



HAL
open science

Modélisation dynamique du trafic et transport de marchandises en ville : vers une approche combinée

Clélia Lopez

► **To cite this version:**

Clélia Lopez. Modélisation dynamique du trafic et transport de marchandises en ville : vers une approche combinée. Infrastructures de transport. Université de Lyon, 2017. Français. NNT : 2017LY-SET009 . tel-01684233

HAL Id: tel-01684233

<https://theses.hal.science/tel-01684233v1>

Submitted on 15 Jan 2018

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 : 2017LYSET009

THESE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE LYON
opérée au sein du
LICIT (Laboratoire d'Ingénierie Circulation Transport), unité mixte ENTPE/IFSTTAR

Ecole Doctorale N° 162
Mécanique Energétique Génie Civil Acoustique

Spécialité / discipline de doctorat : Génie Civil

Soutenue publiquement le 01/12/2017, par :

Clélia Lopez

**Modélisation dynamique du trafic et
Transport de Marchandises en Ville : vers
une approche combinée**

Devant le jury composé de :

Hervé RIVANO	Professeur, HDR (INSA/INRIA)	Rapporteur
Matthieu LERASLE	Chargé de recherche, HDR (Université Paris-Sud)	Rapporteur
Laetitia DABLANC	Directeur de recherche, HDR (SPLOTT/IFSTTAR)	Présidente du jury
Jesus GONZALEZ-FELIU	Chargé de recherche, HDR (École Mines de St-Étienne)	Examineur
Nicolas CHIABAUT	Ingénieur des travaux publics de l'État, HDR (ENTPE)	Directeur de thèse
Ludovic LECLERCQ	Directeur de recherche, HDR (IFSTTAR)	Directeur de thèse

FOLIO ADMINISTRATIF

THESE SOUTENUE DEVANT L'ECOLE NATIONALE DES TRAVAUX PUBLICS DE L'ETAT

NOM : Lopez

DATE de SOUTENANCE : 01/12/2017

Prénoms : Clélia, Poérava

TITRE : Modélisation dynamique du trafic et transport de marchandises en ville : vers une approche combinée

NATURE : Doctorat

Numéro d'ordre : 2017LYSET009

Ecole doctorale : MEGA

Spécialité : Génie Civil

Cote B.I.U. - /

et bis

CLASSE :

RESUME :

Cette thèse propose une modélisation des interactions entre le Transport de Marchandises en Ville (TMV) et la dynamique du trafic. Ces deux composantes, pourtant imbriquées, ne sont que très rarement étudiées simultanément. Plus précisément, cette thèse investigate les impacts du TMV sur les états de trafic ; et inversement, les impacts des états de trafic sur le TMV.

Les recherches s'articulent autour de deux axes : le TMV à l'échelle (i) de la livraison et (ii) de la tournée de livraison, et la dynamique du trafic à l'échelle (iii) d'un jour et (iv) d'un catalogue de jours.

(i) Le TMV réalisé par des véhicules routiers peut engendrer des formes de congestion, et par conséquent des nuisances sonores et atmosphériques. Néanmoins, il s'agit d'un « mal nécessaire » car le transport de ces marchandises est essentiel pour l'économie des villes. Une pratique courante est la livraison en double file. Ces « stationnements sauvages » réduisent l'écoulement des véhicules dans le réseau de transport. Une étude de sensibilité quantitative en simulation microscopique met en lumière une dégradation significative des états de trafic sur un boulevard urbain à partir d'un faible nombre de stationnements en double file. Ces phénomènes locaux et temporaires semblent essentiels à intégrer dans les simulations du trafic afin de d'étudier au mieux les performances globales du système de transport.

(ii) Les tournées de livraison planifiées peuvent être améliorées par l'intégration des conditions de circulation. Les algorithmes existants d'optimisation de tournées se basent sur une certaine qualité et quantité de données. Nous investiguons l'influence de plusieurs niveaux de granularité d'information du trafic sur l'ordonnement optimale des tournées. De plus, nous comparons les temps de parcours estimés par les algorithmes, et les temps de parcours effectifs estimés à l'aide d'une simulation microscopique. Les états de trafic attendus peuvent être sujets à quelques variations. Nous proposons une méthodologie de génération de tournées intégrant de l'incertitude dans la dynamique du trafic.

(iii) À l'échelle de la ville, les états de trafic sont naturellement variables, que ce soit dans l'espace ou au cours du temps. Le partitionnement permet de découper un réseau de transport en zones homogènes. Une zone est définie par un ensemble de liens connectés ayant des conditions de circulation similaires. Nous proposons une approche spatio-temporelle définissant des zones en 3 Dimensions (3D). L'idée est de résumer la majeure partie de la dynamique du trafic d'une ville en utilisant peu d'information : la vitesse moyenne par zone spatio-temporelle. Deux familles de méthodes de *clustering* fondamentalement différentes sont comparées et évaluées. Le cas d'étude est le réseau d'Amsterdam avec des données réelles.

(iv) D'un jour à l'autre, la dynamique du trafic peut être similaire. Nous proposons une méthodologie regroupant les jours par leurs motifs de congestion. L'existence d'une régularité dans les motifs journaliers est introduite par la notion de jour-type. Un jour-type est le jour de référence d'un groupe de jours. Nous validons notre modèle en comparant les temps de parcours effectifs et les temps de parcours estimés par les jours-types. Diverses applications peuvent être raffinées à partir de quelques jours-types, comme l'assistance routière et la génération de tournées.

MOTS-CLES : circulation urbaine, transport de marchandises en ville (TMV), zones 3D, partitionnement de réseaux de transport, modélisation dynamique du trafic, génération de tournées

Laboratoire (s) de recherche : Laboratoire d'Ingénierie Circulation Transport (LICIT, ENTPE/IFSTTAR)

Directeurs de thèse : Nicolas Chiabaut et Ludovic Leclercq

Président de jury : Laetitia Dablanç

Composition du jury :

Hervé RIVANO	Professeur, HDR (INSA/INRIA)	Rapporteur
Matthieu LERASLE	Chargé de recherche, HDR (Université Paris-Sud)	Rapporteur
Laetitia DABLANC	Directeur de recherche, HDR (SPLOTT/IFSTTAR)	Présidente du jury
Jesus GONZALEZ-FELIU	Chargé de recherche, HDR (École Mines de St-Étienne)	Examineur
Nicolas CHIABAUT	Ingénieur des travaux publics de l'État, HDR (ENTPE)	Directeur de thèse
Ludovic LECLERCQ	Directeur de recherche, HDR (IFSTTAR)	Directeur de thèse

Remerciements

En octobre 2014, je décide de profiter de ma jeunesse pour me former à l'exercice exigeant de la recherche doctorale ; car lorsqu'on est jeune, on est fou et on ne se rend pas compte de la difficulté. Trois ans plus tard, cette thèse est en partie le fruit du travail et de la persévérance de moi-même. Pour autant, cette thèse n'aurait pas pu être possible sans l'aide de chacun d'entre vous et je vous en remercie. Plus particulièrement, je souhaite exprimer ma profonde gratitude :

À mes encadrants de thèse

Merci Nico de m'avoir fait confiance pour réaliser cette thèse et de m'avoir encadré du début à la fin. Je suis très honorée d'avoir été ta troisième doctorante. Je te suis aussi reconnaissante d'avoir été favorable à mes objectifs annexes à ma thèse et pourtant complémentaires à l'apprentissage de la recherche. Merci Ludo d'avoir été mon deuxième encadrant. J'ai apprécié ton soutien scientifique et moral. J'ai aussi apprécié travailler avec toi ☺.

À mes membres de mon jury

Merci à mes deux rapporteurs Hervé Rivano et Matthieu Lerasle d'avoir pris de votre temps pour rapporter ma thèse et pour vos commentaires. Merci aussi à Laetitia Dablanc et Jesus Gonzalez-Feliu d'avoir accepté de faire partie de mon jury et pour votre regard sur ma thèse.

À mes collaborateurs

Merci à Panchamy Krishnakumari et Hans Van Lint pour notre collaboration scientifique qui a été pour moi une grande expérience et une source de belles rencontres humaines. Merci à Stéphane Magniol avec qui j'ai eu beaucoup de plaisir à collaborer.

Aux membres de mon laboratoire

J'ai tout d'abord une attention toute particulière pour Nicole. Merci d'avoir été ma partenaire de thèse et pour tous ces moments qui ont fait notre quotidien pendant le doctorat. Merci à Sergio et Guilhem qui m'ont régulièrement aidé dans mes travaux. Merci Cécile d'être là pour l'indispensable support utilisateur du meilleur outil de simulation microscopique du trafic existant. Zhengui, tes corrections de mon anglais sont précieuses et je suis reconnaissante que tu aies accepté chacune de mes sollicitations. Merci Romain pour m'avoir proposé d'intervenir dans ton cours de statistiques. Merci Sonia d'avoir été là en support administratif. Je remercie aussi Nour, Christine, Delphine, Jean, Arthur, Anastasia, Humberto, Gaëlle, Charlotte, Maxime, P-A, Raphaël, Fouad, Jean-Luc, Anne-Christine, Aurélien, Junior, Collette, Angelo, Vincent, Bernard et tous les autres membres actuels ou anciens de mon laboratoire. De plus, je remercie Ding et les membres du laboratoire Transport de TU Delft durant mon séjour pour leur accueil.

À tous les autres

J'éprouve une reconnaissance toute particulière pour Thomas Corregé, qui était le seul durant le début de mes études à s'intéresser à mon orientation et m'a motivé à continuer dans mon domaine. Julien Velcin et Jairo Culgiari font partie de ces professeurs qui ont été une source d'inspiration pour moi. Enfin, merci à David Guilbert et Cédric Le Bastard, mes maîtres de stage m'ayant connu cherchant une thèse.

À ma famille et mes amis

Merci papa et maman de m'avoir toujours encouragé et aidé à faire le maximum d'études. Anaëlle, je te souhaite tout le courage et la chance nécessaire pour aller au bout de tes rêves. J'embrasse le reste de ma famille et mes amis de Tahiti et de France. Et pour finir, mes plus tendres pensées vont à l'homme qui fait pétiller mon quotidien. Etienne, merci de faire partie de ma vie. Merci profondément pour ton aide et ton amour. T'es génial ♥.

Résumé

Cette thèse propose une modélisation des interactions entre le Transport de Marchandises en Ville (TMV) et la dynamique du trafic. Ces deux composantes, pourtant imbriquées, ne sont que très rarement étudiées simultanément. Plus précisément, cette thèse investigate les impacts du TMV sur les états de trafic ; et inversement, les impacts des états de trafic sur le TMV.

Les recherches s'articulent autour de deux axes : le TMV à l'échelle (i) de la livraison et (ii) de la tournée de livraison, et la dynamique du trafic à l'échelle (iii) d'un jour et (iv) d'un catalogue de jours.

(i) Le TMV réalisé par des véhicules routiers peut engendrer des formes de congestion, et par conséquent des nuisances sonores et atmosphériques. Néanmoins, il s'agit d'un « mal nécessaire » car le transport de ces marchandises est essentiel pour l'économie des villes. Une pratique courante est la livraison en double file. Ces « stationnements sauvages » réduisent l'écoulement des véhicules dans le réseau de transport. Une étude de sensibilité quantitative en simulation microscopique met en lumière une dégradation significative des états de trafic sur un boulevard urbain à partir d'un faible nombre de stationnements en double file. Ces phénomènes locaux et temporaires semblent essentiels à intégrer dans les simulations du trafic afin d'étudier au mieux les performances globales du système de transport.

(ii) Les tournées de livraison planifiées peuvent être améliorées par l'intégration des conditions de circulation. Les algorithmes existants d'optimisation de tournées se basent sur une certaine qualité et quantité de données. Nous investiguons l'influence de plusieurs niveaux de granularité d'information du trafic sur l'ordonnancement optimale des tournées. De plus, nous comparons les temps de parcours estimés par les algorithmes, et les temps de parcours effectifs estimés à l'aide d'une simulation microscopique. Les états de trafic attendus peuvent être sujets à quelques variations. Nous proposons une méthodologie de génération de tournées intégrant de l'incertitude dans la dynamique du trafic.

(iii) À l'échelle de la ville, les états de trafic sont naturellement variables, que ce soit dans l'espace ou au cours du temps. Le partitionnement permet de découper un réseau de transport en zones homogènes. Une zone est définie par un ensemble de liens connectés ayant des conditions de circulation similaires. Nous proposons une approche spatio-temporelle définissant des zones en 3 Dimensions (3D). L'idée est de résumer la majeure partie de la dynamique du trafic d'une ville en utilisant peu d'information : la vitesse moyenne par zone spatio-temporelle. Deux familles de méthodes de *clustering* fondamentalement différentes sont comparées et évaluées. Le cas d'étude est le réseau d'Amsterdam avec des données réelles.

(iv) D'un jour à l'autre, la dynamique du trafic peut être similaire. Nous proposons une méthodologie regroupant les jours par leurs motifs de congestion. L'existence d'une régularité dans les motifs journaliers est introduite par la notion de *jour-type*. Un jour-type est le jour de référence d'un groupe de jours. Nous validons notre modèle en comparant les temps de parcours effectifs et les temps de

parcours estimés par les jours-types. Diverses applications peuvent être raffinées à partir de quelques jours-types, comme l'assistance routière et la génération de tournées.

Abstract

The goal of this thesis is to investigate the interactions between urban freight and traffic dynamics. Although both are interconnected, they have rarely been studied considering a combined approach. In particular, this research focuses specifically on investigating the dual effects of the urban freights on traffic dynamics and vice-versa.

This research focuses on two axes: the urban freight at the scale of (i) the delivery and (ii) the delivery route, and traffic dynamic at the scale of (iii) a day and (iv) a set of days.

(i) The delivery of goods carried by vehicles can produce traffic congestion, noise and air pollution. Nevertheless, the transport of goods is essential for the cities economics. Double parking is a common way for delivery trucks. This illegal parking reduces the vehicle capacity of the transportation network. A sensitivity analysis using a microscopic traffic simulation model for urban freight highlights a significant decrease of the traffic conditions on an urban corridor considering a low number of double parking. These local and temporal phenomena should be integrated in the traffic simulation to better study the overall performance of the transportation system.

(ii) The delivery route planner can be improved by integrating traffic conditions. Route optimization algorithms are based on the quality and quantity of available data. We investigate the influence of several levels of granularity on traffic information data for the optimal route scheduling. Moreover, we compare the travel time estimated by algorithms and the effective travel time estimated by a microscopic simulation. In addition, the expected traffic conditions can be subject to variations. We propose a methodology to estimate the delivery route planning that integrates traffic dynamics uncertainty.

(iii) At the city level, traffic conditions vary across space and time. The partitioning of urban transportation networks makes it possible to identify homogeneous zones. that are defined by a set of connected links with similar traffic conditions. We propose a spatial and temporal approach to define 3D zones. The idea is to summarize the majority of the traffic dynamics of a given city using few information: the mean speed per spatial and temporal zone. Two fundamentally different methods of clustering are compared and evaluated. The study case is the Amsterdam network with its real-world traffic data.

(iv) From day to day, the traffic dynamic can be similar. We propose a methodology to group days by their similar congestion patterns. The existence of a regularity on daily patterns is introduced by a *consensual speed map*, that is the reference day representing a group of days. We validate our model using effective travel time and estimated ones given by the consensual speed maps. Numerous applications can be refined from a couple of consensual speed maps, such as route guidance and delivery route planning.

Sommaire

REMERCIEMENTS
RESUME
ABSTRACT.....
SOMMAIRE.....
LISTE DES ARTICLES ET COMMUNICATIONS
INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE 1 .QUANTIFICATION DES IMPACTS DES LIVRAISONS DOUBLE FILE SUR LE TRAFIC.....	5
1.1 INTRODUCTION.....	6
1.2 ÉTAT DE L'ART.....	9
1.3 USAGE DE LA SIMULATION DYNAMIQUE POUR EVALUER DES SCENARIOS	11
1.3.1 <i>Cas d'étude</i>	11
1.3.2 <i>Simulation dynamique du trafic</i>	12
1.3.3 <i>Outil macroscopique : le MFD</i>	15
1.4 ÉTUDE SYSTEMATIQUE DE L'IMPACT DU TMV	16
1.4.1 <i>Prise en compte exogène du TMV par les stationnements en double file</i>	16
1.4.2 <i>Indicateurs</i>	17
1.4.3 <i>Résultats</i>	18
1.5 APPLICATION A UN CAS REALISTE : LE COURS LAFAYETTE.....	22
1.5.1 <i>Estimation microscopique de la demande logistique</i>	22
1.5.2 <i>Scénarisation</i>	24
1.5.3 <i>Résultats</i>	25
1.6 DISCUSSION.....	26
1.7 CONCLUSION.....	27
CHAPITRE 2	PARTITIONNEMENT SPATIO-TEMPOREL DE RESEAUX DE TRANSPORT.....
2.1 INTRODUCTION.....	30
2.2 ÉTAT DE L'ART.....	33
2.2.1 <i>Positionnement sur le partitionnement de réseaux de transport</i>	33
2.2.2 <i>Corpus scientifique</i>	35
2.3 METHODOLOGIE.....	36
2.3.1 <i>Méthodes de partitionnement basé sur les graphes</i>	37
2.3.1.1 <i>NCut</i>	37
2.3.1.2 <i>La similarité des snakes</i>	42
2.3.1.3 <i>Étude de sensibilité du point de séparation bipartitionnant</i>	49
2.3.2 <i>Méthodes de partitionnement basé sur les individus</i>	50

2.3.2.1	DBSCAN.....	50
2.3.2.2	k-means	51
2.3.2.3	GNG	52
2.3.3	<i>Algorithme de post-traitement</i>	53
2.3.4	<i>Indicateurs</i>	57
2.3.4.1	Métriques.....	57
2.3.4.2	Évaluation systématique.....	58
2.4	CAS D'ETUDE	59
2.4.1	<i>Méthode d'estimation des vitesses</i>	59
2.4.1.1	Filtrage des données	60
2.4.1.2	Estimation des vitesses agrégées.....	61
2.4.1.3	Sélection des données.....	63
2.4.2	<i>Construction du réseau basé sur un environnement SIG</i>	64
2.5	RESULTATS ET ANALYSE	67
2.5.1	<i>Pour un jour donné</i>	67
2.5.2	<i>Pour tous les jours</i>	71
2.6	CONCLUSION.....	73

CHAPITRE 3 ...ESTIMATION DE TEMPS DE PARCOURS PAR MAPPAGE TEMPS REEL
..... **75**

3.1	INTRODUCTION.....	76
3.2	<i>CLUSTERING DES JOURS</i>	78
3.2.1	<i>Positionnement sur les méthodes de classification</i>	78
3.2.1.1	Classification basée sur un nuage de points	78
3.2.1.2	Classification basée sur la géométrie	80
3.2.1.3	Classification basée sur les partitions.....	81
3.2.2	<i>Méthodologie</i>	84
3.2.2.1	Similarité entre deux partitions	84
3.2.2.2	Classification de partitions	84
3.2.3	<i>Indicateur</i>	85
3.2.4	<i>Cas d'étude</i>	86
3.2.5	<i>Résultats et analyse</i>	88
3.3	CLASSIFIER UN NOUVEAU JOUR	90
3.3.1	<i>État de l'art du consensus clustering</i>	90
3.3.2	<i>Méthodologie</i>	91
3.3.2.1	Élaboration de jours-types.....	91
3.3.2.2	Mapper un nouveau jour	93
3.3.2.3	Raffinage des temps de parcours.....	95
3.3.3	<i>Indicateurs</i>	96
3.3.3.1	Performances du mappage temps réel.....	96
3.3.3.2	Performances de l'estimation des temps de parcours.....	97
3.3.4	<i>Résultats et analyse</i>	98
3.4	CONCLUSION ET PERSPECTIVES	102

CHAPITRE 4 RAFFINEMENT DE GENERATION DE TOURNEES PAR LA DYNAMIQUE DU TRAFIC	103
4.1 INTRODUCTION.....	104
4.2 ÉLÉMENTS D'INTRODUCTION A LA GENERATION DE TOURNEES	105
4.2.1 <i>Le problème du voyageur de commerce (TSP)</i>	105
4.2.2 <i>Problème de tournées de véhicules (VRP)</i>	106
4.2.3 <i>Les principales contraintes</i>	107
4.2.4 <i>Les résolutions des problèmes par contraintes</i>	108
4.3 METHODOLOGIE.....	109
4.3.1 <i>Utilisation d'algorithme de résolution du TSP existant</i>	109
4.3.2 <i>Évolution des temps de parcours dans la fonction</i>	111
4.4 IMPACT DES NIVEAUX D'INFORMATION SUR LES TOURNEES	112
4.4.1 <i>Scénarisation</i>	112
4.4.2 <i>Cas d'étude</i>	113
4.4.3 <i>Résultats et analyse</i>	114
4.5 UTILISATION OPERATIONNELLE DE ZONES SPATIO-TEMPORELLES	116
4.5.1 <i>Cas d'étude</i>	116
4.5.2 <i>Scénarisation</i>	117
4.5.3 <i>Indicateur</i>	117
4.5.4 <i>Résultats et analyse</i>	118
4.5.5 <i>Introduction de l'incertitude dans la génération de tournées</i>	119
4.6 CONCLUSION ET PERSPECTIVES	120
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	123
LE TRAFIC URBAIN ET LE TMV : DEUX MODELES IMBRIQUES	123
PERSPECTIVE N°1 : DEVELOPPEMENT D'UN INDICATEUR BASE SUR LES MOTIFS DE ZONES	124
PERSPECTIVE N°2 : LE PARTITIONNEMENT BASE SUR LA DENSITE D'OBJETS	124
PERSPECTIVE N°3 : LE TEMPS DE RECHERCHE D'AIRES DE LIVRAISON	126
PERSPECTIVE N°4 : EVALUATION DE LA MUTUALISATION PAR LE <i>CLUSTERING</i> DE TOURNEES	126
LISTE DES NOTATIONS	131
LISTE DES ABREVIATIONS	133
LISTE DES TABLEAUX.....	134
LISTE DES FIGURES	135
REFERENCES.....	140

Liste des articles et communications

Articles en revues internationales avec comité de lecture

- **Lopez, C.**, Krishnakumari, P., Leclercq, L., Chiabaut, N., van Lint, H., 2017. Spatio-temporal Partitioning of Transportation Network using Travel Time data. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2623.
- **Lopez, C.**, Leclercq, L., Krishnakumari, P., Chiabaut, N., van Lint, H., 2017. Revealing the day-to-day regularity of urban congestion patterns with 3D speed maps. Scientific Reports, 7, 14029.

Communications avec actes dans un congrès international

- Chiabaut, N., **Lopez, C.**, Leclercq, L., 2016. Evaluation of the performance of an urban freight system using a Multi-use Lane Arterial. 95th Annual Meeting of the Transportation Research Board, 16-0167.
- **Lopez, C.**, Gonzalez-Feliu, J., Chiabaut, N., Leclercq, L., 2016. Assessing the impacts of goods deliveries' double line parking on the overall traffic under realistic conditions. The International Conference on Information systems, Logistics and Supply chain (ILS), Bordeaux, France.
- **Lopez, C.**, Krishnakumari, P., Leclercq, L., Chiabaut, N., van Lint, H., 2017. Spatio-temporal Partitioning of Transportation Network using Travel Time data. 96th Annual meeting of Transportation Research Board, 17-01911.

Autres communications sans acte

- **Lopez, C.**, 2015. Effets des livraisons en double file sur la circulation urbaine. Journée « Doctoriales COSYS », organisée par l'IFSTTAR, Marne-La-Vallée, France, 6 et 7 juillet 2015.
- **Lopez, C.**, 2015. Modélisation dynamique du trafic et logistique urbaine : vers une approche combinée. 20ème journée doctorale de l'Association Française des Instituts de Transport et de Logistique, organisée par l'AFITL, Marne-La-Vallée, France, 1 octobre 2015.
- **Lopez, C.**, 2016. Modélisation dynamique du trafic et logistique urbaine : vers une approche combinée. Journée « Mobilité », organisée par le pôle de compétitivité Lyon Urban Trucks and Bus (LUTB), Vaulx-en-Velin, France, 21 juin 2016.

Introduction générale

Le Transport de Marchandises en Ville (TMV) a donné lieu à de nombreux travaux induisant de fait plusieurs définitions de la logistique urbaine (OCDE, 2004 ; ADEME, 2010 ; Laubard et Lissorgues, 2010 ; PIPAME, 2009). La plupart de ces travaux s'accordent autour d'un ensemble de flux de marchandises entrants (livraisons) et sortants (enlèvements) d'une ville ou d'une agglomération. Le transport de ces marchandises est essentiel pour l'économie des centres villes (Ma, 2001). Leurs vitalités économiques dépendent d'ailleurs fortement de leur habilité à gérer le TMV (Cherrett *et al.*, 2012 ; Hensher et Figliozzi, 2007). Le TMV peut être par ailleurs qualifié de « mal nécessaire » car ses effets négatifs sont divers, tels que l'augmentation de la congestion, de l'émission de polluants atmosphériques, de l'insécurité routière et de nuisances sonores (Dablanc, 2008 ; Crainic *et al.*, 2009 ; Dell'Amico et Hadjidimitriou, 2012).

Plus particulièrement, les états congestionnés dégradent l'écoulement du trafic, entraînant des itinéraires plus longs pour les usagers, incluant les chauffeurs-livreurs. En effet, cette augmentation du temps de parcours induit une augmentation de la consommation de carburant, du temps de livraison et donc une réduction du nombre de clients pouvant être livrés dans un problème à contraintes multiples (horaires d'ouvertures des magasins, capacité maximale des véhicules, *etc.*). Les congestions impactent aussi bien les délais de livraison que la fiabilité des horaires prévus, deux indicateurs classiques de performance du TMV (Sankaran et Wood, 2005). Prendre en compte la dynamique des états de trafic semble un avantage non négligeable pour les transporteurs afin d'éviter les zones congestionnées et d'optimiser les tournées à réaliser.

Pour que le système de transport soit optimal, l'écoulement du trafic doit être maintenu à un état fluide. Afin d'optimiser l'infrastructure existante, les gestionnaires doivent pouvoir connaître le fonctionnement actuel du système de transport et anticiper les tendances futures (changement de mode, évolution de la mobilité, *etc.*). Généralement, une action de régulation en faveur d'un mode de transport diminue les performances des autres modes de transport. Les compromis favorables à la fois aux véhicules particuliers et aux chauffeurs livreurs semblent difficiles à trouver. Pour autant, la connaissance des interactions pouvant exister entre ces deux modes permettrait de réaliser des choix de régulation éclairés.

Cette thèse traite des interactions entre la modélisation dynamique du trafic et le TMV. L'approche méthodologique vise à combiner des éléments de la modélisation du trafic à des éléments du domaine du TMV afin d'intégrer chacun de ces deux systèmes de transport l'un à l'autre (*cf.* Figure 1).

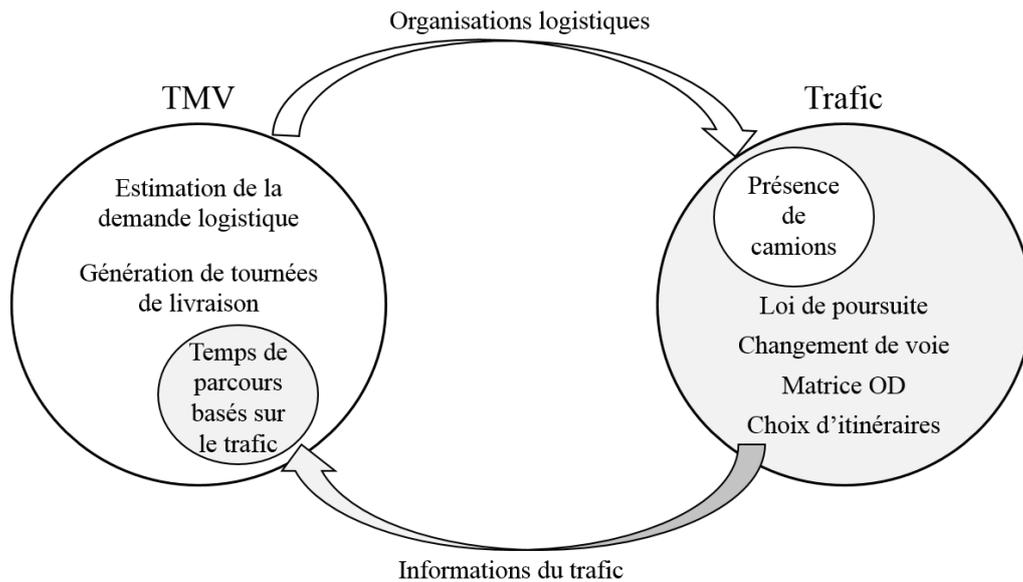


Figure 1 - Intégration imbriquée des deux modèles : de TMV et de trafic

(i) D'une part, les organisations logistiques et les stratégies de régulation du TMV sont prises en compte dans la modélisation dynamique du trafic. L'utilisation de la modélisation permet d'évaluer *ex-ante* des solutions d'aménagements possibles. Malgré une littérature dense sur les composantes des modèles d'écoulement du trafic (loi de poursuite, modèle de changement de voie, affectation, *etc.*), la plupart des modèles de simulation microscopique ne prennent pas ou peu en compte le TMV. De ce fait, ces modèles actuels sous-estiment les temps de parcours des véhicules, en particulier pendant les périodes de forte demande. L'intégration de modèle de TMV dans la simulation microscopique du trafic apporte donc un nouveau socle de compréhensions.

(ii) D'autre part, la dynamique du trafic est intégrée dans des algorithmes de génération de tournées de livraison. Il s'agit d'y incorporer des informations propres à la dynamique du trafic telles que les temps de parcours issus de simulation. En effet, malgré l'existence de logiciels commerciaux d'optimisation de génération de tournées, ceux-ci ne prennent que très rarement en compte les conditions de trafic. Ils se basent essentiellement sur une analyse statistique des données historiques et n'ont pas recours à la modélisation physique. Pourtant, intégrer la dynamique du trafic dans les algorithmes de génération de tournées permettrait d'améliorer les prévisions des tournées.

Pour autant, la capture des informations des états de trafic est requise pour ces deux directions d'études. En effet, la définition d'indicateurs du trafic est nécessaire, aussi bien pour (i) mesurer l'impact du TMV sur le trafic, que pour (ii) intégrer ces informations dans la génération de tournées. Notre périmètre d'étude considère trois axes d'analyses : la granularité d'informations, la dimension spatiale et la dimension temporelle. Le choix des niveaux de ces échelles soulève par ailleurs une attention particulière (*cf.* Figure 2).

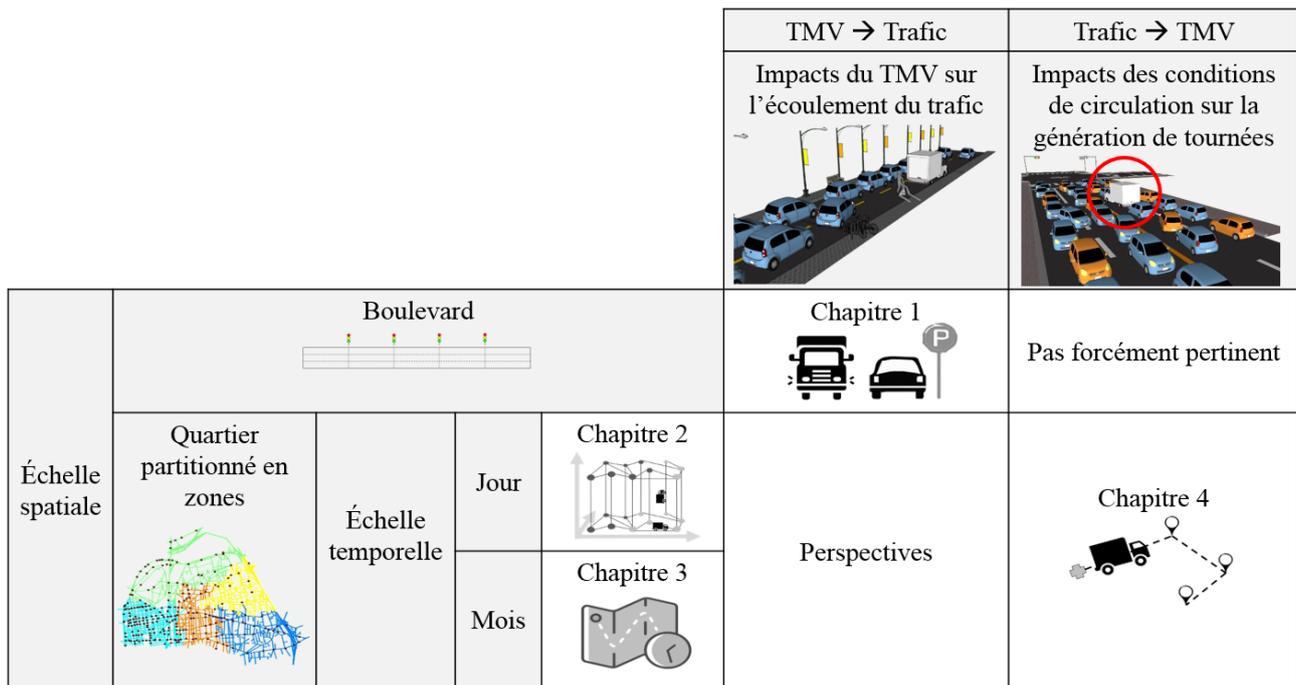


Figure 2 - Schéma des axes de recherches

Dans un premier temps, le Chapitre 1 mesure l'impact du TMV sur l'écoulement du trafic à l'échelle d'un boulevard en simulation microscopique. Un axe structurant à feux constitue l'échelle de contrôle la plus fine pour les gestionnaires des villes. Considérer cette échelle spatiale permet de poser un premier socle de compréhension des phénomènes. Deux niveaux de granularité des informations du trafic sont utilisés : à l'échelle fine par la variabilité des temps de parcours et à l'échelle agrégée par la concentration et le débit moyen par période de 15 minutes. Les performances du boulevard Lafayette à Lyon sont quantifiées sous un nombre de mouvements logistiques réalistes, valorisées dans [Lopez et al. \(2016\)](#). De plus, les performances de l'axe structurant sont analysées sous plusieurs situations. Cette étude a permis d'identifier des plages d'allocation d'une voie pour les livraisons en double file, faisant l'objet d'une communication dans [Chiabaut et al. \(2016\)](#).

Par la suite, le Chapitre 2 étudie des méthodes de partitionnement de réseaux de transport permettant d'identifier quelques zones homogènes. Une zone est un ensemble de liens connectés ayant des conditions de circulation similaires. Il s'agit d'une échelle spatiale à mi-chemin entre l'axe structurant et le quartier. En effet, le quartier peut être caractérisé par des états de trafic hétérogènes. Plus précisément, les conditions de circulation sont variables spatialement, mais aussi au cours de la journée. Considérer une approche spatio-temporelle de partitionnement (réseau spatial réitéré à plusieurs couches temporelles) permet de capturer la dynamique du trafic par quelques zones 3D. Une comparaison de trois méthodes de partitionnement spatio-temporel est réalisée dans la communication [Lopez et al. \(2017a\)](#). Cette recherche fut l'occasion d'une collaboration avec le département Transport and Planning de l'Université Technologique de Delft (TU Delft), et plus particulièrement avec les collaborateurs Hans van Lint et Panchamy Krishnakumari.

Quelques zones 3D pouvant constituer une mesure de la dynamique des états de trafic, le Chapitre 3 s'intéresse à la régularité de cette mesure à travers les jours. Une étude systématique des motifs des zones 3D pour 35 jours a permis de grouper les jours similaires ensemble. Cette similarité inter-

groupes a fait émerger la notion de *jour-type*, où les zones 3D de quelques jours-types peuvent représenter correctement l'échantillon. Cette notion a été valorisée dans [Lopez et al. \(2017b\)](#). Cette échelle temporelle est notamment intéressante pour le raffinement d'algorithmes d'assistance routière ou de génération de tournées, où les zones 3D correspondent non pas au jour donné, mais à son jour-type. En effet, les zones 3D étant une mesure agrégée des états du trafic d'un jour donné, elle n'est disponible pour ce jour qu'après la collecte entière des données.

Enfin, le Chapitre 4 analyse les prévisions de tournées sous différents niveaux d'information du trafic. Nous mesurons le biais entre le temps de parcours estimé par un algorithme de tournée, et le temps de parcours effectif en simulation microscopique. Ce biais est dû à la quantité et la qualité d'information données dans l'algorithme. En conséquence, la précision de l'estimation du temps de parcours varie. Les différents niveaux de granularité d'information seront évalués où l'utilisation de zones 3D se présente comme une échelle permettant de représenter la majorité de la dynamique du trafic par une faible quantité d'information.



Chapitre 1 Quantification des impacts des livraisons double file sur le trafic

1.1	INTRODUCTION.....	6
1.2	ÉTAT DE L'ART.....	9
1.3	USAGE DE LA SIMULATION DYNAMIQUE POUR EVALUER DES SCENARIOS.....	11
1.3.1	<i>Cas d'étude</i>	11
1.3.2	<i>Simulation dynamique du trafic</i>	12
1.3.3	<i>Outil macroscopique : le MFD</i>	15
1.4	ÉTUDE SYSTEMATIQUE DE L'IMPACT DU TMV.....	16
1.4.1	<i>Prise en compte exogène du TMV par les stationnements en double file</i>	16
1.4.2	<i>Indicateurs</i>	17
1.4.3	<i>Résultats</i>	18
1.5	APPLICATION A UN CAS REALISTE : LE COURS LAFAYETTE.....	22
1.5.1	<i>Estimation microscopique de la demande logistique</i>	22
1.5.2	<i>Scénarisation</i>	24
1.5.3	<i>Résultats</i>	25
1.6	DISCUSSION.....	26
1.7	CONCLUSION.....	27

Dans ce chapitre, nous étudions les potentiels impacts du Transport de Marchandises en Ville (TMV) sur l'écoulement du trafic en milieu urbain. Les camions de livraison peuvent affecter la circulation urbaine de deux manières : (i) par leurs vitesses lentes (réduction mobile de la capacité) et (ii) par leurs livraisons réalisées en stationnement double file (réduction fixe de la capacité). La simulation microscopique est utilisée pour analyser systématiquement les impacts du TMV sur le trafic. En effet, malgré une connaissance théorique conséquente sur les phénomènes de réductions fixes et mobiles de la capacité, peu de travaux étudient une succession de ces phénomènes représentatifs des mouvements de TVM. Un modèle de demande logistique est utilisé pour estimer les mouvements réalisés sur le boulevard Lafayette à Lyon où nous quantifions leurs effets sur le trafic (Lopez *et al.*, 2016). Parmi les différentes solutions de gestion du TMV, nous nous intéressons à la voirie multi-usages. Une voie est réservée pour les livraisons où nous identifions des situations d'allocation maximisant les performances globales du trafic (Chiabaut *et al.*, 2016).

1.1 Introduction

Le stationnement en double file est une pratique illégale et pourtant couramment observée dans les centres villes. Cette pratique réalisée tant par les Véhicules Légers (VL) que les Poids Lourds (PL) permet de s'affranchir du temps de recherche d'une aire de livraison ou d'une place de stationnement disponible et du temps de manœuvre de stationnement. En effet, le nombre de places de stationnement est limité par la configuration de l'espace urbain. La réduction de l'offre de stationnement peut être motivée par une volonté de favoriser d'autres modes de transport. En effet, une relation entre le parking et le trafic automobile est communément acceptée où limiter le nombre de places de parking découragerait l'usage des véhicules particuliers (Marsden, 2006). Pour les PL, d'autres composantes peuvent les amener à stationner en double file : (i) l'existence, (ii) l'occupation et (iii) la longueur des Aires de Livraison (AL). Notons que la terminologie de PL est ici une généralisation, où les véhicules transportant des marchandises peuvent être des PL (usuellement utilisés en compte d'autrui) ou des VL (pouvant être utilisés en compte propres). (i) Les AL sont des espaces hors voiries dédiées pour les PL livrant et collectant de la marchandise. Ces AL tendent à suivre l'économie des centres villes. Plus particulièrement l'activité *Business to Business* (livraisons des établissements) est déterminante dans la localisation des AL. Or, l'économie est dynamique dans le temps et dans l'espace. De nouvelles zones commerçantes peuvent émerger tandis que d'autres zones commerçantes peuvent être désertées. Malheureusement, des AL peuvent finir par se retrouver dans des zones d'habitation et peu de AL peuvent être aussi dénombrées dans de nouvelles zones commerçantes. Le maintien de l'offre d'AL suivant la dynamique de l'économie est un défi pour les gestionnaires des villes. De plus, une consommation de plus en plus importante de e-commerce (*Business to Consumer*) augmente la demande de livraisons en zone d'habitation. (ii) Une AL peut être déjà occupée par un autre PL, ou illégalement par un VL. La recherche d'une nouvelle AL est donc nécessaire. Au final, le temps de recherche dépendra de la probabilité générale de trouver une AL disponible et de la densité d'AL dans la zone donnée. (iii) La longueur des AL est une contrainte pour les PL de taille variable, allant de l'utilitaire au 3,5 tonnes. Ainsi, une AL doit avoir une longueur égale ou supérieure à la taille du camion, où une marge est notamment nécessaire pour l'utilisation d'un hayon.

Les stationnements en double file ont divers impacts qui tendent à augmenter : (i) la congestion, (ii) la pollution et (iii) l'insécurité. (i) La Figure 3 illustre un phénomène de congestion générée par un PL stationné en double file. Ces états congestionnés induisent des retards dans les temps de parcours, pour tous les modes de transport de surface (les VL mais aussi les transports en commun et les PL par exemple). Ainsi, les PL peuvent eux-mêmes être impactés par les formes de congestion générées en partie par leur pratique. Ces effets peuvent réduire le nombre de clients pouvant être livrés par tournée, augmenter les flottes de véhicules nécessaires pour répondre à l'offre et diminuer les bénéfices des transporteurs. (ii) De plus, les stationnements en double file peuvent augmenter les émissions de polluants atmosphériques. En effet, les réductions des capacités augmentent la variabilité des vitesses, qui est une variable prédominante pour estimer l'émission de polluants atmosphériques. Les deux polluants les plus usuellement utilisés sont le CO_2 permettant de mesurer les impacts sur le réchauffement climatique et le NOX permettant de mesurer les impacts sur la santé. (iii) Enfin, les chargements et les déchargements de marchandises sur la voirie sont une

pratique non sécurisée, où le chauffeur-livreur se met en danger en évoluant sur les voies réservées à la circulation routière.

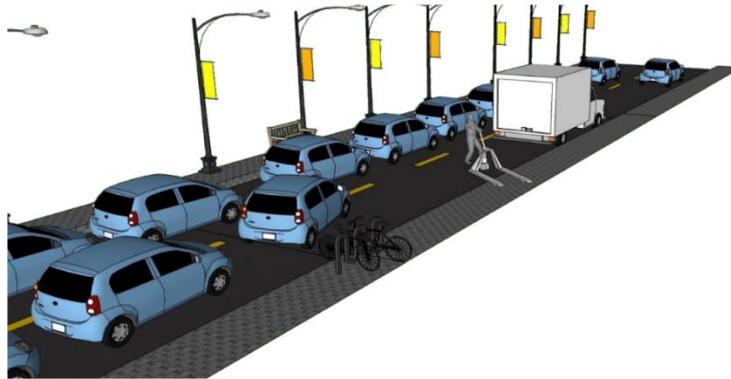


Figure 3 - Illustration d'une livraison en double file

De nombreuses solutions peuvent être mises en place pour réduire les stationnements en double file engendrés par le TMV. [Muñuzuri et al. \(2005\)](#) proposent une revue détaillée des solutions ou initiatives dont les gestionnaires des villes pourraient se saisir afin de favoriser le TMV. Les auteurs identifient cinq types de solution par rapport à leur domaine d'application : (i) les infrastructures publiques, comme les Centres de Distribution Unifiés (CDU), permettent la mutualisation des plateformes logistiques ([Allen et al., 2012](#)), et donc la limitation du nombre de chargements et de déchargements ; (ii) la gestion de l'utilisation de la voirie, comme la voie multi-usages ; (iii) les conditions d'accès, comme les taxes ([Holguin-Veras et al., 2006](#)), les livraisons nocturnes ([Holguin-Veras et al., 2012](#)), les systèmes de réservation des aires de livraison ; (iv) la gestion du trafic, comme les informations disponibles sur les états de trafic en temps réel et (v) les incitations et mises en vigueur, comme les véhicules à faibles émissions.

Une première approche pour évaluer ces solutions est la comparaison entre la situation réelle avant et après leur mise en vigueur. Les enquêtes sont souvent utilisées afin de mesurer des situations données. Or, de nombreux phénomènes sont combinés dans une situation réelle, *e.g.* la météorologie, les événements spéciaux, les accidents ou les travaux. Ces variables non contrôlées peuvent biaiser ces mesures. Nous identifions deux inconvénients à cette approche : (i) le coût des enquêtes reste souvent conséquent, notamment pour atteindre une taille d'échantillon représentatif de la population et (ii) les performances d'une solution ne sont mesurables qu'après sa mise en place.

Une deuxième approche permet d'évaluer *ex-ante* les solutions de gestion du trafic, *i.e.* avant leurs implémentations. L'utilisation de la simulation du trafic permet de reproduire une situation initiale et d'intégrer différentes situations. Les composants du trafic sont contrôlés (les paramètres des feux, le taux de changement de voie, la vitesse libre). Sa résolution microscopique permet de simuler le niveau le plus fin d'information du trafic : les trajectoires des véhicules individuels. Utiliser le niveau d'agrégation le plus fin permet de remonter les échelles spatiales et temporelles pour des informations du trafic plus agrégées, telles que la concentration et le débit moyens par zone spatio-temporelle.

Nous proposons une étude des effets du TMV sur les conditions de circulation routière. Nous utilisons la simulation microscopique du trafic où nous intégrons les modèles de TMV. Nous identifions deux niveaux d'étude de la propagation des effets négatifs du TMV : à l'échelle d'un

boulevard urbain et à l'échelle supérieure du quartier ou d'une ville. Ces deux niveaux d'étude permettent de considérer la structure d'une tournée par un premier niveau « fait », étant une livraison, puis par un deuxième niveau « séquence de faits », étant une tournée de livraison. Les échelles spatiales sont intrinsèquement liées avec les deux niveaux du TMV. En effet, une tournée opérationnelle semble peu applicable à l'échelle d'un boulevard urbain.

Ce chapitre étudie le premier niveau de TMV (la livraison) à la première échelle spatiale afin d'isoler certains paramètres dans l'environnement complexe qu'est le réseau de transport. Étudier les impacts des livraisons en double file à l'échelle la plus fine permet une bonne compréhension des phénomènes dans un espace réduit. Les phénomènes au niveau du lien ne se propagent pas nécessairement au niveau du réseau. Ainsi, un niveau spatial plus élevé tend à lisser les impacts locaux et temporaires des livraisons en double file.

Nous définissons un ensemble de livraisons par trois variables : le nombre de camions, leurs temps de stationnement et leurs lieux de livraison. Ces variables peuvent être calées par des données réelles ou par une étude de sensibilité. Plus particulièrement, le niveau d'agrégation des informations collectées varie selon le type d'enquête et la finesse des informations disponibles. Pour des données agrégées, la modélisation microscopique du TMV sur un boulevard urbain nécessite une méthode descendante (en anglais *top-down*). Nous proposons ainsi une méthode permettant l'estimation microscopique des livraisons basée sur des informations macroscopiques.

Une analyse des impacts des stationnements en double file de PL sur l'écoulement du trafic en simulation microscopique apporterait un socle de compréhension de ces phénomènes locaux et temporaires. En effet, la plupart des modèles de simulation microscopique du trafic ne prennent que peu ou pas en compte le parking. Le parking, qu'il soit en site propre, sur le bas-côté ou en double file est souvent omis. Néanmoins, ces activités de stationnement font partie intégrante du système de transport multimodal et doivent être considérées. Ainsi, leur omission revient à supposer que ces activités n'ont pas d'effet sur les états de trafic, et en particulier dans les centres villes. La quantification des effets des stationnements en double file sur les conditions de trafic permettrait notamment de mesurer ce biais.

Pour les gestionnaires des villes, l'allocation de l'espace public aux différents usages est un dilemme de plus en plus complexe face aux divers modes, tels que les bus, les taxis, les camions de livraison, les véhicules particuliers, les véhicules autonomes et les parkings. Une solution innovante et pragmatique est le partage de la voirie. Le principe est de réserver les différentes voies aux différents modes dynamiquement dans la journée. Le partage dynamique de la voirie multi-usages pourrait amener à optimiser l'espace et les performances globales du réseau de transport. Nous nous intéressons plus particulièrement à deux modes : les VL et les PL. L'idée est d'identifier des plages temporelles de réservation aux PL maintenant de bonnes performances globales du réseau routier.

1.2 État de l'art

Réduction de capacité fixe due à un stationnement en double file

Une livraison en double file peut se traduire de manière physique par une réduction fixe dans l'espace et temporaire de la capacité (en anglais *fixed bottleneck*). Cet arrêt « sauvage » peut engendrer une remontée de file d'attente dans le cas où la demande est supérieure au débit maximum pouvant dépasser le véhicule stationné. Cette congestion en amont provoque des temps de parcours individuels plus longs et incertains. L'effet de la réduction de capacité sur l'écoulement du trafic a par ailleurs déjà été étudié. Le modèle LWR ([Lighthill et Whitham, 1955](#) ; [Richards, 1956](#)) permet de reproduire simplement la propagation de la congestion due à une telle contrainte.

[Kldefteris et Antoniou \(2013\)](#) étudient en simulation microscopique les impacts des stationnements en double file réalisés par les VL sur le trafic et sur l'environnement (émission de polluants atmosphériques). Les auteurs montrent une augmentation de 10 à 15% des vitesses si les phénomènes de double file étaient limités. De plus, leurs résultats présentent une diminution de 15% et de 20% des retards et des temps d'arrêt respectivement. Dans le cas où les stationnements en double file seraient strictement absents (par exemple par des stratégies de sanction ou de prévention), la vitesse moyenne peut augmenter de 44% et les délais et les temps d'arrêt peuvent diminuer de 33% et 47% respectivement.

Réduction mobile de capacité due à un véhicule lent

De plus, le phénomène de véhicules lents appelé *moving bottleneck* en anglais contraint le débit de véhicules. Une littérature assez dense étudie ce phénomène ([Gazis et Herman, 1992](#) ; [Newell, 1998](#) ; [Muñoz et Daganzo, 2002](#) ; [Leclercq et al., 2004](#) ; [Chanut, 2005](#) ; [Daganzo et Laval, 2005](#) ; [Juran et al., 2009](#) ; [Chiabaut et al., 2012](#)). Le *moving bottleneck* peut se traduire par une vitesse moindre des gros véhicules, par la recherche de place de stationnement pour les VL ou les PL, ou encore par les décélérations moins prononcées de bus ([Chiabaut et al., 2012](#)) ou de PL. La recherche de parking est communément caractérisée par une vitesse réduite du véhicule. De nombreux travaux étudient l'impact négatif de la recherche de parking VL sur l'écoulement du trafic ([Horni et al., 2013](#) ; [Leclercq et al., 2017](#)). [Simicevic \(2014\)](#) étudie l'impact d'une stratégie de rotation de parking à court terme sur la capacité d'une intersection à feux. La capacité est calculée analytiquement à partir des formules du Highway Capacity Manual (HCM) ([Transportation Research Board, 2000](#)). Les résultats montrent une capacité variant jusqu'à 27% en fonction du prix du parking fixé et du temps limite donné.

Voie multi-usages

La voie multi-usages (en anglais *Multi-Use Lane*) consiste à allouer une voie donnée à différents modes de transport au cours de la journée. Plusieurs tests concluants ont émergé dans des villes innovantes (e.g. Barcelone ([European Union INTERREG IVG, 2011](#)) et Bilbao ([JPIsla Logistica, 2010](#))).

L'allocation de la voirie aux différents modes est dynamique. En effet, la demande journalière de chaque mode est temporellement hétérogène. Une plage optimale d'allocation de la voie réservée aux PL peut être identifiée. [Nourinejad et al. \(2014\)](#) évaluent l'impact d'une voie dédiée à la livraison en

période de pointe. La simulation microscopique est utilisée, où un couplage avec un modèle économétrique de choix de parking permet d'étudier le potentiel d'impact des réglementations tarifaires sur le TMV. Les résultats de leur étude présentent une diminution du temps moyen de recherche d'AL lorsque certaines voies sont réservées aux stationnements de PL. Pour les particuliers, le temps de recherche de parking en VL et le temps de marche augmentent. [Princeton et al. \(2011\)](#) ont étudié l'impact de la réservation d'une voie sur le fonctionnement d'une autoroute. Les auteurs comparent le déploiement du partage de la voirie avec l'utilisation multimodale. La réservation d'une voie sur trois augmenterait le temps de parcours des VL de 53%. [Rudra et Roorda \(2014\)](#) ont mesuré l'économie réalisée pour les transporteurs avec l'implémentation statique de réservation d'une voie aux camions : *Truck-Only Lane*. Ils utilisent pour cela une approche semi-analytique simplifiée, macroscopique, uniquement en partie fluide, basée sur le HCM ([Transportation Research Board, 2000](#)).

De plus, les axes probants à l'application de la voie multi-usages peuvent être identifiés pour un réseau donné. [Fang et al. \(2013\)](#) étudient l'impact de la réservation d'une voie pour des camions autonomes. Les auteurs proposent une méthodologie identifiant les axes probants minimisant les impacts négatifs de cette implémentation sur le trafic. [Wu et al. \(2009\)](#) posent le problème de réservation de voie dans un temps contraint comme un problème d'optimisation où les auteurs proposent une heuristique inspirée des solutions de générations de tournées.

Positionnement

Les stationnements en double file, réalisés par les VL ou les PL, relèvent des mêmes impacts physiques sur l'écoulement du trafic. Pour autant, ces deux catégories ont des motivations fondamentalement différentes : la mobilité des usagers (pour les VL) et la livraison de marchandises (pour les PL). Les localisations spatiales et temporelles de leurs stationnements en double file, ainsi que leurs temps d'arrêt ne suivent pas forcément les mêmes motifs. Ainsi, même si les effets d'une réduction de la capacité fixe due au stationnement en double file ont été étudiés dans la littérature, les effets d'une succession de ces phénomènes suivant un certain motif de TMV ne sont que peu étudiés. Nous proposons une étude en simulation microscopique des effets des stationnements en double file réalisés par les PL sur les conditions de trafic. Le réseau étudié est un boulevard urbain. Ce cadre d'étude apporte un socle de compréhension antérieurement non investigué dans la littérature et a été valorisé dans [Lopez et al., \(2016\)](#).

De plus, nous évaluons la mise en place d'une voie multi-usages à deux modes : les VL et les PL. Nous identifions une plage temporelle d'allocation en faveur des PL maintenant des performances globales du réseau satisfaisantes. Les chroniques des VL et des PL ont été considérées et les résultats ont été valorisés dans [Chiabaut et al. \(2016\)](#).

Une thématique d'actualité

Les effets des stationnements en double file sur l'écoulement du trafic restent une question d'actualité où de récents travaux ont été proposés dans la littérature. [Gao et Ozbay \(2016\)](#) se basent sur la modélisation macroscopique pour estimer les temps de parcours moyens. Les auteurs considèrent quatre paramètres : la demande, la localisation des stationnements en double file, la fréquence et les durées de stationnement (de une ou dix minutes). Les résultats montrent des impacts variables des temps de parcours moyens suivant les catégories de scénarios. [Ramadan et Roorda](#)

(2017) étudient les effets sur le trafic des stationnements en double file de VL par la simulation microscopique. Leur cas d'étude est le centre-ville de Toronto durant les heures de pointe matinales. Leurs résultats montrent une augmentation de 50% sur les retards par lien et réduit de 7% le débit par lien.

Morillo Carbonell et Campos Cacheda (2016) ont étudié les effets des stationnements en double file de PL sur les temps de parcours. Leur cas d'étude est un réseau maillé, avec des voies double sens en simulation microscopique. Le nombre de voies varie entre un et deux. Leurs auteurs considèrent quatre scénarios de localisation des stationnements en double file : spatialement répartis de manière uniforme, concentrés uniquement sur deux boulevards, sur un boulevard et sur un tronçon. Leurs résultats montrent que les performances globales sont maximisées par la maximisation de la concentration des stationnements en double file. Beziat (2016) étudie la congestion provoquée par les stationnements en double file à Paris. L'auteur utilise des données d'enquêtes et considère des mesures économétriques basées sur la relation entre le taux d'occupation et le débit des véhicules. Cao *et al.* (2016) quantifient les effets de manœuvres de stationnement sur le bas-côté (en anglais *on-street parking*) sur l'écoulement d'une intersection. Ruan *et al.* (2016) évaluent la taille et l'emplacement de l'allocation de parking durant des événements spéciaux. Une solution pour désengorger les places de stationnement des VL est l'utilisation d'aires de relais (*Park-and-Ride*).

1.3 Usage de la simulation dynamique pour évaluer des scénarios

Dans notre étude, nous utilisons la simulation microscopique du trafic pour reproduire les phénomènes physiques. L'avantage de la simulation est de reproduire l'intégralité des trajectoires des véhicules dans un environnement simplifié et contrôlé. Cette section décrit le cas d'étude, les modèles dynamiques du trafic et leurs données de sortie, ainsi que les indicateurs mesurant les conditions de circulation.

1.3.1 Cas d'étude

Le réseau d'étude est un boulevard urbain, théorique mais pour autant similaire au cours Lafayette à Lyon. La Figure 4-a illustre le réseau théorique et la Figure 4-b est la carte du cours Lafayette représenté. Le réseau est un axe structurant à feux, de trois voies et de six tronçons. La longueur du lien i est notée l_i et le cycle de feux est noté c_i où g_i est le temps de vert. L'avantage de ce réseau générique est sa réplification possible pour une analyse à l'échelle supérieure comme un quartier ou une ville. Les caractéristiques du réseau sont le débit maximal q_{max} , la concentration maximale k_{max} et la concentration à capacité k_c . Le calage microscopique des VL correspond aux paramètres suivants : la vitesse libre u et la vitesse de remontée de congestion w . Les valeurs utilisées sont listées dans le Tableau 1. De plus, l'accélération est infinie et le changement de voie est autorisé. Pour chaque simulation, la demande en amont et l'offre en aval sont fixées, ce qui génère une certaine condition de trafic sur le boulevard.

Notation	Description	Valeur
c_i	Temps du cycle du feu [s]	60
g_i	Temps de vert [s]	40
k_c	Concentration à capacité [veh/m]	0,05
k_{max}	Concentration maximale [veh/m]	0,17
l_i	Longueur du lien i [m]	200
q_{max}	Débit maximal [veh/s]	0,7
u	Vitesse libre [m/s]	13,89
w	Vitesse de remontée de congestion [m/s]	5,88

Tableau 1 - Notations



Figure 4 - (a) Le réseau théorique mais réaliste d'un boulevard commerçant et (b) la carte Google Maps du cours Lafayette à Lyon

Nous considérons les PL comme des véhicules lents. Le paramétrage microscopique des PL est le suivant : la vitesse libre $u = 8,3$ m/s, la vitesse de remontée de congestion $w = -3,33$ m/s et la concentration maximale $k_{max} = 0,09$ veh/m. De plus, les PL ne sont pas autorisés à changer de voie.

Les débits et les concentrations moyens sont extraits en état stationnaire, *i.e.* après la période de chargement du réseau. Cinq itérations sont réalisées afin de lisser le phénomène aléatoire des positions de stationnement en double file.

1.3.2 Simulation dynamique du trafic

Nous utilisons le modèle LWR (Lighthill et Whitham, 1955 ; Richard, 1956) pour reproduire le comportement dynamique de l'écoulement du trafic. Il s'agit du modèle le plus communément utilisé en modélisation du trafic routier. Sa robustesse est due à ses expressions pouvant être microscopique (à l'échelle particulière des véhicules) et macroscopique (à l'échelle d'un flux). La théorie variationnelle est une méthode de résolution du modèle LWR qui permet de calculer $N(x, t)$ où

$N(x, t)$ est un ensemble de courbes interpolé linéairement en t et x (surface de [Moskowitz \(1965\)](#)). Cette méthode permet de réduire le calcul de la solution à un principe de minimisation.

La demande est le nombre de véhicules souhaitant circuler sur le réseau et l'offre est la capacité du réseau. Des phénomènes de congestion sur un réseau sont notamment reproductibles lorsque la demande de véhicules dépasse la capacité de l'infrastructure. Sur un réseau urbain, la demande peut être calée par deux approches possibles : (i) statique et (ii) dynamique. Dans notre étude, nous considérons la première approche. (i) Une demande et une offre statiques par scénario permet de fixer un état de trafic particulier. Ainsi, plusieurs simulations à scénarios fixes permettent de réaliser une étude systématique. L'avantage est que le panel d'états de trafic, allant des états fluides aux états congestionnés, peut être balayé dans son intégralité. L'inconvénient de cette approche est qu'elle est plus coûteuse, et en particulier pour les scénarios en états congestionnés (où les trajectoires de davantage de VL sont calculées). (ii) La demande est dynamique dans le temps et l'espace dans le sens où elle varie au cours de la journée et peut se répartir de manière spatialement hétérogène. La scénarisation d'une demande dynamique peut être réalisée par l'utilisation des données du terrain ou de modèles de demande ([Bonnell, 2004](#)). Cette chronique comprend les pics de la matinée et en fin d'après-midi ainsi que les heures creuses de la nuit. L'avantage de la scénarisation dynamique est qu'une seule simulation permet de reproduire une demande réaliste.

La trajectoire est la représentation du trafic communément utilisée à l'échelle microscopique (Figure 5-a et b). Une courbe noire représente la trajectoire d'un véhicule donné projetée dans un plan espace-temps noté (x, t) . Les tronçons rouges et verts représentent les phases des feux. L'accumulation des véhicules (la file d'attente) est identifiable aux feux rouges. Dans la Figure 5-a, les feux ne permettent pas aux véhicules de circuler en onde verte, c'est-à-dire sans arrêt. Ceci est rendu possible par le paramétrage des feux dans la Figure 5-b. Notons que les Figure 5-a et b représentent les trajectoires de véhicules parcourant une voie donnée.

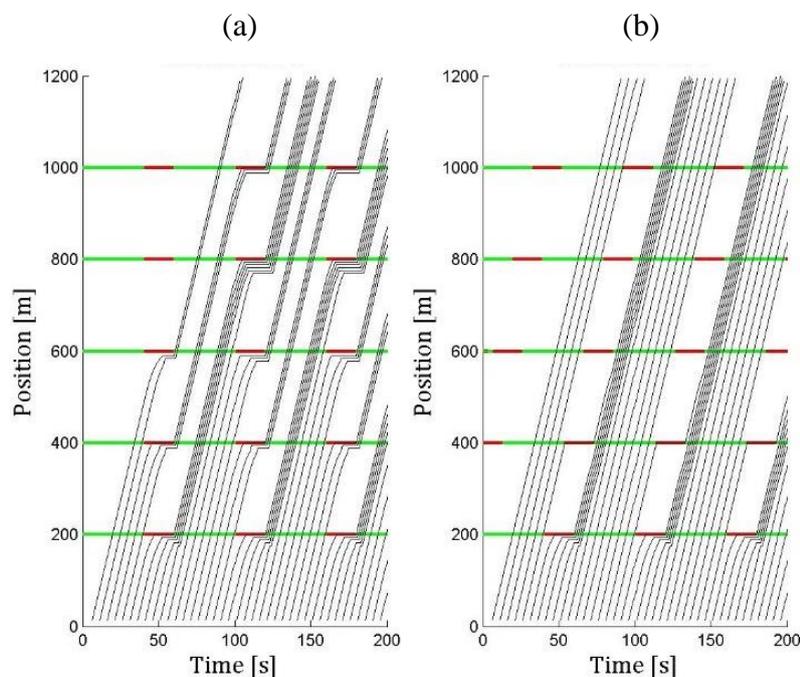


Figure 5 - (a-b) Diagrammes espace-temps représentant des trajectoires de véhicules

L'écoulement du trafic peut être caractérisé par deux grandeurs : le débit noté q et la concentration notée k . Le débit est le nombre de véhicules traversant le réseau pendant une période de temps donnée. La concentration est le nombre de véhicules présents dans un espace donné. Ces deux grandeurs peuvent être calculées de manière discrète, par le débit en une position notée x fixée, entre t et Δt ; et par la concentration en un instant donné t , entre les positions x et Δx , respectivement.

Plus précisément, nous utilisons la formulation d'Edie (Edie, 1963) pour estimer k et q définis respectivement de la manière suivante. Cette formulation, contrairement aux approches ponctuelles, permet de considérer des régions spatio-temporelles (Figure 6).

$$(1) q = \frac{d}{\Delta t l}$$

$$(2) k = \frac{t}{\Delta t l}$$

où d représente les distances totales parcourues, t les temps de parcours totaux passés calculés sur une aire spatio-temporelle de distance l et de durée Δt .

Au final, quatre indicateurs sous-jacents aux trajectoires peuvent être exprimés : (i) le débit ; (ii) la concentration ; (iii) la vitesse notée v est le rapport de la distance parcourue au temps de parcours où $v = q/k$ et (iv) le temps de parcours est le temps effectif à un véhicule pour parcourir une distance donnée.

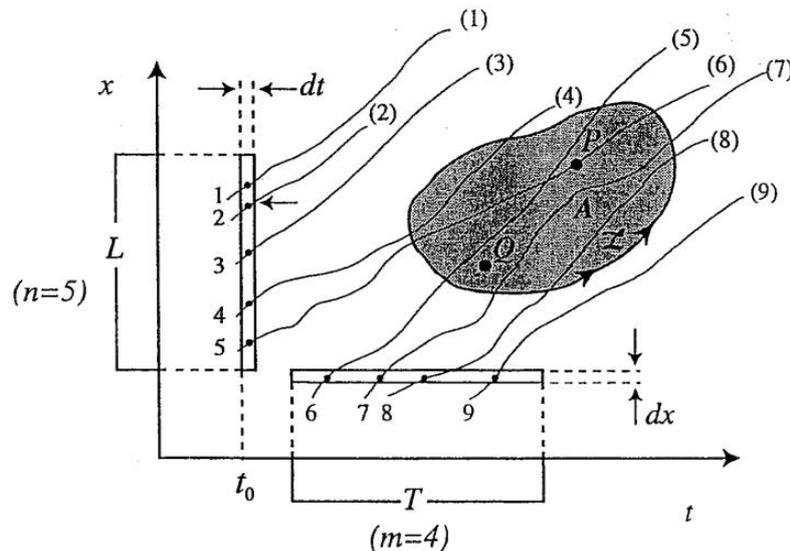


Figure 6 - Illustration d'une région spatio-temporelle notée A, dans le plan t - x (Daganzo, 1997)

L'existence d'un Diagramme Fondamental (DF) est l'hypothèse principale du modèle LWR. Il s'agit d'une relation concave supposée entre le débit et la densité (Leveque, 1992 ; Leclercq, 2009). Nous utilisons le modèle de Newell (2002) étant basé sur le modèle LWR avec un DF triangulaire. En effet, de nombreuses lois de poursuite sont proposées dans la littérature (Treiber *et al.*, 2000 ; Newell, 2002). Brackstone et McDonald (1999) proposent par ailleurs un état de l'art de différentes lois de poursuite. La Figure 7 illustre un Diagramme Fondamental de forme Triangulaire où l'axe x est la concentration et l'axe y est le débit. Notons que la vitesse est inférable par la pente entre un point donné et l'origine du repère. De plus, les états de trafic fluides et congestionnés sont distingués

par la concentration critique (le débit à capacité) notée k_c , où $k \in [0, \dots, k_c]$ et $k \in [k_c, \dots, k_{max}]$ respectivement, avec k_{max} la concentration maximale.

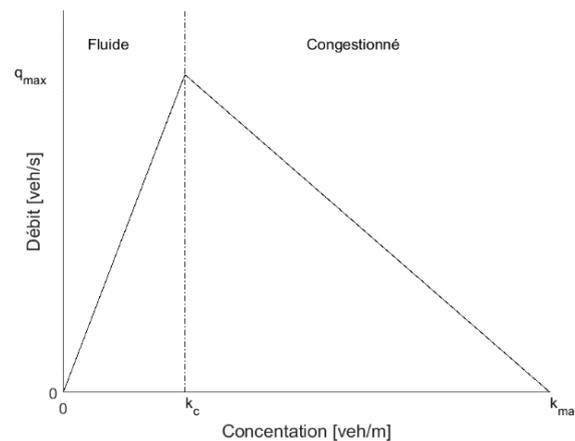


Figure 7 - Diagramme Fondamental triangulaire

De nombreuses extensions au modèle LWR ont été proposées pour davantage considérer les phénomènes liés aux applications en milieu urbain, telles que l'accélération et la décélération bornées, le changement de voie des véhicules (Jin, 2013) et l'intégration de différents comportements de véhicules (par exemple l'optimum individuel où les usagers choisissent l'itinéraire qui minimise leur temps de parcours (Wardrop, 1952)). Le logiciel de simulation microscopique SymuVia développé au LICIT est basé sur le modèle de Newell (2002) et est utilisé dans cette étude.

1.3.3 Outil macroscopique : le MFD

Le Diagramme Fondamental Macroscopique (MFD) est un indicateur agrégé représentant les différents états de trafic d'un réseau donné. L'existence du MFD a été initialement introduite par Geroliminis et Daganzo (2008). Puis Buisson et Ladier (2009) soulèvent l'utilisation de MFD bien définis pour des réseaux homogènes. La Figure 8 présente une courbe MFD où l'axe x est la concentration notée k en veh/m et l'axe y est le débit noté q en veh/s.

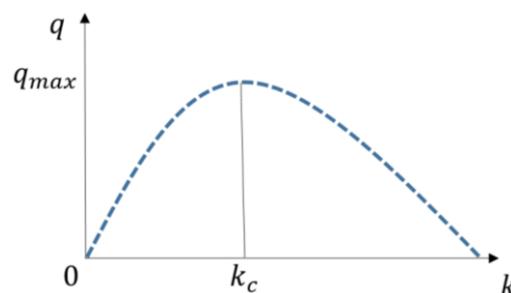


Figure 8 - Illustration d'un MFD

Nous distinguons au moins trois approches pour estimer le MFD : (i) une approche analytique basée sur les coupes par les observateurs mobiles (Leclercq et Geroliminis, 2013) ; (ii) une approche expérimentale et (iii) une approche en simulation. Cette troisième approche est utilisée dans notre cas d'étude. Chaque point du MFD correspond à un état de trafic obtenu en simulation, caractérisé par

1.4. Étude systématique de l'impact du TMV

une valeur de demande et d'offre. Nous considérons le MFD comme étant un ensemble des points par $[k_i, q_i]$ où k_i et q_i sont les moyennes des itérations pour un couple donné de demande et d'offre. La courbe de MFD est définie par l'enveloppe convexe des points de mesure dans le plan (k, q) . Notons que les points $[0,0]$ et $[k_{max}, 0]$ sont arbitrairement rajoutés aux courbes.

Le MFD permet d'étudier toutes les conditions de trafic allant du pic de la demande le matin aux heures creuses du soir. Son niveau d'information étant détaillé, la définition d'indicateurs sous-jacents est nécessaire pour notre étude. Nous identifions au moins trois mesures : (i) la capacité, (ii) la largeur du plateau et (iii) la performance. (i) La capacité est le débit maximal observé, *i.e.* le point le plus haut d'une courbe MFD donnée. (ii) La largeur du plateau notée Δk est un indicateur d'efficacité de stratégie de contrôle (Geroliminis et Boyaci, 2012) où l'efficacité du schéma de contrôle maximise Δk . (iii) Nous définissons la performance par le ratio de la capacité effective d'un scénario donné sur la capacité de référence notée de la manière suivante :

$$(3) \text{ Performance} = \frac{C_i}{C_{ref}} \times 100$$

où C_i est la capacité, i PL stationnent par heure et C_{ref} la capacité de référence (scénario sans PL).

Le niveau de service (en anglais *Level Of Service*) (Transportation Research Board, 1985) est un indicateur représentant un état moyen de trafic. Le *Highway Capacity Manual (1985)* définit le niveau de service par le ratio de la vitesse moyenne pratiquée sur la vitesse libre et distingue six catégories nommées de A à F, correspondant à $>85\%$, $>67-85\%$, $>50-67\%$, $>40-50\%$, $>30-40\%$, $\leq 30\%$ respectivement. Le niveau A est interprété comme le niveau de service le plus performant ayant le meilleur rapport entre le débit et la concentration. Le niveau F est interprété comme celui ayant le plus de délais dans l'itinéraire des véhicules.

1.4 Étude systématique de l'impact du TMV

Cette section introduit la pratique de TMV dans la simulation microscopique du trafic par le stationnement en double file. Les impacts de cette pratique sur l'écoulement du trafic sont mesurés.

1.4.1 Prise en compte exogène du TMV par les stationnements en double file

Dans une perspective d'écoulement du trafic, le TMV peut être défini à l'échelle d'un boulevard urbain par la présence de véhicules susceptibles de stationner sur la voie. Nous considérons une livraison comme l'action de s'arrêter sur la voirie à une position donnée durant un temps défini. Cette expression simplifiée du TMV permet de réaliser une première étude des impacts de celui-ci sur le trafic.

L'outil de simulation microscopique de trafic utilisé permet de reproduire l'écoulement physique de véhicules (VL et PL) dans un réseau. Pour autant, l'intégration exogène de modèles de TMV à l'échelle microscopique est requise. Des scénarios doivent donc être définis à travers cinq paramètres qualifiant la demande TMV : (i) le nombre de PL noté N_{PL} , (ii) les heures de départ, (iii) les points

de livraison, (iv) les modes de livraison et (v) les temps de livraison. Dans cette première étude, le calage des paramètres est le suivant :

(i) Le nombre de PL passant sur le boulevard pour effectuer leurs livraisons par heure est fixe pour chaque scénario. Nous considérons treize situations où N_{PL} varie de 1 à 13 par pas de 1.

(ii) Les heures de départ sont définies par une distance inter-PL constante.

(iii) Les localisations des stationnements en double file sont stochastiques. Les positionnements sur les tronçons du réseau sont tirés aléatoirement de manière uniforme. De plus, nous considérons une contrainte de stationnement bornée entre 15 mètres en aval d'une intersection et 15 mètres en amont de la prochaine intersection. Cette contrainte est basée sur une mise en vigueur appliquée sur la rue Grenette à Lyon permettant la livraison de marchandise sur la voie de droite durant une certaine plage horaire. Par ailleurs, la position des livraisons en double file par rapport aux feux peut influencer l'écoulement du trafic. Si la réduction de capacité fixe due à un stationnement double file est localisée trop proche d'une intersection, le débit peut être de $(n - 1) \times Q \times \frac{vert}{cycle}$ où n est le nombre de voies, Q est la capacité totale du réseau, $vert$ est le temps de vert et $cycle$ est le temps d'un cycle de feux. Plus précisément, ces deux situations peuvent se distinguer par la distance L par rapport à la position du feu. L peut être calculée analytiquement $L = vert \frac{uw}{u+w}$ où u est la vitesse libre et w est la vitesse de remontée de congestion en amont.

(iv) Deux modes de livraison peuvent être identifiés : hors voie, la livraison est réalisée sur une AL, sur un parking privé ou sur le couloir à parking ; et sur la voie, *i.e.* en double file. Dans notre étude, nous considérons un stationnement systématique en double file.

(v) Nous considérons une évaluation systématique du temps de livraison où les valeurs sont 10, 20 et 30 minutes. Le temps de livraison est influencé par de nombreuses variables telles que le type de livraison (*e.g.* expressiste, long courrier), le nombre ou le poids des livraisons, la présence d'un hayon, etc. De nombreux travaux étudient la classification du TMV (Gerardin *et al.*, 2000 ; Pluvinet *et al.*, 2012 ; Ambrosini *et al.*, 2013). Figliozzi et Tipagornwong (2017) considèrent deux types de livraison correspondant à 3 et 20 minutes de stationnement. Les auteurs étudient l'impact de la disponibilité des AL sur les coûts logistiques. Plus particulièrement, les auteurs identifient des conditions dans lesquels les transporteurs maximisent leurs profits en stationnant en double file avec une pénalité potentielle plutôt qu'en cherchant une AL disponible. Dans notre étude, nous faisons varier les temps de livraison afin de balayer les différents types de livraison.

1.4.2 Indicateurs

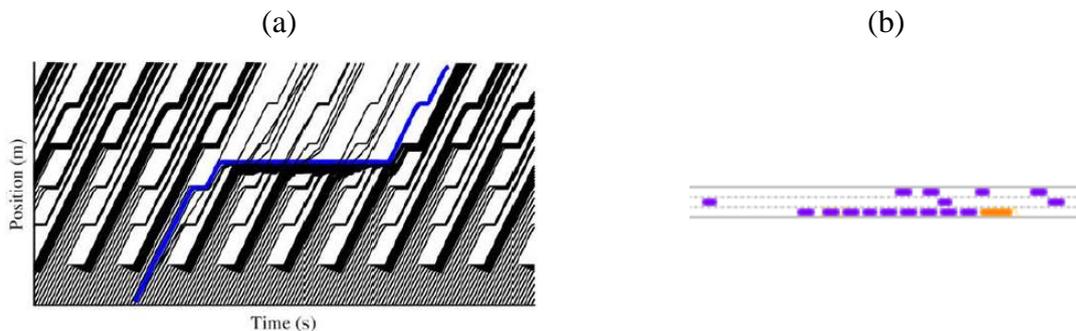
Nous considérons deux niveaux d'évaluation : (i) macroscopique et (ii) microscopique.

(i) Les performances globales du système de transport sont analysées au niveau macroscopique. Nous considérons deux indicateurs agrégés : le MFD (Geroliminis et Daganzo, 2008 ; Courbon et Leclercq, 2011) et les niveaux de service (Transportation Research Board, 1985). L'utilisation du MFD permet de synthétiser les états de trafic d'un réseau donné. Pour autant, le MFD peut être utilisé par son estimation systématique pour évaluer l'impact d'un phénomène sur l'écoulement du trafic. Par exemple, Daganzo et Knoop (2016) ont systématisé l'estimation du MFD pour évaluer

l'impact de piétons traversant la voirie par différentes fonctions de passage. De plus, les auteurs s'intéressent à la réduction de la capacité à la vitesse libre. La diminution des performances du système due aux stationnements en double file est mesurée par la différence entre ceux-ci sans et avec l'intégration de ces phénomènes.

(ii) Les impacts microscopiques des stationnements en double file sont mesurés par la variabilité des temps de parcours individuels et des vitesses. Plus précisément, nous utilisons trois mesures : la moyenne, l'écart-type et l'asymétrie de la distribution.

La variabilité des temps de parcours est un indicateur utile pour l'assistance routière. Elle permet de mesurer la fiabilité d'un itinéraire, que ce soit pour les VL ou les tournées de PL. Elle permet également de mettre en exergue les impacts microscopiques des stationnements en double file. En effet, un stationnement en double file est caractérisé par la formation d'une queue locale. Ce phénomène induit de l'incertitude dans les temps de parcours. La Figure 9-b montre une illustration de ce phénomène issue du logiciel de simulation microscopique SymuVia. Le PL en orange est stationné en double file et les VL sont en mauve. Le sens de circulation étant de la gauche vers la droite, une remontée de queue de VL est identifiable. La Figure 9-a présente les trajectoires individuelles dans un diagramme espace-temps correspondant à la voie de droite. La connaissance des trajectoires individuelles permet de calculer directement des temps de parcours. La trajectoire bleue est celle du PL et les trajectoires noires sont celles des VL. L'arrêt en double file du PL crée une file d'attente en amont. De plus, peu de VL se rabattent après le dépassement du PL.



La variabilité des vitesses est également une donnée d'entrée pour l'estimation des polluants atmosphériques. [Figliozzi \(2011\)](#) montre que des temps de parcours augmentés peuvent diminuer l'émission de CO_2 . En effet, si la vitesse pratiquée tend à être la vitesse optimale dans des perspectives d'émissions de CO_2 , ceux-ci seront moindres. Le cas d'étude de l'auteur est la zone métropolitaine de Portland (États-Unis) incluant les autoroutes, mesurée par 436 boucles électromagnétiques.

1.4.3 Résultats

Les Figure 10-a, b et c montrent les courbes de MFD où les stationnements en double file durent 10, 20 et 30 minutes respectivement. Les courbes noires représentent les états de trafic de référence, c'est-à-dire sans la présence de PL stationnant en double file. Les courbes bleues représentent les états de trafic où 1 PL/h stationne en double file. Enfin, les courbes rouges représentent les états de

trafic pour un nombre systématique de PL de 2 à 13 PL/h. La discrétisation entre un PL et un nombre de PL supérieur à 1 permet de mettre en lumière une certaine tendance. Notons qu'un nombre de 12 PL avec des départs uniformément distribués correspond à une distance moyenne d'inter-camions de cinq minutes.

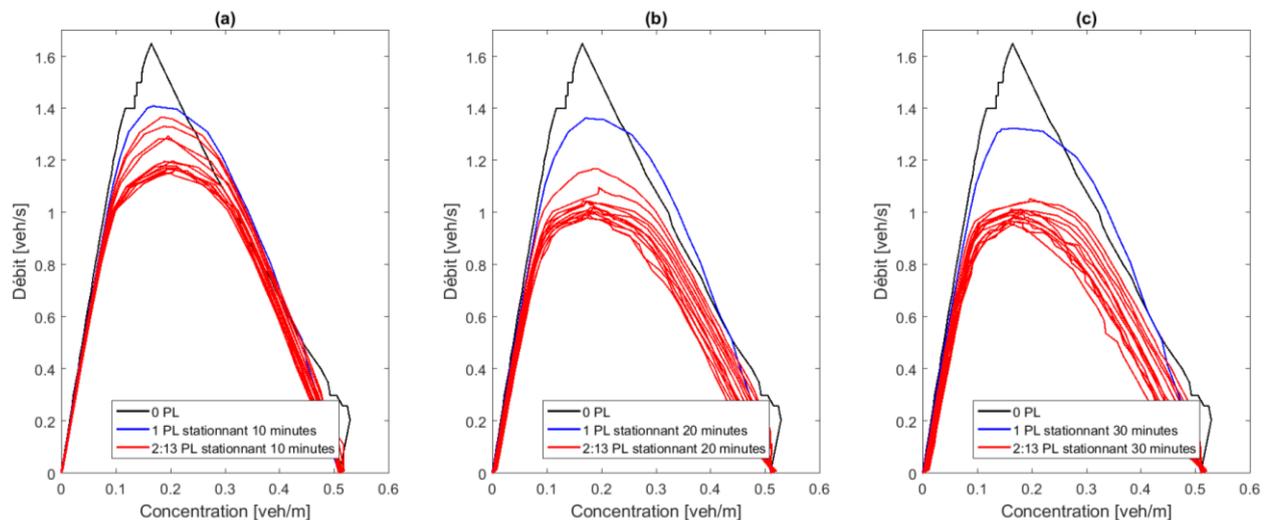


Figure 10 - Courbes MFD intégrant des PL stationnant en double file durant (a) 10 minutes, (b) 20 minutes et (c) 30 minutes

Une première analyse est la dégradation des états de trafic en fonction du nombre de PL par heure noté N_{PL} . Cette tendance est valide pour les trois temps de stationnement en double file considérés. De plus, nous identifions une chute de la capacité à partir de $N_{PL} = 2$, en particulier pour 20 et 30 minutes de stationnement. Les points à capacité sont usuellement utilisés pour comparer les situations (Daganzo et Knoop, 2016) et font l'objet d'une étude particulière dans la Figure 11. Une deuxième analyse est l'étalement de la concentration en états congestionnés, étalement marqué par un temps de stationnement de 20 et 30 minutes. La largeur du plateau en fonction du nombre de PL fait par ailleurs l'objet de la Figure 12.

La Figure 11-a présente les capacités des courbes MFD. Les courbes verte, bleue et rouge correspondent à des stationnements en double file de 10, 20 et 30 minutes respectivement. L'étude de la capacité valide une tendance générale de sa décroissance en fonction du nombre de PL. Plus précisément, les courbes de 20 et 30 minutes tendent à un motif similaire caractérisé par dans un premier temps une chute prononcée de la capacité, puis dans un second temps une diminution moindre à partir de $N_{PL} = 4$. La présence de peu de PL (entre 1 et 4/h) stationnant 20 minutes minimum fait l'objet d'une attention particulière. Ainsi, une stratégie de régulation privilégiant la protection de voiries d'aucun stationnement en double file semble plus efficace que la réduction d'un nombre important de stationnements en double file (de l'ordre de la dizaine par heure). En effet, la durée de stationnement influence davantage la capacité que le nombre de ces actes (2 stationnements de 30 minutes réduisent davantage la capacité que 13 stationnements de 10 minutes).

La droite noire en pointillés distingue la capacité d'écoulement des VL si une voie multi-usages était allouée aux PL. Pour un temps de stationnement de 10 minutes, un nombre de stationnements en double file croissant diminue la capacité du réseau. Néanmoins, les performances restent supérieures

1.4. Étude systématique de l'impact du TMV

au seuil fixé, dans la limite de notre plage d'étude. Pour une durée de stationnement de 20 et 30 minutes, la capacité est inférieure au seuil à partir de 4 et 2 PL respectivement.

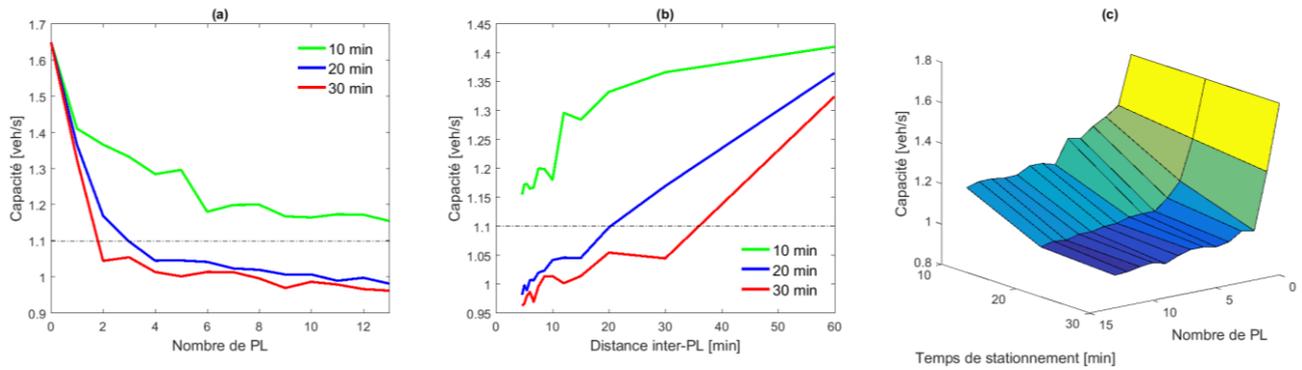


Figure 11 - (a, c) La capacité en fonction du nombre de PL représentée en 2D et 3D respectivement et (b) la capacité en fonction de la distance inter-PL

Les Figure 11-b et c proposent des représentations différentes des résultats. La Figure 11-b montre une deuxième perspective d'analyse de la capacité par la distance inter-PL. La Figure 11-c est une représentation en trois dimensions de la capacité à travers le temps de stationnement et le nombre de PL. L'utilisation d'un panel de couleurs permet de discrétiser les pentes en jaune et les plateaux en bleu foncé. Une chute prononcée de la capacité est identifiable par un nombre de PL de 0 à 1 puis 2.

Les Figure 12-a et b montrent les largeurs de plateaux pour des scénarios intégrant le stationnement de PL durant 30 minutes. Trois niveaux de demande (le débit en entrée) noté q_{in} sont considérés : 0,5, 0,7 et 0,9 veh/s. Plus précisément, la Figure 12-b quantifie l'évolution des largeurs de plateaux par le nombre de PL. La largeur de plateau indique l'efficacité de schéma de contrôle qui est maximisé par la minimisation de q_{in} . De plus, l'évolution des largeurs de plateaux suivent une tendance similaire pour les trois q_{in} fixés.

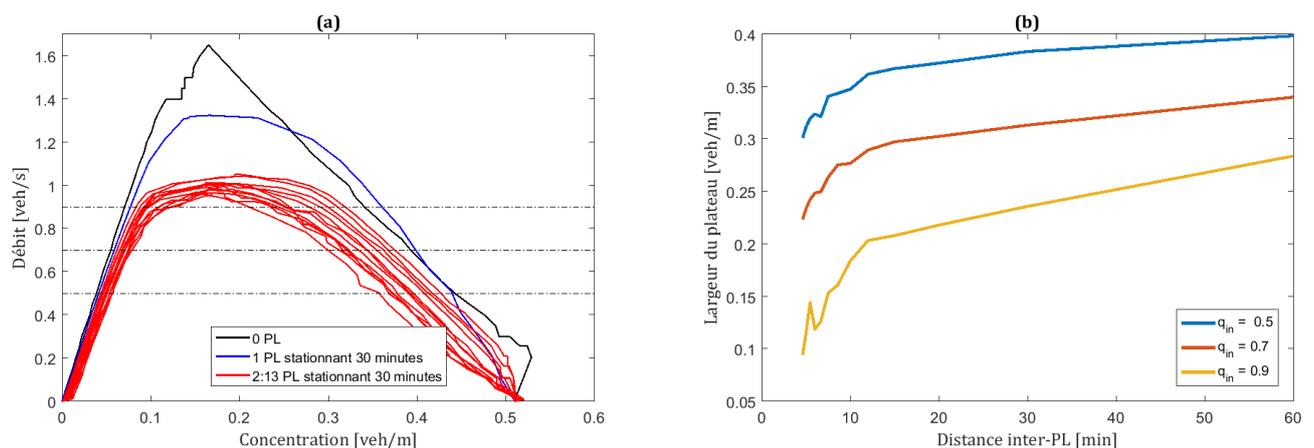


Figure 12 - (a) Représentation des q_{in} sur les courbes MFD et (b) analyse de la largeur des plateaux

Les Figure 13-a, b et c représentent les niveaux de service pour des PL stationnant respectivement 10, 20 et 30 minutes. L'axe x est le ratio volume/capacité et l'axe y est le ratio vitesse moyenne/vitesse libre. Les régions notées de A à F sont discrétisées par une nuance de gris. Une courbe noire représente les états de trafic pour un nombre de PL donné, variant de un à treize. Le

temps de stationnement en double file influence les niveaux de service, avec une dégradation prononcée entre 10 et 20 minutes.

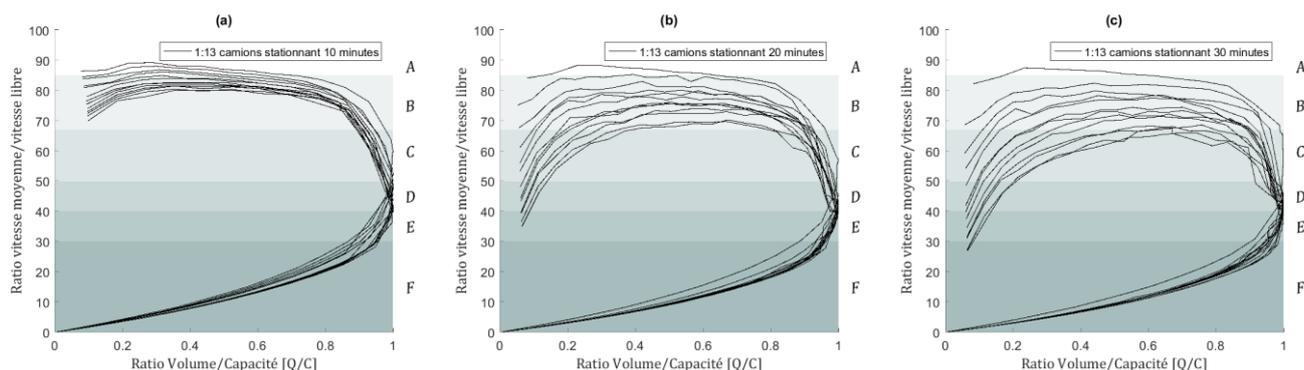


Figure 13 - Niveaux de service intégrant des PL stationnant en double file (a) 10 minutes, (b) 20 minutes et (c) 30 minutes

Les Figure 14-a et b présentent la variabilité des temps de parcours et des vitesses respectivement. Le scénario fixé est l'état à capacité, *i.e.* la demande et l'offre à capacité. L'axe x est la moyenne et l'axe y est l'écart-type des temps de parcours. Les points des nuages de points sont discrétisés par taille (le nombre de PL) et couleur (le temps de stationnement en double file). La Figure 14-a montre une tendance maximisant la moyenne et l'écart-type des temps de parcours par le nombre de PL. La moyenne et l'écart-type des temps de parcours tendent à être corrélés, où le coefficient de corrélation est de 0,86.

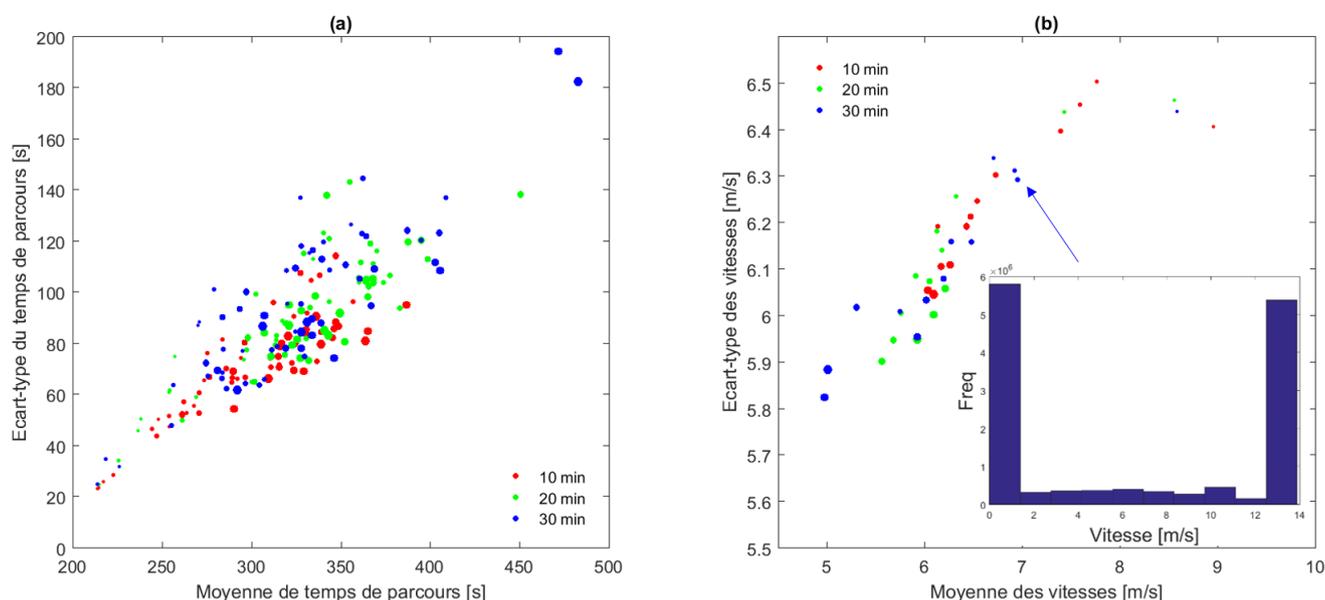


Figure 14 - (a) La moyenne des temps de parcours par scénario sur l'écart-type et (b) la moyenne des vitesses par scénario sur l'écart-type

La Figure 14-b présente la variabilité des vitesses. Cet indicateur est usuellement utilisé pour l'estimation des polluants atmosphériques, où l'écart-type des vitesses est une mesure pouvant avoir un impact non négligeable dans les émissions de polluants. Pour un scénario donné, l'échantillon de vitesses correspond aux vitesses pratiquées par les véhicules particuliers par pas de temps de 1s. Les scénarios minimisant le nombre de PL maximisent les écarts-types des vitesses. La distribution des

vitesses intégrant le stationnement en double file est composée d'une fréquence importante de faibles vitesses (à l'arrêt) et de vitesses libres. En effet, les vitesses libres correspondent au flux de véhicules de la voie de gauche et du milieu. Les vitesses entre 2 et 12 m/s correspondent à la décélération et l'accélération. Notons que la faible fréquence est due à l'accélération non bornée. Enfin, la fréquence importante de véhicules à l'arrêt est représentée.

1.5 Application à un cas réaliste : le cours Lafayette

1.5.1 Estimation microscopique de la demande logistique

Dans la littérature, de nombreux modèles d'estimation de la demande logistique sont proposés (Regan et Garrido, 2001 ; Taniguchi *et al.*, 2001 ; Ambrosini *et al.*, 2008 ; Chow *et al.*, 2010 ; Anand *et al.*, 2012 ; Gonzalez-Feliu et Routhier, 2012 ; Comi *et al.*, 2014 ; Holguin-Veras et Jaller, 2014). Gonzalez-Feliu (2017) identifie cinq principales catégories de modèles : les modèles à une seule génération, les modèles à quatre étapes (Van Es, 1982 ; Friesz *et al.*, 1983 ; Harker, 1985), les modèles de génération directe de matrice OD, les modèles de génération directe de distances parcourues et les modèles mixtes. Ces modèles se positionnent généralement à un niveau agrégé. Par exemple, il s'agit du nombre de mouvements (livraisons et prélèvements) moyens hebdomadaires à l'échelle de la ville.

Nous identifions au moins une limite aux modèles d'estimation macroscopique de demande logistique : leur application à des réseaux inférieurs à l'échelle de la ville. En effet, l'agrégation dans le temps et dans l'espace ne permet pas de scénariser la demande réaliste pour un scénario d'une matinée sur une artère urbaine.

Nous proposons une méthode d'estimation microscopique de la demande de mouvements logistiques (Lopez *et al.*, 2016). L'idée est de décomposer les informations agrégées par une méthode descendante. Cette méthode est composée de deux étapes : (1) l'apprentissage du nombre de mouvements hebdomadaires discrétisé par catégorie d'établissement et (2) l'estimation microscopique du nombre moyen de mouvements pour une matinée par établissement situé au cours Lafayette.

(1) La base de données utilisée pour une estimation microscopique des mouvements TMV est le résultat du modèle macroscopique de logistique urbaine FRETURB (Patier *et al.*, 2001). Les données correspondent à une base d'établissements, caractérisées par de nombreuses variables qualitatives et deux variables quantitatives qui sont le nombre moyen de mouvements hebdomadaires et le nombre d'employés. Le nombre de mouvements moyen comprend les livraisons et les prélèvements. De plus, les modes de livraison en compte propre (livraisons réalisées par les particuliers eux-mêmes) et en compte d'autrui (réalisées par les entreprises) sont confondus. Notons que le nombre de mouvements et le nombre d'employés ne sont pas corrélés. Un établissement employant peu de salariés peut être caractérisé par peu ou beaucoup de mouvements par semaine ; de même pour un établissement employant beaucoup de salariés. Les établissements sont décrits par quatre niveaux hiérarchiques de catégories usuellement utilisées par les enquêtes françaises (Ambrosini *et al.*, 2010 ; Ambrosini *et*

al., 2013 ; Gonzalez-Feliu *et al.*, 2016). Les catégories permettent de discrétiser les établissements suivant leur secteur d'activité. De plus, l'apprentissage est réalisé sur les trois villes confondues (Paris, Marseille et Dijon) où nous supposons l'existence d'une similitude des viviers économiques des villes (Dablanc, 2011).

Au final, nous réalisons un apprentissage des motifs de mouvements hebdomadaires ventilés par catégorie d'établissements, où le deuxième niveau catégoriel est utilisé (soit 29 secteurs d'activités). La distribution du nombre de mouvements hebdomadaires intra-catégorie tend à être asymétrique avec une queue étendue sur la droite. La Figure 15 présente la distribution d'une catégorie donnée. Nous utilisons la loi de probabilité Rayleigh (Pearson, 1905) pourvue de cette même caractéristique pour estimer la fonction de distribution. Elle est représentée par la courbe rouge.

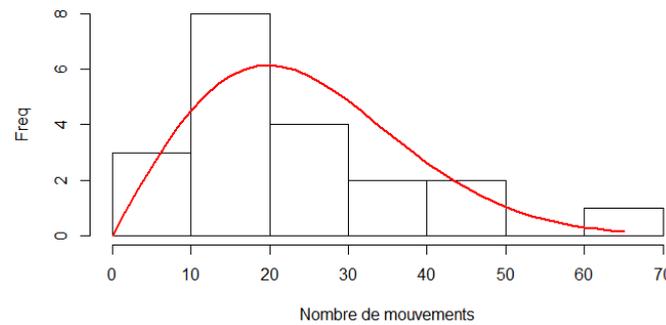


Figure 15 - Distribution d'un nombre de mouvements hebdomadaires pour une catégorie donnée

La densité de la loi de Rayleigh se définit de la manière suivante :

$$(4) f(x; \sigma) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

où $x \in [0, \infty[$ et le paramètre σ est estimé par le maximum de vraisemblance de la manière suivante :

$$(5) \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N X_i^2}$$

où N est le nombre de variables.

(2) Le nombre de mouvements hebdomadaires est inféré par établissement du cours Lafayette, caractérisé par son secteur d'activité. L'avantage de cette étape est une estimation adaptée à l'attractivité économique du réseau donné. De plus, l'utilisation de la fonction de répartition induit de la stochasticité dans le modèle d'estimation. Enfin, le nombre de mouvements hebdomadaires est rapporté à notre scénario de 5 heures. Pour cela, nous divisons par 5,3 pour inférer le nombre de mouvements journaliers (Gerardin *et al.*, 2000) puis par 2/3 pour l'échelle d'une matinée (Pluvinet *et al.*, 2012). Cette méthode implique l'hypothèse que la distribution des mouvements hebdomadaires pour un magasin donné est uniforme. Notons que la scénarisation requiert un nombre entier de mouvements. Au final, deux cas sont considérés : les bornes minimale et maximale. La borne minimale est la somme des nombres de mouvements des établissements où les valeurs entières inférieures sont considérées. Le même procédé est opéré pour la borne maximale avec les valeurs entières supérieures.

1.5.2 Scénarisation

Les mouvements logistiques approchés dans la section antérieure sont scénarisés sur le boulevard urbain. Une fenêtre temporelle de 5 heures est étudiée, correspondant à une matinée type de 7h à 12h. L'intégration exogène des mouvements TMV est considérée à travers les cinq caractéristiques définies dans la Section 1.4.1 : (i) le nombre de PL, (ii) les heures de départ, (iii) les points de livraison, (iv) les modes de livraison et (v) les temps de livraison.

(i) Nous considérons un nombre de PL par le nombre de mouvements estimé par le modèle microscopique de TMV. Nous posons l'hypothèse que chaque mouvement est réalisé par un PL. Ainsi, nous ne considérons pas la notion de tournée. L'analyse de tournée n'étant pas forcément pertinente à l'échelle d'un boulevard urbain, nous portons notre attention sur les mouvements logistiques réalisés sous forme de flux. Le nombre de ces mouvements pour le cours Lafayette pendant une plage de 5 heures est de 68 et 123, correspondant à la borne minimale et maximale respectivement.

(ii) Deux distributions des heures de départ des PL sont considérées : la loi uniforme et la loi normale. La loi normale permet de tendre vers une chronique de demande logistique réaliste avec un pic de PL. La loi uniforme quant à elle est moins réaliste et peut représenter une distribution possible par une certaine collaboration des transporteurs. En effet, réaliser une distribution normale des départs de PL requière un échange d'information de leurs parts et un accord sur l'affectation des départs.

(iii) Les localisations des stationnements en double file sont déterministes. Nous considérons la localisation des établissements du cours Lafayette comme la localisation des stationnements. Ceux-ci sont projetés sur le boulevard théorique sous un référentiel identique. Pour cela, les numéros de la rue (du cours Lafayette) des établissements sont rapportés proportionnellement aux tronçons du réseau théorique.

(iv) Nous considérons un stationnement systématique en double file. Il s'agit d'une hypothèse forte car elle implique l'utilisation d'aucune des aires de livraison existantes au cours Lafayette. Des couloirs de livraison sur le côté de la voirie et une aire de livraison souterraine (les Halles) y sont proposés. La considération de livraisons réalisées systématiquement en stationnement double file permet de mesurer le scénario extrême. Nous pouvons ainsi identifier la borne maximale des effets du TMV sur l'application au cours Lafayette. L'autre borne correspond à un scénario où toutes les livraisons sont réalisées hors voie. Nous pouvons alors nous appuyer sur les états de trafic de référence sans stationnement double file. Néanmoins, l'utilisation des états de référence implique l'hypothèse que la recherche d'aires de livraison disponibles ou les manœuvres de stationnement n'impactent pas l'écoulement du trafic.

(v) La base de données ne permettant pas d'estimer le temps de livraison, nous considérons également une évaluation systématique du temps de livraison où les valeurs sont 10, 20 et 30 minutes.

1.5.3 Résultats

La Figure 16 représente les états de trafic pour un scénario réaliste des mouvements de marchandises sur le cours Lafayette à Lyon. Plus précisément, deux situations sont considérées : le nombre de mouvements correspondant à la borne maximale (123 mouvements) et minimale (68 mouvements). Chaque sous-figure présente les courbes MFD de référence et pour une durée de stationnement de 10, 20 et 30 minutes. Une analyse croisée est rendue possible dans la Figure 16-e représentant les états de trafic à capacité des différentes situations. La courbe en pointillés correspond à une capacité de deux voies sur le boulevard urbain étudié.

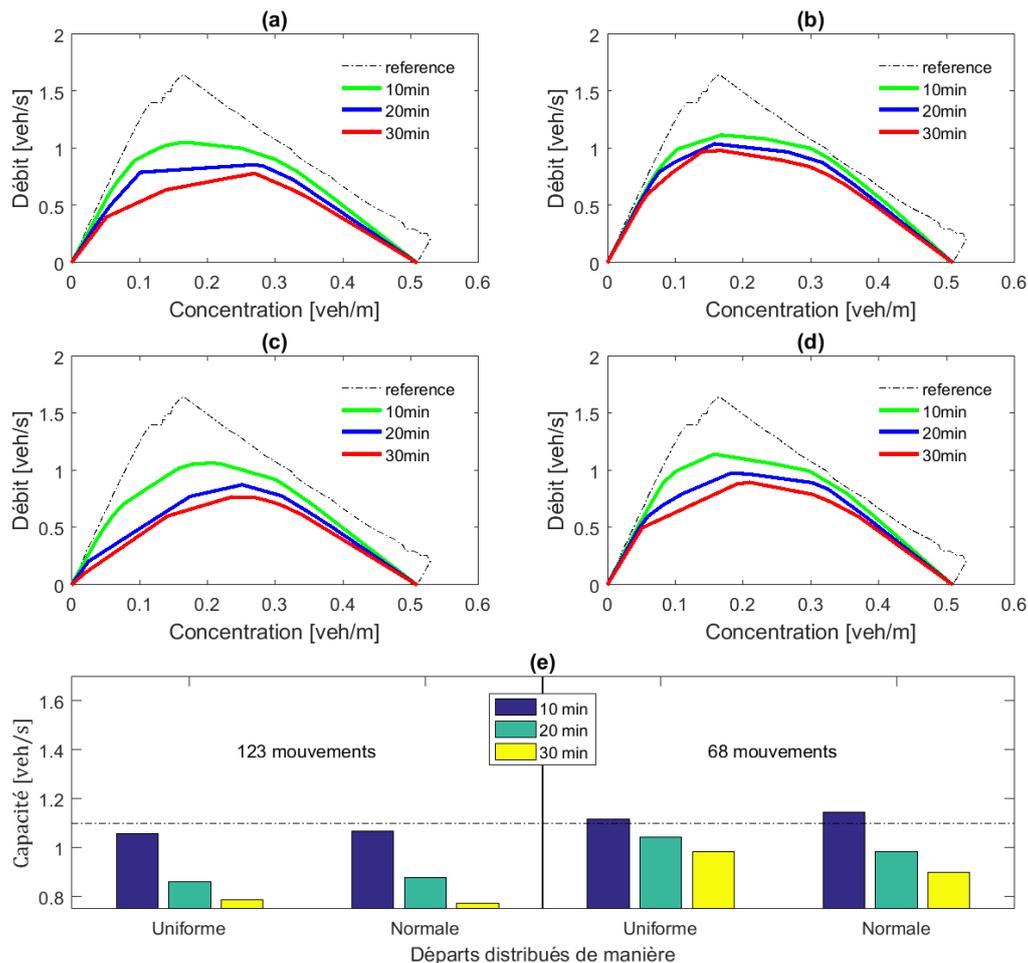


Figure 16 - Scénarisation d'une matinée avec (a-c) 123 mouvements distribués de manière uniforme et normale respectivement, (b-d) 68 mouvements distribués de manière uniforme et normale respectivement et (e) la capacité des quatre scénarios

Plus particulièrement, le scénario où les heures de départ des 123 mouvements sont normalement répartie, réduit la capacité du boulevard de 36% pour des stationnements en double file de 10 minutes. Pour des livraisons de 20 et de 30 minutes, les performances décroissent de 47% et de 52% respectivement. De plus, la distribution des départs ne semble pas influencer les performances globales du système. Cette application réaliste confirme une des conclusions théoriques étant que la durée de stationnement influence davantage la capacité que le nombre de ces actes. En effet, la

capacité du réseau avec des durées de 30 minutes sont davantage variables pour les bornes minimale et maximale que les durées de 10 minutes.

1.6 Discussion

Les impacts négatifs des stationnements en double file sur l'écoulement du trafic mesurés dans cette étude sont bornés par les hypothèses considérées. En effet, d'autres hypothèses pourraient amener à des mesures plus ou moins prononcées de dégradation du système de transport. De nombreuses variables influencent les performances globales du système telles que le taux de changement de voie, le coefficient de relaxation, la vitesse limitée et les paramètres des feux. De plus, l'indicateur MFD est intrinsèquement lié aux propriétés de l'infrastructure (Geroliminis et Daganzo, 2008). Les résultats restent alors tributaires du cadre défini et les conclusions difficilement transposables. Néanmoins, la méthodologie demeure généralisable.

Néanmoins, il est possible d'évaluer les performances de nouvelles stratégies de régulation sur notre cas d'étude. Nous nous intéressons plus particulièrement à la voie multi-usages. Le principe de la voie multi-usages est d'allouer dynamiquement la voirie à un mode de transport particulier. L'objectif est d'identifier la plage temporelle optimale pour les PL maintenant un niveau satisfaisant d'écoulement de trafic. Les Figure 17-a et b illustrent le boulevard théorique où la voie de droite est mixte et multi-usages respectivement.

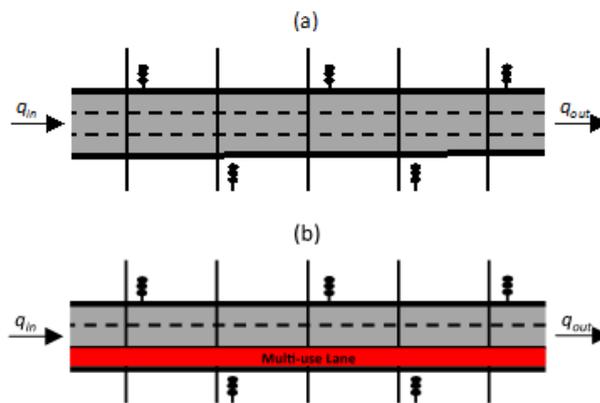


Figure 17 - Voie de droite (a) mixte et (b) multi-usages

Trivialement, réserver une voie aux PL réduirait la capacité du boulevard à $n - 1$ voies, où $n = 3$. En d'autres termes, la capacité serait réduite à deux tiers dans notre cas. Cependant, la demande des VL en heures de pointe est importante. Deux heures de pointe du matin représentent 13% du trafic total à New York (Jaller *et al.*, 2013). La communauté scientifique s'accorde alors sur l'activation intermittente de la voie multi-usages en faveur des PL synchronisée avec la chronique de VL, *i.e.* allouer la voie aux PL pendant les heures creuses (Nourinejad *et al.*, 2014 ; Chiabaut *et al.*, 2016). La Figure 18 présente les deux chroniques désynchronisées des VL et des PL. Il est alors possible de distinguer des périodes creuses de VL et à forte demande de PL. Ces périodes sont favorables à l'allocation de la voie de droite aux PL.

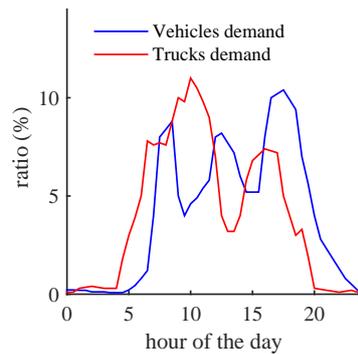


Figure 18 - Chroniques de demande

Notons que la mise en place d'une voie multi-usage ainsi que leurs potentielles améliorations sur le trafic sont basées sur l'hypothèse du respect des PL à ne pas stationner en double file en dehors de leur plage de livraison. Ainsi, l'application d'une voie multi-usages induit un renforcement de la pénalisation du stationnement en double file. Néanmoins, si cette hypothèse n'était pas respectée et que les PL stationnent illégalement en double file, une réduction de la capacité serait observée. Un constat est que ces pratiques, même illégales, sont observées.

Une question soulevée est l'existence de situations où la pratique de stationnement en double file des PL dégraderait davantage les performances que l'allocation de la voie de droite à leurs livraisons. Il s'agit de cas où allouer la voie aux PL (ou en d'autres termes interdire la voie de droite aux VL) améliorerait la capacité du boulevard urbain. Notre question serait alors : réduire d'une voie le réseau pourrait-il paradoxalement améliorer les performances du système ?

Au final, nous identifions des cas où la voie multi-usages peut être utilisée en simulation comme un « soin » plutôt qu'une « prévention ». L'identification de ces cas est possible par un nombre de stationnements en double file observés générant un débit moyen inférieur au seuil de capacité de $n - 1$ voies. Dans notre cas d'étude (cf. Figure 11), deux stationnements par heure en double file durant 30 minutes ou quatre stationnements par heure en double file durant 20 minutes réduisent davantage la capacité que la réservation de la voie de droite aux PL. Ainsi, ces mesures peuvent être aussi utilisées comme indicateur d'activation de la voie multi-usages.

1.7 Conclusion

La plupart des modèles de simulation microscopique ne prennent pas ou peu en compte le stationnement en double file. Dans la littérature, quelques travaux en simulation microscopique intègrent les modèles de parking de VL. Qu'il soit réalisé par un VL ou un PL, le stationnement en double file réduit la capacité du réseau. Pour autant, les modèles de parking de VL et de PL sont différents par nature. L'intégration de modèle microscopique de TMV dans la simulation microscopique du trafic apporte donc un nouveau socle de compréhensions.

Le cas d'étude est le cours Lafayette de Lyon. Il s'agit d'un axe structurant caractérisé par une forte densité de commerces. Les performances du boulevard sont étudiées sous trois axes d'analyse : (i) une étude systématique où les départs des PL sont uniformément distribués, (ii) deux scénarisations

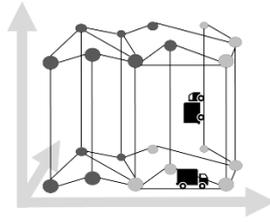
réalistes où le nombre de PL est calé par des données du terrain, et où les départs des PL suivent une loi normale, puis une loi uniforme et (iii) une analyse du cas d'application de la voirie partagée.

La modélisation microscopique du TMV intègre : l'estimation du nombre moyen de mouvements pour une matinée de 5 heures, pour chacun des 55 établissements situés sur le cours Lafayette à Lyon ; une distribution des départs suivant une loi uniforme et une loi normale ; une spatialisation de la localisation géographique des établissements sur le réseau théorique ; un stationnement systématique en double file ; et un temps de livraison systématique de 10, 20 et 30 minutes.

Les résultats montrent une réduction des performances du système à capacité et une augmentation des temps de parcours individuels. De ce fait, les modèles actuels de simulation microscopique sous-estiment les temps de parcours des véhicules, en particulier pendant les périodes de forte demande. Nous considérons deux variables de TMV influençant l'écoulement du trafic : le nombre de stationnements en double file et leurs durées, où la durée est la variable la plus influente. Plus particulièrement, nous identifions une chute de la capacité du boulevard à partir de deux PL stationnant plus de vingt minutes sur la voirie. Nous distinguons deux approches identifiant les situations où allouer une voie aux PL serait pertinent dans notre cas d'étude en simulation microscopique : (i) une demande en VL permettant de ne pas dégrader le débit d'écoulement des véhicules (les heures creuses) et (ii) le nombre de PL qui fait passer la capacité du boulevard sous la capacité de $n - 1$ voies.

Une première perspective est l'élaboration d'un modèle de mouvements par catégorie d'établissements. Dans notre étude, nous utilisons la loi de Rayleigh pour estimer la fonction de répartition des mouvements. Or, la distribution des mouvements hebdomadaires par catégorie est variable (queue de distribution plus ou moins étendue, asymétrie plus ou moins prononcée). La pertinence de la densité de probabilité utilisée peut être alors variable. Une étude sur l'utilisation d'un ou plusieurs modèles en fonction des catégories peut être envisagée. À l'opposé, une autre perspective est l'élaboration d'une nouvelle classification d'établissements. L'idée est de regrouper les établissements par leurs motifs similaires de mouvements hebdomadaires. L'hypothèse serait alors basée sur la pertinence d'une fonction de répartition ventilée par ces nouvelles catégories.

L'étude réalisée dans ce chapitre étant positionnée sur la première échelle spatiale (un boulevard urbain), une deuxième perspective clairement identifiée est de considérer l'échelle supérieure du quartier ou de la ville. Nous identifions la nécessité de développer des indicateurs globaux mettant en lumière les effets des stationnements en double file. Dans la littérature, de nombreux indicateurs macroscopiques de réseaux de transport sont proposés (comme les niveaux de service par [Transportation Research Board \(1985\)](#) et le MFD par [Geroliminis et Daganzo \(2008\)](#)). Néanmoins, des métriques considérant les phénomènes locaux et temporaires que sont les stationnements en double file des PL ne sont à notre connaissance pas formulées. De plus, la notion de tournées peut être intégrée dans les modèles de TMV. Ces tournées peuvent être générées par une fonction statique du temps de parcours ; ou en considérant la dynamique du trafic comme investigué dans le Chapitre 4. L'intégration de ces tournées, et de leurs stationnements en double file induits, peuvent impacter les états de trafic, qui eux même impactent les générations des tournées. Il s'agit d'une rétroaction où le TMV et les conditions de circulation sont imbriquées.



Chapitre 2 Partitionnement spatio-temporel de réseaux de transport

2.1	INTRODUCTION.....	30
2.2	ÉTAT DE L'ART.....	33
2.2.1	<i>Positionnement sur le partitionnement de réseaux de transport.....</i>	<i>33</i>
2.2.2	<i>Corpus scientifique.....</i>	<i>35</i>
2.3	METHODOLOGIE.....	36
2.3.1	<i>Méthodes de partitionnement basé sur les graphes.....</i>	<i>37</i>
2.3.1.1	NCut.....	37
2.3.1.2	La similarité des <i>snakes</i>	42
2.3.1.3	Étude de sensibilité du point de séparation bipartitionnant.....	49
2.3.2	<i>Méthodes de partitionnement basé sur les individus.....</i>	<i>50</i>
2.3.2.1	DBSCAN.....	50
2.3.2.2	k-means.....	51
2.3.2.3	GNG.....	52
2.3.3	<i>Algorithme de post-traitement.....</i>	<i>53</i>
2.3.4	<i>Indicateurs.....</i>	<i>57</i>
2.3.4.1	Métriques.....	57
2.3.4.2	Évaluation systématique.....	58
2.4	CAS D'ETUDE.....	59
2.4.1	<i>Méthode d'estimation des vitesses.....</i>	<i>59</i>
2.4.1.1	Filtrage des données.....	60
2.4.1.2	Estimation des vitesses agrégées.....	61
2.4.1.3	Sélection des données.....	63
2.4.2	<i>Construction du réseau basé sur un environnement SIG.....</i>	<i>64</i>
2.5	RESULTATS ET ANALYSE.....	67
2.5.1	<i>Pour un jour donné.....</i>	<i>67</i>
2.5.2	<i>Pour tous les jours.....</i>	<i>71</i>
2.6	CONCLUSION.....	73

Ce chapitre propose une approche décomposant un réseau de transport hétérogène en quelques zones spatio-temporelles homogènes. Le principe est de considérer un graphe 3D par une succession de réseaux spatiaux. Nous identifions quelques zones 3D ayant des conditions de circulation

homogènes. La méthode proposée permet notamment d'identifier des poches de congestion. Cette application requiert un graphe simplifié du réseau de transport avec une matrice complète de vitesses, tous deux obtenus par une méthodologie générique valorisée dans une communication avec acte (Lopez *et al.*, 2017a). Par ailleurs, une certaine régularité des poches de congestion à travers les jours est étudiée dans le prochain chapitre.

2.1 Introduction

Le principe de l'assistance routière pour les usagers du réseau est de leur permettre de faire des choix de déplacements éclairés (en ayant connaissance des conditions de circulation sur tout le réseau). Par exemple, quelques itinéraires minimisant le temps de parcours peuvent être proposés. Ces algorithmes sont souvent basés sur un historique des conditions de circulation de la ville. En effet, les états de trafic sont naturellement variables. Les vitesses et les temps de parcours sont influencés par de nombreux facteurs tels que le niveau de demande des usagers à pratiquer le réseau routier, les paramètres des feux, les conditions météorologiques, la présence d'accidents, de travaux ou d'évènements exceptionnels. Les vitesses pratiquées sont alors spatialement variables. Il s'agit d'un niveau fin d'information (les états de trafic sur chaque lien du réseau). L'avantage est une précision des conditions de circulation à l'échelle spatiale du lien. Néanmoins, cette approche peut être coûteuse et en particulier sur des larges réseaux. L'inconvénient est la taille des données qui peut être conséquente, notamment pour les larges réseaux de transport. En effet, le temps d'exécution des algorithmes d'assistance routière est lié à sa complexité, mais aussi à la taille des données. Un temps d'exécution raisonnable est souvent requis pour envisager un déploiement opérationnel.

Malgré une hétérogénéité spatiale des états de trafic, des zones tendant à être fluides ou congestionnées peuvent être identifiées. En effet, les phénomènes de congestion se propageant en amont, des poches de congestion sont identifiables. Une zone est définie comme un ensemble de liens adjacents ayant des conditions de circulation similaires. L'idée est de résumer les informations du trafic à un niveau plus agrégé, celui de la zone. L'avantage de cette échelle est la réduction de la quantité d'information. Nous posons l'hypothèse que la qualité et la précision des informations ne sont que peu dégradées par une bonne définition des zones.

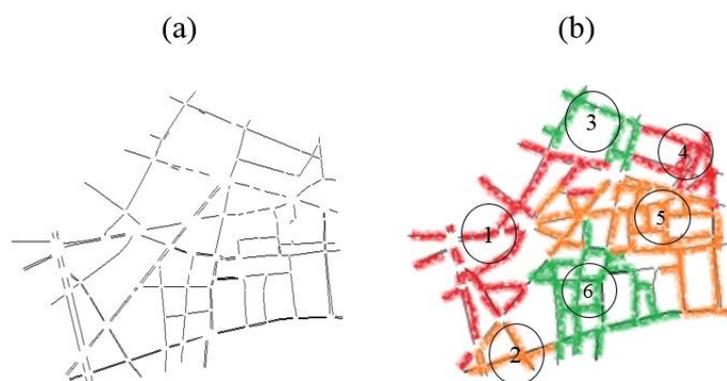


Figure 19 - Illustration (a) d'un réseau de transport (b) où des zones sont identifiées

La Figure 19-b présente le sixième arrondissement de Paris où six zones sont identifiées. L'ensemble de liens (routes) de chaque zone est représenté par une couleur. Le panel de couleurs vert, orange et rouge correspond à un état global de trafic fluide, semi-congestionné et congestionné.

Nous distinguons trois applications à l'identification de zones à distribution homogène : (i) la modélisation, (ii) le contrôle, et (iii) le raffinement de tournée. Dans la littérature, les zones 2D sont utilisées. Néanmoins une adaptation 3D peut être envisagée.

(i) Dans le domaine de la modélisation dynamique du trafic, nous identifions au moins deux usages du partitionnement spatial : (1) l'estimation de MFD et (2) la définition de réservoirs. (1) Identifier des zones de congestion homogènes permettrait de correctement estimer le MFD. En effet, l'hétérogénéité de la distribution de la congestion peut affecter le motif ou même encore l'existence d'un MFD (Buisson et Ladier, 2009 ; Geroliminis et Sun, 2011). (2) Le partitionnement peut aider à la définition de réservoirs, étant actuellement un verrou scientifique. Initialement introduits par Geroliminis et Daganzo (2007), les réservoirs permettent de complexifier la modélisation macroscopique. Un réservoir est une zone de véhicules cumulés, comprenant des flux en entrée et en sortie. Les flux intra-réservoirs ne sont pas considérés car ces flux individuels sont du ressort de la modélisation microscopique. L'un des leviers des réservoirs est la définition de leurs zones spatiales. En effet, les propriétés des zones (leurs nombres, leurs tailles et leurs formes) impactent la modélisation multi-réservoirs (la distribution des longueurs des liens intra-réservoir, la définition des macros-chemins (Batista *et al.*, *in prep*)).

(ii) Dans la littérature, des méthodes de contrôle de feux intègrent le partitionnement de réseau (Haddad *et al.*, 2013 ; Ramezani *et al.*, 2015). Définir un schéma de contrôle par zone permet de contrôler le réseau à un niveau de granularité spatial plus fin. Ma *et al.* (2009) proposent une application au partitionnement d'un réseau de transport statique pour le contrôle par feux de signalisation. SCOOT permet au contrôleur de découper un réseau par la longueur des liens, les valeurs de trafic et les différents cycles de feux (Bretherton, 1990). SCATS considère des groupes de une à dix intersections. Les performances sont périodiquement calculées par groupe pour déterminer les associations ou distinctions de groupes en temps réel (Luk, 1984). Yildirimoglu *et al.* (2015) investiguent l'impact des choix d'itinéraires des usagers sur la modélisation du MFD dans un réseau hétérogène. Les auteurs considèrent le réseau en quelques régions, elles-mêmes composées de plusieurs sous-régions définissant correctement le MFD. Leurs cas d'étude présentent 19 sous-régions spatiales regroupées en 3 régions. Par ailleurs, l'identification des régions est une donnée d'entrée et n'est pas étudiée par les auteurs.

(iii) La définition de zones spatiales ayant des conditions de circulation similaires peut raffiner les modèles de génération de tournées. Les modèles de génération de tournées déterminent l'ordre optimal des points à livrer, minimisant une fonction objective telle que le temps de parcours. Or, les modèles d'optimisation de tournées logistiques sont pour la plupart basés sur une fonction de temps de parcours constante dans le temps. L'inconvénient de cette approche statique est qu'elle ne prend pas en compte la dynamique du trafic. Un biais existe entre le temps de parcours estimé par cette approche statique et le temps de parcours réalisé dans le réseau. Utiliser dans ces modèles la vitesse moyenne par zone peut être une approche semi-statique permettant de réduire le biais (*cf.* Chapitre 4).

Au cours de la journée, la demande de véhicules est dynamique. Certains liens qui étaient congestionnés peuvent devenir fluides ; et inversement. Ainsi, les états de trafic des liens varient dans le temps. Dans la littérature, les méthodes existantes de partitionnement de réseau de transport sont principalement statiques (zonage spatial à un temps donné). La Figure 20-a illustre un partitionnement spatial d'un réseau au temps t_1 . Une approche quasi-statique est rendue possible par la réexécution de la méthode de partitionnement à Δt (à un autre temps donné). L'inconvénient de cette approche est qu'elle ne prend pas en compte explicitement les aspects temporels des états de trafic.

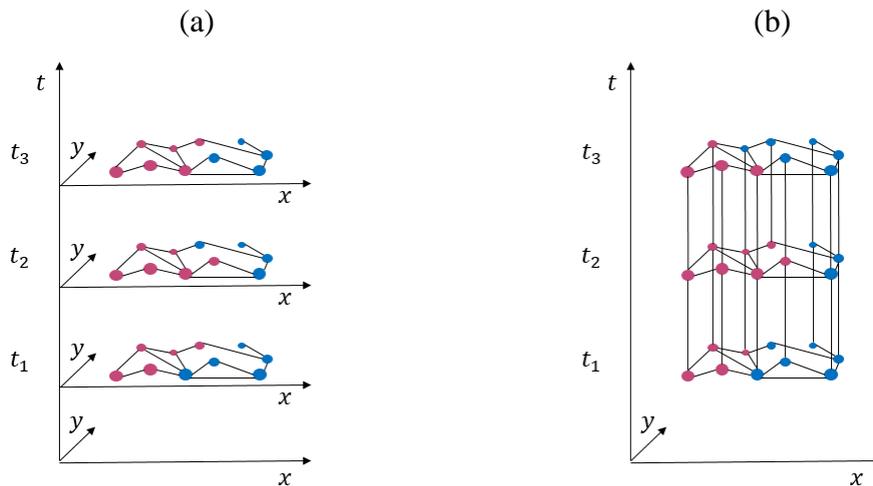


Figure 20 - Principe de partitionnement d'un réseau avec une approche (a) quasi-statique et (b) dynamique

Les conditions de circulation étant spatialement mais aussi temporellement hétérogènes, nous nous sommes intéressés à un partitionnement volumétrique traitant de manière conjointe l'espace et le temps. Nous introduisons le concept de zone 3D, étant un ensemble de liens spatio-temporels ayant des états de trafic similaires. La Figure 20-b montre un exemple de deux zones 3D discrétisées par la couleur rose et bleu. Le principe est de considérer un réseau 3D de transport par une succession d'un même réseau spatial. Chaque lien du réseau au temps t est temporellement relié à celui du temps $t - 1$ et $t + 1$ (cf. Figure 20-b).

Prendre explicitement en compte les aspects temporels présente l'avantage de pouvoir mieux suivre la propagation des poches de congestion (qui seront caractérisées par un volume homogène dans l'espace et dans le temps). De plus, la réduction du niveau d'information, sans pour autant dégrader la dynamique du trafic peut être possible par l'utilisation de zones 3D. Le partitionnement spatio-temporel est un verrou scientifique. A notre connaissance, peu de travaux intègrent dynamiquement la temporalité dans le partitionnement de réseaux.

L'objectif est d'étendre les méthodes de partitionnement 2D existantes pour traiter simultanément les dimensions espace et temps. Notre critère d'analyse est la vitesse moyenne pratiquée par lien spatio-temporel. De plus, les méthodes sont à adapter afin d'intégrer la contrainte de connexité intra-zones (*intra-cluster*).

2.2 État de l'art

2.2.1 Positionnement sur le partitionnement de réseaux de transport

Notons un graphe $G = (V, E)$, où $V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ est l'ensemble de nœuds (en anglais *vertices*) et $E = e(v_i, v_j), \forall v_i \wedge v_j \in V \wedge i \neq j$ est l'ensemble des arcs (en anglais *edges*). Nous distinguons deux représentations possibles des nœuds dans un réseau de transport : à l'échelle (i) des liens et (ii) des intersections. Les deux échelles et leurs graphes non orientés correspondants sont illustrés dans la Figure 21. Dans notre cas d'étude, nous utilisons l'échelle des liens, car il s'agit de la représentation la plus fine du réseau. L'avantage de considérer les liens comme les nœuds du graphe est un partitionnement plus juste du réseau tant la granularité de l'information est fine.

(i) Un réseau de transport est usuellement représenté par des segments contenant de l'information (la longueur du lien, ses vitesses pratiquées, *etc.*) et par des intersections reliant les liens entre eux. Nous considérons un graphe par un ensemble de nœuds représentant les individus. Dans notre cas, les individus sont les liens du réseau de transport. Les nœuds sont alors représentés par des coordonnées (x, y) . Le coût de l'arc entre deux nœuds v_i et v_j dépend de la position des nœuds sur les liens du réseau. Nous distinguons trois positions des coordonnées des nœuds : (1) au centre des liens, (2), en amont des liens et (3) en aval des liens. Les Figure 22-b, c et d représentent les trois positionnements respectivement. La définition des coûts induits est la distance (ou le temps de parcours) : (1) entre la moitié du lien i et la moitié du lien j , (2) du lien i et (3) du lien j .

(ii) Une seconde approche est de considérer les intersections comme les nœuds du graphe. Un des avantages identifiés est la complexité plus faible du graphe. En effet, une intersection peut être caractérisée par trois liens minimum. Considérer les intersections est d'autant plus pertinent pour les applications sur le contrôle des feux de signalisation (Ma *et al.*, 2009). Néanmoins, le niveau d'une intersection est une échelle spatiale plus agrégée que celle du lien. La conséquence est un lissage des états de trafic où les poches de congestion peuvent être moins prononcées. De plus, l'échelle de l'intersection ne permet pas de considérer les doubles sens où la congestion peut se propager dans un sens de circulation.

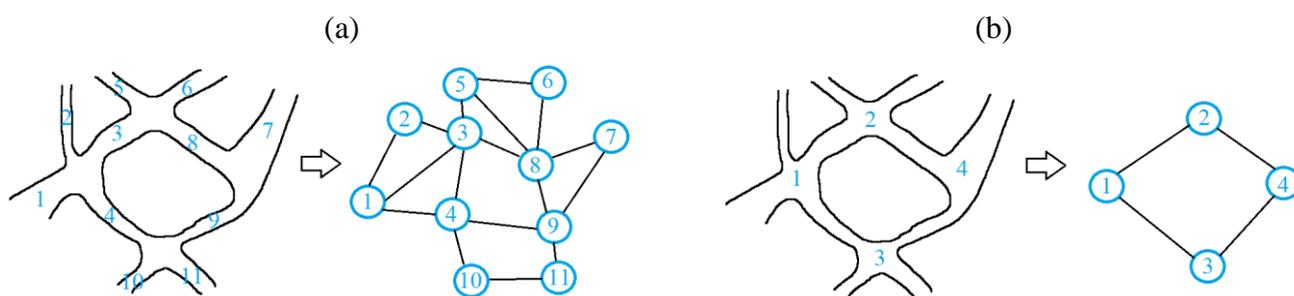


Figure 21 - Illustration d'un réseau de transport et son graphe non orienté correspondant, considérant comme nœuds (a) les liens et (b) les intersections.

De plus, le choix de l'orientation ou non du graphe n'est pas évident. Nous identifions deux inconvénients à considérer un graphe orienté. (i) Un graphe orienté est plus complexe qu'un graphe non orienté. Notons que les méthodes de partitionnement sont généralement NP-complètes (c'est-à-

dire que leur résolution ne peut se faire en un temps polynomial). À notre connaissance, aucun travail partitionnant un réseau de transport ne s'est basé sur un graphe orienté. (ii) Un graphe orienté ne garantit pas l'existence d'au moins un chemin d'un nœud vers chacun des autres nœuds du graphe, et plus particulièrement pour les réseaux simplifiés. Cette condition est une contrainte à la mise en œuvre de la méthode de [Saeedmanesh et Geroliminis \(2015\)](#).

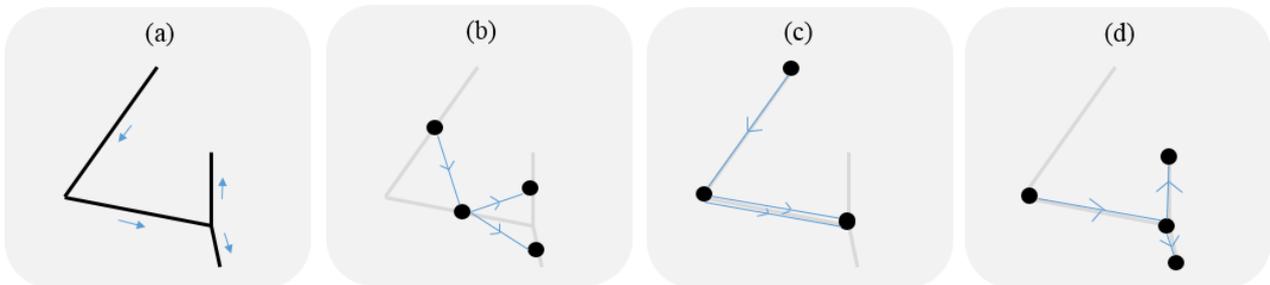


Figure 22 - (a) Définition des liens du réseau de transport, en nœud d'un graphe par : (b) les points au milieu des liens, (c) les points en amont des liens et (d) les points en aval des liens

Les premiers partitionnements dans la littérature sont réalisés sans pondération ([Barnes, 1982](#) ; [Pothen et al., 1989](#) ; [Newman, 2004](#)). Les méthodes de partitionnement sont basées sur les connexions des nœuds (nombre d'arcs aboutissant à un nœud donné) et non sur le poids des arcs. Pondérer les arcs permet d'appliquer les partitionnements de graphes à des domaines tels que la segmentation d'image ([Shi et Malik, 2000](#)) et de réseaux de transport ([Ji et Geroliminis, 2012](#) ; [Zhou et al., 2012](#) ; [Saeedmanesh et Geroliminis, 2015](#)).

Les poids des arcs d'un graphe dépendent de la variable d'analyse considérée dans le réseau de transport. Nous distinguons trois variables possibles pour le partitionnement de liens : (i) le débit, (ii) la concentration et (iii) la vitesse. (i) Le débit correspond au nombre de véhicules s'écoulant sur un lien du réseau par unité de temps. Un haut débit est caractéristique d'une infrastructure efficace, permettant un bon écoulement du trafic. Néanmoins, un faible débit peut tout autant correspondre à un état fluide (induit par une faible demande), qu'à un état congestionné (où une restriction de capacité en aval se répercute sur le lien observé). Dans notre cas d'étude, nous ne considérons pas le débit à cause de cette difficile distinction. (ii) La concentration est le nombre de véhicules présents dans un espace donné. L'avantage de la concentration est son efficacité à distinguer les états de trafic fluides des états congestionnés. La concentration est le critère de partitionnement de nombreux travaux ([Ji et Geroliminis, 2012](#); [Zhou et al., 2012](#) ; [Pascale et al., 2015](#)). Néanmoins, un inconvénient identifié est la difficulté à mesurer expérimentalement les concentrations effectives, *i.e.* concentrations issues de données réelles. (iii) La vitesse est au croisement du débit et de la concentration ([Saeedmanesh et Geroliminis, 2015](#)). Dans un diagramme fondamental, les états fluides sont caractérisés par la vitesse libre et les états congestionnés présentent des vitesses réduites. En ne considérant que les vitesses, les états fluides sont confondus et seuls les états congestionnés sont discrétisés. Par ailleurs, dans un réseau réel, les vitesses pratiquées sont limitées par les feux. Dans le cas très spécifique d'un lien caractérisé par une faible distance et un paramètre de feu rouge élevé, la vitesse agrégée retournée est semblable à une vitesse par état congestionné. La dissociation est alors difficile entre d'une part un lien congestionné et d'autre part un lien de faible longueur en état fluide avec un certain paramètre de feu.

Les valeurs des arcs peuvent être issues : (i) des données réelles et (ii) des données simulées où les simulations peuvent être elles-mêmes calées par des données réelles. (i) Usuellement, les données réelles ont plus de crédit car il s'agit de données mesurées sur le terrain. Néanmoins, les bases de données réelles sont souvent parcellaires. En effet, les données collectées représentent souvent un échantillon et non la population. Dans le domaine du transport, ces données peuvent être les déplacements des véhicules dans un réseau. Des capteurs dispersés sur le réseau illustrent le phénomène induit de données parcellaires. Un exemple de données manquantes dans notre cas d'étude est la collecte des passages de véhicules sur une seule des nombreuses voies de la route. (ii) La modélisation d'un réseau complexe est une approximation de la réalité, pouvant être calée par les données du terrain. Les résultats de la simulation dépendent alors en partie de la qualité et de la taille de l'échantillon. [Eash et al. \(1983\)](#) et [Boyce et al. \(1985\)](#) partitionnent le réseau de Chicago reconstitué. Leurs approximations de scénarios présentent des niveaux de congestion bas et non réalistes pour la région de Chicago. Néanmoins, partitionner un réseau peu congestionné n'est pas un problème tant que l'objectif n'est pas d'identifier des poches de congestion mais d'identifier des zones homogènes.

2.2.2 Corpus scientifique

Partitionner un réseau de transport revient à identifier des zones où les conditions de trafic sont semblables. Plus largement, la littérature sur l'apprentissage automatique non supervisé (en anglais *clustering*) est dense. Cette section relate des différentes approches de *clustering* et leurs adaptations éventuelles aux réseaux de transport. Plus particulièrement, deux familles de méthodes peuvent se distinguer : (i) les méthodes basées sur les individus (points indépendants projetés dans un espace à n -dimensions) ; et (ii) les méthodes basées sur un graphe (réseau connexe d'arcs et de nœuds).

(i) Les méthodes fondamentales d'apprentissage automatique non supervisé projettent les individus dans un espace à n -dimensions. Dans la littérature, les méthodes couramment utilisées sont k -means ([MacQueen, 1967](#)), k -médoides, la classification hiérarchique ascendante ([Székely et Rizzo, 2005](#)), DBSCAN ([Ester et al., 1996](#)) et OPTICS. Nous citons quelques applications possibles : définir les sections critiques d'un réseau ([Laharotte et al., 2014](#)), identifier les *clusters* spatiaux de mouvements de passagers de transit pour construire la matrice Origines-Destinations (OD) correspondante ([Luo et al., 2017](#)) et augmenter les performances de l'algorithme de Dijkstra ([Mohring et al., 2005](#)). Les méthodes de *moving clustering* se basent sur le postulat qu'un ensemble de points appartenant à un *cluster* peut se déplacer dans le temps ([Kalnis et al., 2005](#) ; [Li et al., 2010](#) ; [Liu et Ban, 2013](#)). La Figure 23 présente trois illustrations de la conceptualisation de *moving clustering* où les *clusters* se déplacent spatialement à travers les différentes couches temporelles. Un des inconvénients à considérer les liens spatiaux comme des individus (x, y) est que la topologie n'est pas intégrée. Cette approche pose l'hypothèse que deux individus proches sont connexes. Or dans un réseau de transport, un lien i et un lien j peuvent être spatialement proches sans être pour autant adjacents. Ce phénomène peut s'expliquer par la granularité fine des liens du réseau. De plus, une contrainte pour les véhicules est l'utilisation du réseau de transport. Ainsi, un véhicule peut être amené à faire le tour du pâté de maisons pour aller du lien i au lien j , qui pourtant étaient tous deux spatialement proches, mais éloignés en termes de distance à parcourir. La topologie du réseau semble alors être nécessaire pour partitionner un réseau de transport.

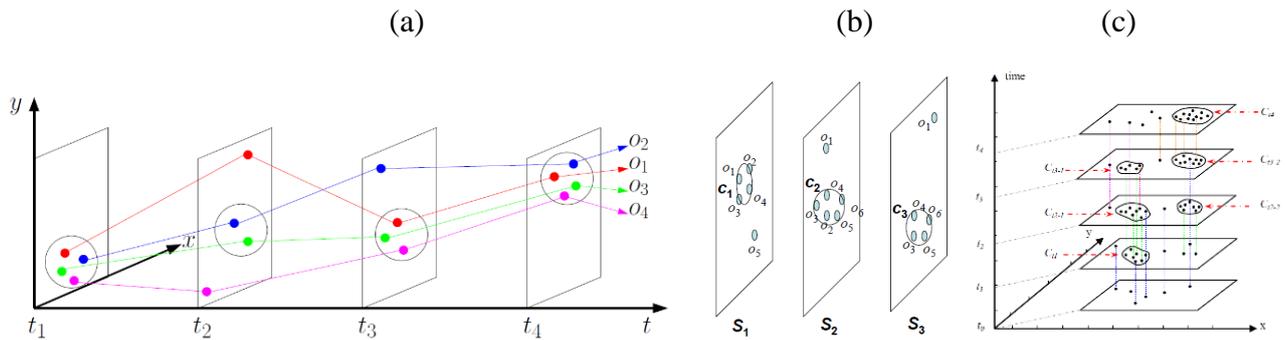


Figure 23 - Illustrations de *moving clustering* tirées de (a) [Li et al. \(2010\)](#), (b) [Kalnis et al. \(2005\)](#) et (c) [Liu et Ban \(2013\)](#)

Plus largement, le principe de zonage de transport peut être assimilé à la compression d'images en infographie, *i.e.* synthétiser l'information à une échelle agrégée. Les modèles de quantification de couleurs réduisent le nombre de couleurs de la palette. Les couleurs optimales peuvent être déterminées par des méthodes de *clustering* dans un espace projeté à trois chaînes de couleurs (par exemple rouge-vert-bleu). Le diagramme de Voronoï et les *k*-means ([Celebi, 2011](#)) sont usuellement utilisés. Pour un « octree » donné (un sous-ensemble de pixels), la couleur représentative peut être déterminée par la minimisation de la distance euclidienne. Le diagramme de Voronoï est utilisé par [Kim et al. \(2016\)](#) pour investiguer les motifs temporels de trajectoires. Plus précisément, les cellules identifiées dans leur réseau de transport permettent de caractériser les origines et les destinations des trajectoires individuelles.

(ii) Les méthodes de partitionnement de graphe prennent par nature en compte la topologie du réseau. [Xu et al., \(2007\)](#) proposent la méthode *Structural Clustering Algorithm for Network* (SCAN). [Etemadnia et al. \(2014\)](#) partitionnent des réseaux de transport de deux typologies différentes (radial et circulaire). Les réseaux sont considérés spatialement à un temps fixe. Deux méthodes de partitionnement sont comparées : *Sparset Cut* et une technique gloutonne de réseau agrégé. [Delling et al. \(2011\)](#) proposent la méthode à deux étapes *Partitioning Using Natural Cut Heuristics* (PUNCH) basée sur les *natural cuts*. Premièrement, la phase de filtrage identifie les régions denses du graphe par une série de coupes minimales (en anglais *minimum-cut*). Deuxièmement, les partitions sont assemblées par une heuristique locale.

2.3 Méthodologie

La méthodologie choisie est de comparer deux types de méthodes de *clustering* fondamentalement différentes : (i) les méthodes de partitionnement basées sur les graphes et (ii) les méthodes de partitionnement basées sur les individus. Un algorithme de post-traitement est nécessaire pour l'adaptation de ces deux types de méthodes au partitionnement de réseau. Il n'est pas possible d'évaluer toutes les méthodes existantes, quatre méthodes ont été étudiées et adaptées au cas d'étude (réseau de transport 3D) : (1) *NCut*, (2) DBSCAN, (3) *k*-means et (4) GNG. Au final, les trois premières méthodes ont été sélectionnées pour analyser les résultats sur le cas d'étude. De plus, les indicateurs utilisés sont décrits.

2.3.1 Méthodes de partitionnement basé sur les graphes

Un premier type de méthodes sont basées sur la théorie des graphes. Plus particulièrement, nous étudions la méthode *NCut* (Shi et Malik, 2000) avec une matrice de similarité de *snakes*. Cette sous-section présente la méthode *NCut* initialement appliquée à la segmentation d'image 2D et son adaptation aux réseaux de transport par les similarités des *snakes* (Saeedmanesh et Geroliminis, 2016).

2.3.1.1 NCut

NCut (Shi et Malik, 2000) est une méthode bi-partitionnant un graphe sous deux critères conjoints : la similarité intra-*clusters* et la dissimilarité inter-*clusters*. La normalisation de la coupe a été motivée par le constat que couper le graphe par le *minimum cut criterion* (Wu et Leahy, 1993) a tendance à isoler de faibles groupes de nœuds (cf. Figure 24).

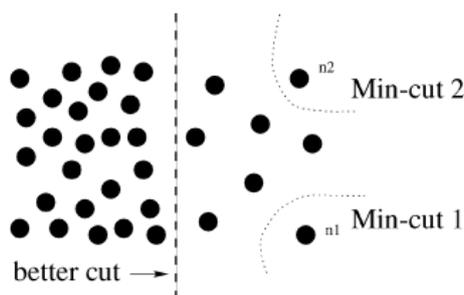


Figure 24 - Cas illustratif où le *minimum cut criterion* est impertinent (Shi et Malik, 2000)

Shi et Malik (2000) posent le problème d'une coupe normalisée par la mesure de dissociation *normalized cut*. Minimiser *normalized cut* est NP-complet. Néanmoins, les auteurs ont prouvé la résolution du problème par l'utilisation de la théorie spectrale des graphes. Le principe est d'utiliser la « matrice laplacienne normalisée » d'un graphe et de décomposer l'espace en une somme directe de sous-espaces stables. Le résultat de cette transformation permet de découper le réseau en deux (bi-partitionner) par vecteurs propres du graphe (Pothén et al., 1989). La méthode peut être réitérée jusqu'à atteindre le nombre de zones désirées.

Le *pseudo* algorithme de *NCut* est le suivant et nous poserons par la suite des points d'éclairages sur certaines étapes.

0. Calculer W la matrice avec $W(i, j) = w_{ij}$ où w_{ij} est la similarité entre les nœuds i et j ;
1. Calculer D la matrice diagonale $N \times N$ avec d dans sa diagonale $d(i) = \sum_j w(i, j)$ où N est le nombre de liens du réseau ;
2. Calculer L la matrice laplacienne normalisée $L = D^{-\frac{1}{2}} (D - W) D^{-\frac{1}{2}}$;
3. Ordonner les valeurs propres de L par sa diagonalisation ;
4. Bi-partitionner le vecteur propre correspondant à la seconde plus petite valeur propre notée λ_2 . La distinction est basée sur le point de séparation donné ;
5. Réitérer l'étape 4 par le vecteur propre $\lambda_{2+k} \forall k = 1, \dots, N - 2$ jusqu'à atteindre le nombre de zones désirées.

L'étape 5 du *pseudo* algorithme de *NCut* permet de retourner 2^n *clusters*. Pour atteindre le nombre de *clusters* désiré, un algorithme de fusion de *clusters* appelé *merging* est utilisé (Ji et Geroliminis, 2012). À chaque itération, les deux *clusters* adjacents les plus similaires sont fusionnés. La connexité de deux *clusters* est définie si au moins un des liens du premier *cluster* est connexe avec au moins un des liens du deuxième *cluster*. La similarité est considérée par le minimum des différences de variances des *clusters*. La variance d'un *cluster* correspond à la variance des vitesses des liens appartenant au *cluster* donné. Le procédé est réitéré jusqu'à obtenir le nombre de *clusters* fixé.

L'étape 4 requiert un point de séparation. Trois approches sont identifiées par Shi et Malik (2000) pour fixer le point de séparation (en anglais *splitting point*) : (1) considérer zéro ; (2) considérer la valeur médiane du vecteur propre ($n/2^{\text{ième}}$ plus grand élément trié par ordre croissant), *i.e.* la moitié des arcs ayant les plus petites valeurs sont affectés à un premier *cluster* et l'autre moitié au second *cluster*. Pour un nombre impair de nœuds, la médiane est définie $(n + 1)/2$; (3) identifier le point de séparation minimisant $Ncut(A, B)$ par un découpage itératif des résultats. L'inconvénient est que la minimisation de $Ncut(A, B)$ est NP-complet (Shi et Malik, 2000).

À notre connaissance, les travaux utilisant la médiane comme point de séparation (Pothen *et al.*, 1989 ; Simon, 1991 ; Ma *et al.*, 2009) utilisent aussi une matrice laplacienne non normalisée. Shi et Malik (2000) proposent de normaliser la matrice laplacienne et minimisent *normalized cut*. L'idée est que la meilleure coupe bi-partitionnant n'est pas forcément celle minimisant la fonction objective *minimum cut* de Wu et Leahy (1993). Un des avantages de considérer zéro comme point de séparation basé sur une matrice laplacienne normalisée est que la taille des deux premiers *clusters* n'est pas contrainte ; contrairement au point de séparation médiane où les tailles des deux premiers *clusters* sont identiques. Pascale *et al.* (2015) normalise la matrice laplacienne mais ne considèrent pas de point de séparation. Les auteurs utilisent les résultats de *k*-means pour dériver les *clusters*. Ma *et al.* (2009) considèrent le partitionnement spectral basé sur le *Recursive Spectral Bisection* (RSB) (Simon, 1991). RSB est une extension de la méthode initialement proposée par Pothen *et al.* (1989) bi-partitionnant un graphe par les vecteurs propres. Etant donné que le bi-partitionnement requiert uniquement un seul vecteur propre (usuellement λ_2), le modèle RSB propose son approximation par une adaptation de l'algorithme de Lanczos (1950).

L'étape 1 calculant la matrice de similarité des paires de nœuds donne lieu à différentes mesures de similarité. Dans la littérature, de nombreuses méthodes sont proposées pour estimer les similarités des nœuds d'un graphe. La définition de la matrice de similarités W est essentielle pour le calcul de la matrice laplacienne normalisée proposée par Shi et Malik (2000). Initialement, le partitionnement spectral est réalisé sur la matrice laplacienne, calculée $L = D - A$ où seules la matrice de degrés D et la matrice adjacente A sont requises (Barnes, 1982 ; Pothen *et al.*, 1989). Le graphe est bi-partitionné sur la mesure de la connectivité. La notion de détection de communauté dans un graphe est alors introduite où une communauté est une zone de nœuds à denses connexions (Newman et Girvan, 2004, Xu *et al.*, 2007). Puis des travaux ont proposé d'introduire les caractéristiques des nœuds dans le calcul de W . Le cas d'application de Shi et Malik (2000) partitionne des images 2D où la similarité des pixels est basée sur leurs caractéristiques (luminosité, couleur, texture et mouvement). Tonny *et al.* (2014) étudient son adaptation pour les images 3D notamment par l'intégration des traits géométriques dans la matrice de similarités. Dans le domaine du transport, Ji et Geroliminis

(2012) et Pascale *et al.* (2015) utilisent la méthode des k -means et les noyaux gaussiens respectivement pour décrire la distance spatiale entre les nœuds.

Plus précisément, Shi et Malik (2000) définissent la matrice de similarité W dans leur cas d'application de la manière suivante :

$$(6) W(i, j) = \begin{cases} w_{ij} & \text{si } dist(i, j) < r \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Où $dist(i, j)$ est le nombre de pixels séparant le pixel i du pixel j , r est le paramètre fixé et w_{ij} la mesure de similarité entre les pixels i et j . La Figure 26-a montre le résultat des auteurs segmentant une image satellite d'un cyclone. Plus précisément, une seule composante est affichée où les autres composantes sont représentées par des pixels noirs. Le cercle rouge permet d'observer que l'ensemble des pixels du *cluster* affiché ne sont pas adjacents. Ce phénomène est justifiable par le paramètre r fixé à $r = 10$ dans ce résultat. Notons que pour valider la contrainte de connexité intra-*clusters*, r doit être défini à $r = 0$.

La définition d'une similarité à zéro pour deux nœuds non adjacents est utilisé par de nombreux travaux (Barnes, 1982 ; Pothén *et al.*, 1989 ; Simon, 1991 ; Shi et Malik, 2000 ; Tonny *et al.*, 2014) et plus particulièrement sur le partitionnement de réseaux de transport (Ma *et al.*, 2009 ; Ji et Geroliminis, 2012). Pascale *et al.* (2015) considèrent la similarité à zéro pour une distance spatiale de deux liens supérieure à un seuil défini (de 0,8 km dans leur cas d'étude). Néanmoins, cette propriété n'est valide que pour des réseaux maillés tels que les images. La démonstration de la coupe normalisée résolue par la décomposition spectrale a d'ailleurs été réalisée avec un réseau maillé (Shi et Malik, 2000). La segmentation d'image est une application idéale où les pixels sont maillés. Saeedmanesh et Geroliminis (2016) soulèvent une attention toute particulière pour adapter *NCut* aux réseaux de transport. En effet, bi-partitionner un graphe faiblement maillé est une des limites de *NCut* où la mesure de connectivité (modularité) est utilisée plutôt que la similarité des nœuds. Cette limite n'est à notre connaissance que peu mentionnée dans la littérature, c'est pourquoi nous investiguons la méthode *NCut* sur un réseau test dans la Figure 25-a.

L'idée est de valider expérimentalement le comportement de *NCut* sur un réseau faiblement maillé. Pour cela, nous utilisons un graphe test non orienté où deux communautés sont distinctes (sud et nord). Une communauté est définie par un ensemble de nœuds fortement connectés. Cette typologie de réseau permet d'accentuer le faible maillage entre les deux communautés. La Figure 25-a représente le graphe test où chaque nœud est caractérisé par une vitesse, soit de 3 m/s (en rouge), soit de 15 m/s (en vert). De plus, les deux communautés contiennent respectivement des nœuds numérotés de 1 à 10, de 11 à 21. La distinction des deux communautés est d'ailleurs perceptible sur La Figure 25-b par la discrétisation des deux *clusters* rouge et bleu.

Le résultat attendu à travers ce graphe test est l'identification de deux *clusters*, correspondant aux nœuds fluides (en vert) dans un *cluster* et les nœuds congestionnés (en rouge) dans un autre *cluster*. Néanmoins, la contrainte de connexité intra-*clusters* amène le nœud n°21 à être rattaché au *cluster* fluide, malgré le fait qu'il soit congestionné. L'objectif est donc de retourner un *cluster* congestionné, et un *cluster* fluide avec le nœud n°21 (*cf.* Figure 25-d).

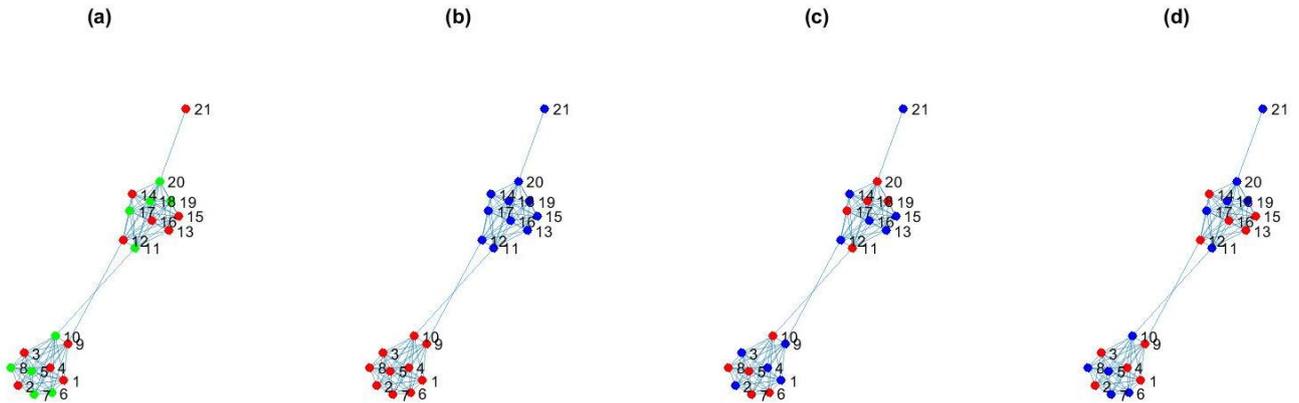


Figure 25 - (a) Réseau test partitionné : (b) considérant W avec des zéros et (c-d) sans zéros

Nous utilisons deux méthodes pour calculer la similarité des paires de nœuds : (1) la mesure de similarité proposée par [Nikolic \(2010\)](#) et (2) la mesure de similarité basée sur les *snakes* ([Saeedmanesh et Geroliminis, 2016](#)). La Figure 25-b montre que la méthode *NCut* bi-partitionne le graphe sur la connectivité des nœuds, pour les deux formulations de similarité confondues où la matrice de similarité W est définie de la manière suivante :

$$(7) W(i, j) = \begin{cases} w_{ij} & \text{si } i \text{ et } j \text{ sont adjacents} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

où $w(i, j)$ est la similarité entre le nœud i et j .

Par ces résultats, nous validons la limite de *NCut* à ne pas bi-partitionner ce réseau faiblement maillé en deux *clusters* homogènes sur le critère de la vitesse, pour ces deux mesures de similarités utilisées. Notons que la définition d'une similarité à zéro pour un couple de nœuds non adjacents est motivée par la volonté de retourner des *clusters* où la connectivité intra-*clusters* est valide. Néanmoins, cette définition ne semble pas permettre de retourner des *clusters* minimisant la variance intra-*clusters*. Partant de ce constat, [Saeedmanesh et Geroliminis \(2016\)](#) ont proposé d'utiliser une matrice de similarité complète. Une valeur de similarité, même faible, serait attribuée pour chaque paire de nœuds. La Figure 25-c montre le bi-partitionnement par *NCut* basé sur une matrice de similarité ne contenant pas de zéro, où la similarité est définie par [Nikolic \(2010\)](#). Définir une similarité pour tous les couples de nœuds présente l'avantage de ne plus détecter les communautés, mais bien de s'intéresser aux valeurs des nœuds. Néanmoins, un problème identifiable est que dans la Figure 25-c le nœud n°21 (en bleu) n'est pas affecté au seul *cluster* qui lui est lié, c'est-à-dire le *cluster* rouge. Une pondération de la similarité des nœuds non adjacents est nécessaire. [Saeedmanesh et Geroliminis \(2016\)](#) propose une mesure de similarité considérant la topologie du réseau : la similarité des *snakes*. Cette mesure de similarité est utilisée dans la Figure 25-d qui propose le résultat attendu. Pour conclure, les auteurs ont rendu possible l'utilisation de *NCut* partitionnant sur le critère de la variance minimale intra-*clusters*, par l'utilisation d'une matrice complète de similarité basée sur les *snakes*. Néanmoins, la connectivité intra-*clusters* n'est pas forcément validée (*cf.* Figure 26-b) et un algorithme de post-traitement reste nécessaire.

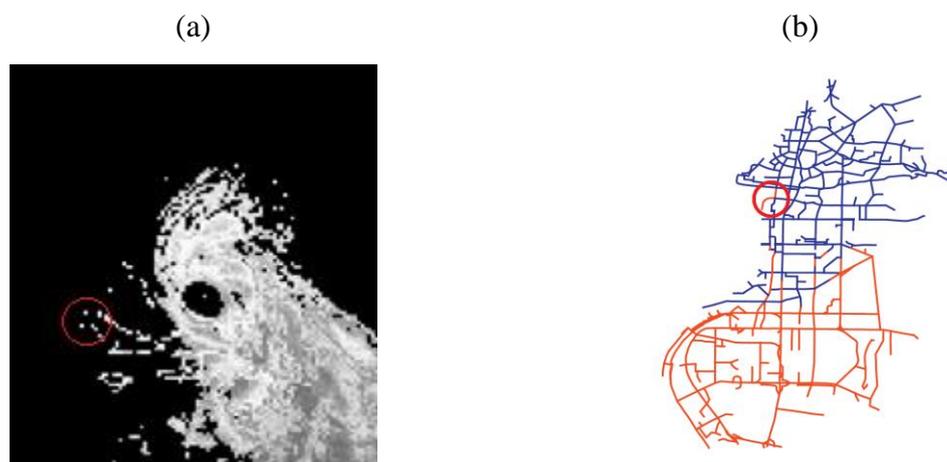


Figure 26 - Résultats illustratifs de *NCut* sur (a) une image d'un cyclone où une seule composante est visualisée (Shi et Malik, 2000) et (b) un réseau de transport partitionné en deux clusters (Saeedmanesh et Geroliminis, 2016)

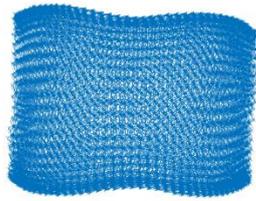
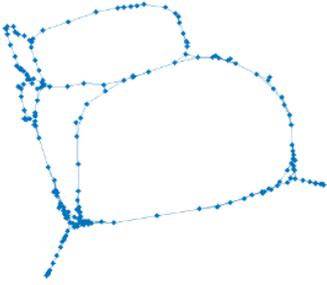
Domaine	Données d'entrée	Graphe associé
Segmentation d'image		
Réseau de transport		

Figure 27 - Illustration des données d'entrées et leurs graphes associés en fonction des domaines d'application

La Figure 27 illustre la typologie de graphe attendue par domaine d'application. Le premier domaine est la segmentation d'image où l'image d'entrée contient 1628 pixels (37×44). Un pixel est voisin avec ses pixels adjacents, soit celui en dessous, au-dessus, à droite, à gauche et les quatre diagonales possibles. Le graphe retourné est maillé. Le deuxième domaine d'application est un réseau de transport simplifié de 208 liens. Le graphe associé est faiblement maillé. Notons que cette simplification du réseau requiert une approche non orientée du graphe permettant de maintenir une seule composante principale.

Dans la littérature, *NCut* est utilisé pour partitionner un réseau de transport statique (Ma *et al.*, 2009 ; Ji et Geroliminis, 2012 ; Saeedmanesh et Geroliminis, 2016). Des approches dynamiques ont été proposées mais elles restent basées sur une hypothèse quasi-statique en fournissant pour chaque période un nouveau partitionnement spatial (Ji *et al.*, 2014) ou par une segmentation par intervalle de temps $[t_i, t_{i+1})$ (Pascale *et al.*, 2015). L'adaptation de *NCut* à un partitionnement de réseaux 3D est située au niveau de la définition de la similarité des nœuds du graphe et fait l'objet de la prochaine section.

2.3.1.2 La similarité des *snakes*

L'adaptation de *NCut* au cas d'un réseau de transport se situe au niveau de la matrice de similarités d'entrée, nécessaire au calcul de la matrice laplacienne normalisée. Une discussion sur les différentes formulations de similarités a été établie dans la section précédente. Ici, nous détaillons la similarité des *snakes*, proposée par Saeedmanesh et Geroliminis (2015). Le principe est de calculer la similarité des liens basée sur la vitesse en considérant des séquences de liens appelées *snakes*. Cette approche a été retenue pour notre travail.

Le *snake* i noté S_i est initialisé sur un lien donné du réseau. Il ajoute ensuite un par un ses liens voisins en commençant par ceux ayant des états de trafic les plus proches du sien, et ce jusqu'à contenir tous les liens du réseau. La similarité repose sur une unique variable (usuellement la densité ou la vitesse). Nous considérons la vitesse dans notre étude. Le principe du *snake* est donc de grossir en minimisant sa variance jusqu'à explorer tout le réseau. Notons \bar{x}_N comme étant la moyenne et σ_N^2 comme la variance du *snake* de taille N . Et, aussi x_N comme étant la vitesse du lien à la $N^{\text{ième}}$ itération. Le processus étant itératif, l'itération N correspond à une taille de *snake* de $N + 1$ (cf. Figure 28).

$$(8) \sigma_N^2 = \frac{(N-1)\sigma_{N-1}^2 + (x_N - \bar{x}_N)(x_N - \bar{x}_{N-1})}{N}$$

$$(9) \bar{x}_N = \frac{(N-1)\bar{x}_{N-1} + x_N}{N}$$

Soit S_i le *snake* initialisé par le lien l_i où $S_{ik} \in S_i$ est le sous-ensemble de k premiers éléments (cf. Figure 28). À chaque itération, le lien adjacent minimisant la variance du *snake* est ajouté. La Figure 29 montre quatre différentes illustrations de *snakes* à un nombre d'itérations variables. Cette procédure permet d'identifier des zones homogènes tant la variance croît non-linéairement avec la taille du réseau. Cette observation est expliquée par le fait que certaines parties du graphe sont plus similaires que d'autres. Les Figure 30-a et b montrent deux évolutions de la variance en fonction de la taille des *snakes*. Une tendance identifiable est, premièrement, une faible variance tendant à un plateau (ajout des liens similaires) puis une forte croissance de la variance (ajout des liens dissimilaires). Notons qu'à un instant donné, le voisinage peut être composé de plusieurs liens caractérisés par la même vitesse. Ainsi, plusieurs liens peuvent minimiser la variance. Dans ce cas, l'un de ces liens est choisi arbitrairement, de manière à conserver l'approche déterministe du modèle. En effet, les autres liens de mêmes vitesses seront les prochains sélectionnés. Ainsi, la préférence d'un lien par rapport à un autre n'a donc que très peu d'effet sur la matrice de similarités en découlant. De surcroit, un ordre différent entre deux liens ayant des vitesses identiques a un faible impact lissé par la définition de la similarité des *snakes* étant sur les séquences de liens à la taille du réseau.

S_1	5	28	37	36	27	25	34	50	40	57	6	29	38	87	86	39	...	20	22
S_2	36	27	34	50	40	57	6	29	25	38	28	37	5	87	86	39	...	20	22
S_3	79	186	124	78	125	118	122	187	177	138	127	182	191	20	22	23	...	162	185

Figure 28 - Exemple de séquences de trois *snakes*



Figure 29 - (a-d) Exemple de quatre *snakes* (leur nombre de liens et leur vitesse moyenne) calculés sur le réseau du 6ème arrondissement de Paris

(a) (b)

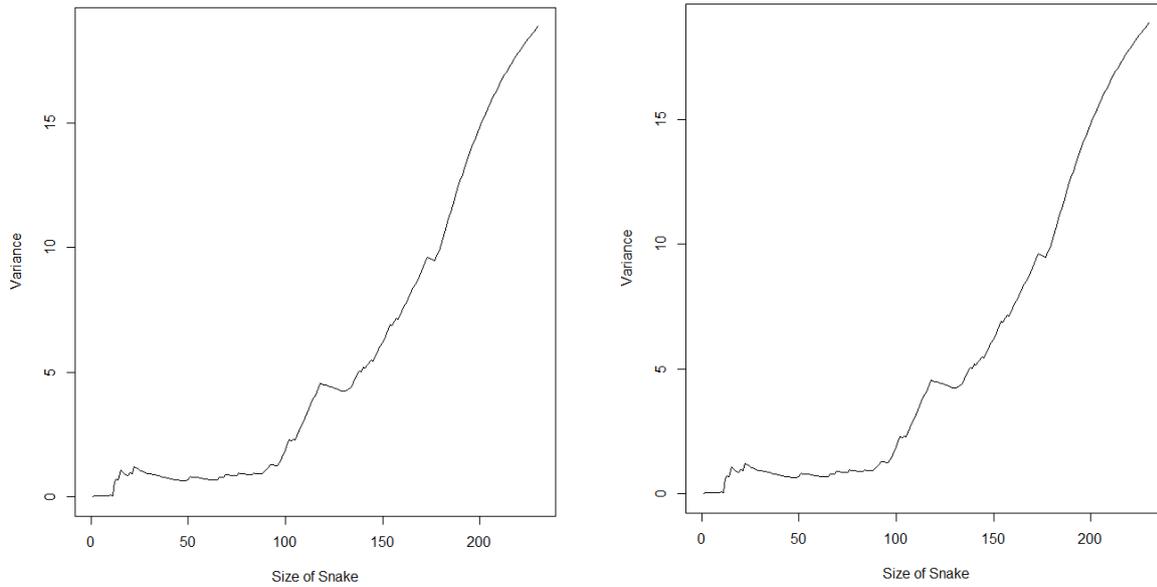


Figure 30 - Exemple de la variance de deux *snakes*

Pour réduire les coûts de calcul, la minimisation de la différence entre la moyenne du *snake* et la vitesse du lien donné est considérée. Cette approche tend à être identique à la minimisation de la variance du *snake*.

Au final, il y a autant de *snakes* que de liens du réseau, chacun initialisé par un lien unique. La nature du *snake* contient la typologie du réseau. Plus précisément, la connectivité est conservée par la contrainte appliquée sur l'ajout des liens adjacents (Saeedmanesh et Geroliminis, 2015). Seuls les liens connectés au *snake* sont considérés comme candidats au développement du *snake*.

La méthodologie des *snakes* a été appliquée pour un réseau spatio-temporel, *i.e.* une répétition d'un même réseau à de nombreuses couches temporelles. Dans une approche de partitionnement 2D (à un temps fixé), le voisinage de S_{ik} pour un *snake* donné est défini par ses liens spatiaux qui lui sont connectés. Pour une approche de partitionnement 3D, nous considérons le voisinage dans le temps et dans l'espace conjointement. Nous notons le lien l_i à un temps t par $l_{(i,t)}$. Nous dupliquons les liens $l_{(i,t)}$ aux instants $t - 1$ et $t + 1$, notés par $l_{(i,t+1)}$ et $l_{(i,t-1)}$, respectivement. La Figure 31-a montre un exemple d'un *snake*, initialisé par un lien en rouge. Les liens verts représentent le voisinage, selon une approche 2D dans la Figure 31-a, et une approche 3D dans la Figure 31-b. Le voisinage est plus important dans une approche spatio-temporelle, induisant davantage de calculs pour déterminer itérativement le prochain lien de la séquence. De plus, la taille de la séquence de *snakes* est plus importante. La taille du *snake* étant le nombre de liens du réseau, une approche 3D élève la taille des *snakes* par le nombre couches temporelles considérées.

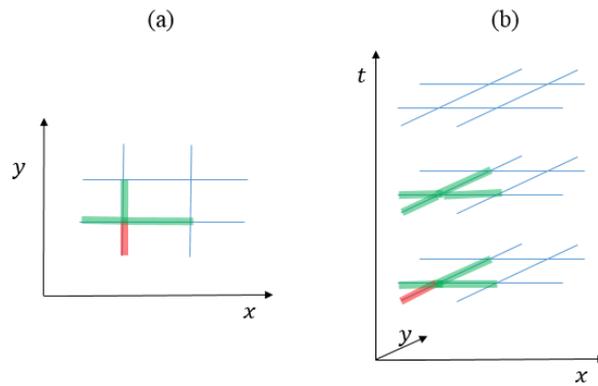


Figure 31 - Liens voisins (en vert) du lien rouge, selon une approche (a) 2D et (b) 3D

La matrice de similarités des *snakes* est définie de la manière suivante :

$$(10) \quad w_{ij} = \sum_{k=1}^N p^k \text{Card}(S_{ik} \cap S_{jk})$$

où le coefficient de pondération p est défini $p \leq 1$, et où $\text{Card}(S_{ik} \cap S_{jk})$ donne le nombre d'éléments communs entre les deux sous-ensembles donnés. Par la définition de p , les *clusters* tendraient à être plus compacts (Saeedmanesh et Geroliminis, 2015). Différentes valeurs de p ont été testées et montrent que les résultats de partitionnement sont robustes (Saeedmanesh et Geroliminis, 2015). Dans notre étude, p a été fixé à 0,8.

Le calcul de la similarité des *snakes* a été optimisé. La formulation originelle de Saeedmanesh et Geroliminis (2015) calcule la similarité d'un couple de *snakes* S_i et S_j par le nombre d'éléments communs à chaque sous-séquence S_{ik} et S_{jk} . L'approche optimisée est basée sur le fait qu'un élément commun l est toujours présent à partir d'un certain index. Plus précisément, la position de l'élément l pour tous les *snakes* est calculée. Ce principe est noté « la contribution de l dans la matrice de similarités ». Cette contribution est actualisée dans la matrice de similarités itérativement. La topologie du réseau n'est pas considérée. Rajouter une contrainte de connectivité (calculer uniquement la similarité des *snakes* adjacents, *i.e.* calculer w_{ij} où i et j sont des liens adjacents) n'est pas intégrable dans le code optimisé car l'approche est fondamentalement différente. L'algorithme a été formulé vectoriellement pour une optimisation de Matlab. Les similarités ne sont pas calculées par paires de *snakes* mais itérativement par les contributions. La contribution d'un élément l est définie par l'équation suivante :

$$(11) \quad \text{Contribution}(l, i, j) = \sum_{k=1}^{n-1} 0 \times p^k + \sum_{k=m}^n 1 \times p^k = \sum_{k=m}^n p^k$$

où l, i, j sont des liens du réseau et m l'indice de l'élément l apparaissant pour la première fois dans S_{ik} et S_{jk} . En effet, $l \in S_{ik} \cap S_{jk}$ uniquement pour $k \geq m$. Le nombre de contributions possibles est $n + 1$, elles sont calculées au début de l'algorithme. Les contributions du lien l à tous les couples de *snakes* se calculent donc par la connaissance de tous les m pour ces différents couples de *snakes*. Ces différents m sont obtenus par une recherche de l'élément l dans les n *snakes* suivi par le calcul de l'indice maximum d'apparition pour chaque couple de liens. Notons que l'approche de calcul de la matrice de similarités par contributions est équivalente à la définition originelle.

Une comparaison des différentes approches de construction de la matrice de similarités par leurs temps de calcul est réalisée. La Figure 32 présente les résultats à travers un tableau croisant deux

2.3. Méthodologie

longueurs de *snakes* et trois approches pour calculer la matrice de similarités. L'étape *NCut* comprend les points 1 à 5 listés précédemment. Notons que le temps d'exécution d'un partitionnement basé sur une longueur de *snakes* de 4000 éléments et sur la formulation originelle de la matrice de similarités (Saeedmaneh et Geroliminis, 2015) n'est pas mesuré. Ce cas est si complexe que le temps de calcul serait de l'ordre de plusieurs mois.

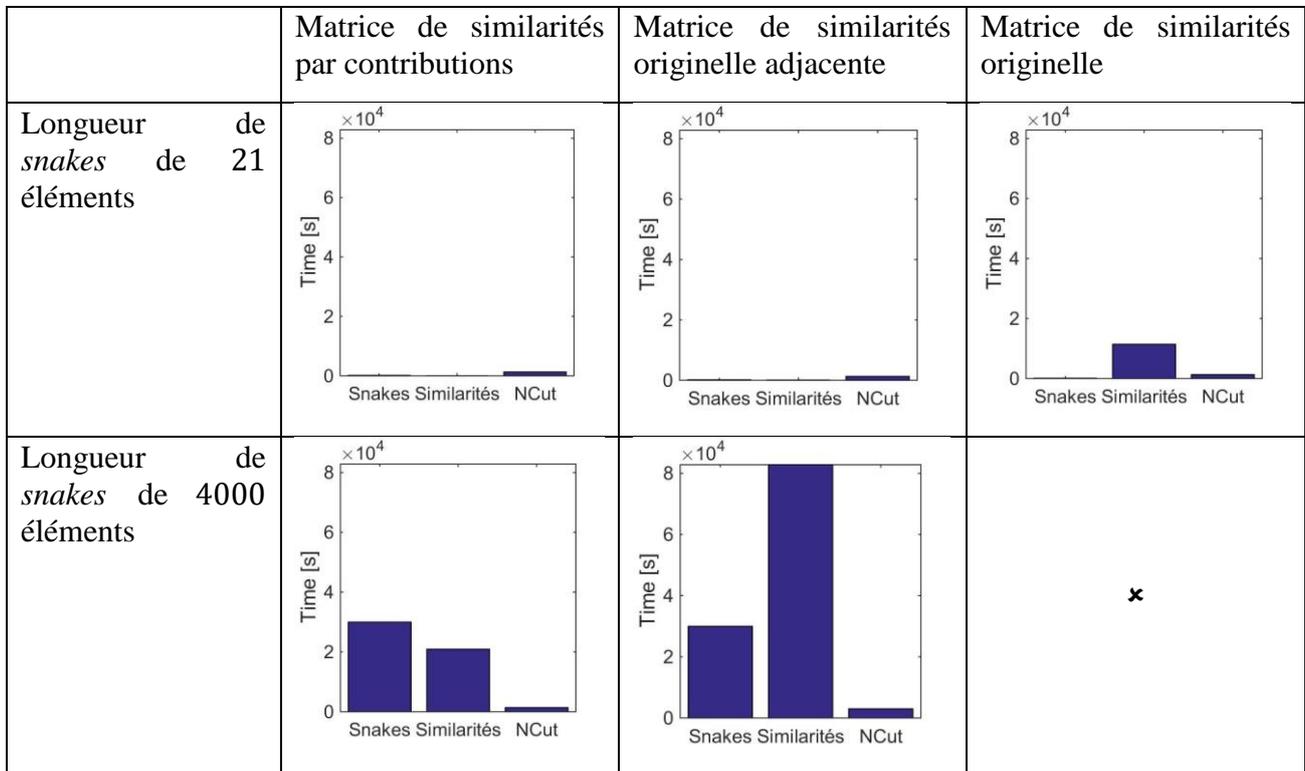


Figure 32 - Comparaison des temps de calcul de trois approches de construction de la matrice de similarités pour un réseau donné de 10512 liens 3D (219 liens sur 48 périodes)

Ji et Geroliminis (2012) proposent une méthodologie à trois étapes pour appliquer *NCut* au partitionnement d'un réseau de transport urbain. Leur cas d'étude est un réseau théorique mais réaliste de San Francisco caractérisé par environ 400 liens. (1) L'étape « segmentation initiale » exécute l'algorithme *NCut*. (2) L'étape *merging* permet de partitionner le réseau suivant le nombre de *clusters* défini. (3) Les frontières d'ajustement raffinent les résultats de partitionnement en validant le critère de variance minimale. Les auteurs partent du postulat que les liens appartenant aux frontières des *clusters* sont les liens les plus instables. L'idée est de retourner des *clusters* davantage distincts et clairs tout en conservant une variance minimale intra-*clusters*. Cette étape est l'une des contributions majeures de leur article. Notons que la troisième étape n'est pas considérée dans notre étude.

Saeedmanesh et Geroliminis (2015) propose une extension du déploiement des *snakes* pour des bases de données parcellaires. L'idée est de considérer uniquement les liens avec des données dans le processus décrit précédemment des *snakes*, *i.e.* ajouter itérativement le lien adjacent du *snake* donné minimisant sa variance. Les liens adjacents définis intègrent une violation de la fonction objective de connectivité, *i.e.* deux liens contenant des données sont considérés adjacents même s'ils sont séparés par un ou plusieurs liens sans données. Un facteur de pénalité favorise l'ajout de liens les plus proches du *snake*. Nous ne considérons pas cette extension dans notre étude car l'approche retenue

est la comparaison de méthodes de partitionnement appliquées à un réseau de données complètes et précises.

À notre connaissance, la complexité des *snakes* n'a pas encore été formulée dans la littérature. Néanmoins, le calcul de cette complexité est important pour comparer différentes méthodes de partitionnement. La matrice de similarité des *snakes* étant la matrice d'entrée à la méthode *NCut*, cette complexité est additionnelle pour appréhender la complexité complète de la méthode de partitionnement « *NCut* basé sur la similarité des *snakes* ».

Nous posons que le coût d'exécution d'un *snake* compris entre la borne « meilleur cas » avec $O(n)$ et « pire cas » avec $O(n^2)$. Notons $n = N_l$ pour un *snake* spatial et $n = N_l * N_t$ pour un *snake* spatio-temporel. La complexité d'exécution de n *snakes* est $O(n^2)$ et $O(n^3)$ pour le meilleur cas et le pire cas respectivement. L'algorithme de construction d'un *snake* recherche son voisinage itérativement. La taille de son voisinage dépend de deux paramètres : du motif du *snake* et de la typologie du réseau. Le meilleur et le pire cas combinent ces deux paramètres conjointement. Plus précisément, le meilleur cas correspond à un boulevard où les voisins seront au nombre de deux (le lien en amont et le lien en aval du *snake* courant). Dans le pire cas, le voisinage est plus important par son réseau fortement connecté, *i.e.* tous les liens sont reliés entre eux. La Figure 33 représente une illustration des deux cas où à travers le réseau de liens noirs, le *snake* donné est rouge et ses voisins correspondants sont verts. Le coût d'exécution des *snakes* d'un cas d'étude donné se situera entre ces deux bornes. La complexité a été quantifiée numériquement dans notre cas d'étude à $O(n^{2,2})$.

Meilleur cas	Pire cas
$O(n)$	$O(n^2)$
	

Figure 33 - Complexité des *snakes* en fonction de la topologie du réseau

Opérationnellement, partitionner un large réseau en 3D et sous une trentaine de jours est très coûteux. Le temps de calcul est important, croissant de manière exponentielle avec chaque paramètre (taille du réseau, longueur des *snakes*, finesse temporelle, *etc.*). Nous nous intéressons au calage de la longueur des *snakes* pour réduire les temps de calcul. L'idée est de minimiser la longueur des *snakes* tout en maintenant la qualité des résultats. Pour cela, une étude de sensibilité a été réalisée sur le réseau d'Amsterdam.

Une étude de sensibilité a été entreprise pour mesurer l'impact de la longueur des *snakes* sur les performances de partitionnement. L'idée est d'identifier le seuil par une étude systématique où une stabilisation des résultats est attendue. En effet, par la formulation de la similarité des *snakes* (Saeedmanesh et Geroliminis, 2015), le coefficient de pondération p fait décroître de manière exponentielle la similarité des éléments des *snakes*. Le coefficient de pondération p est de plus en plus petit tant que les *snakes* grandissent. Les éléments à la fin des *snakes* ne sont pas considérés. La similarité d'une paire entière de *snakes* et d'une paire tronquée de *snakes* semble équivalente. Cependant, une longueur minimale est requise pour assurer la connexité des résultats, *i.e.* les *snakes* doivent couvrir un seuil de couverture spatial et temporel. Dans cette étude de sensibilité, dix

2.3. Méthodologie

longueurs de *snakes* sont considérées, soit des proportions couvrant de 0,01 à 100% du réseau. La méthodologie a été réitérée sur 108 réseaux de tailles spatio-temporelles variables. Plus précisément 36 réseaux de 213 à 291 liens ont été créés avec un nombre systématique de 5, 10 et 20 périodes. Les résultats sont robustes et convergent vers la même tendance. La Figure 34 présente l'évaluation des performances de partitionnement à travers deux indicateurs : TVn et CCD. Nous considérons l'identification du seuil par la convergence des résultats des indicateurs. Les seuils identifiés sont respectivement de 0,2 et 0,1. Ainsi, les résultats sont équivalents entre des *snakes* entiers et des *snakes* à partir d'une longueur de 0,2% du réseau.

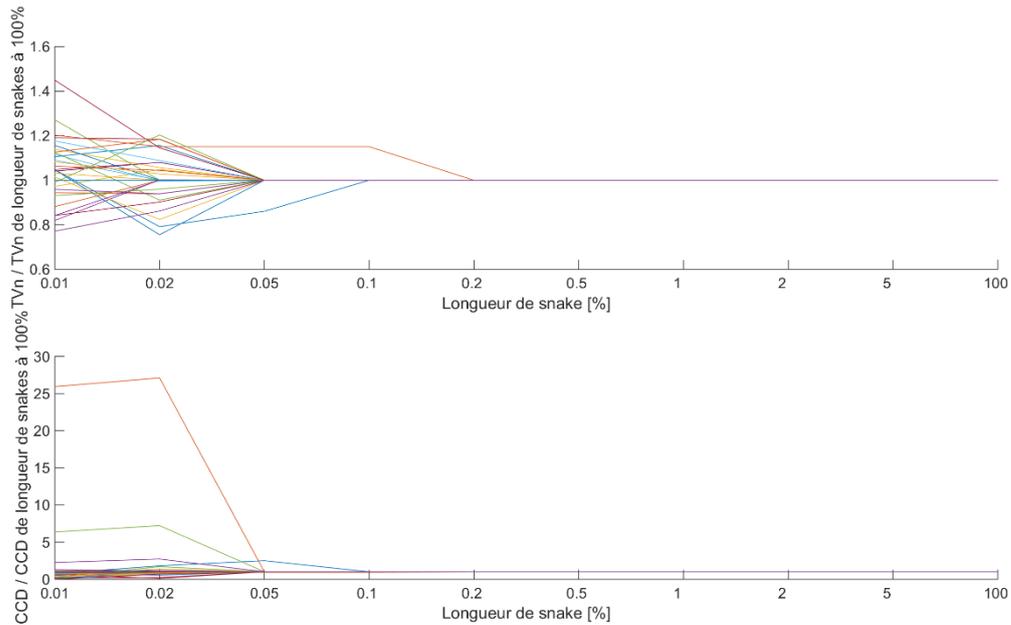


Figure 34 - Évaluation systématique de partitionnements par des longueurs de *snakes*

Le paramètre déterminant la longueur des *snakes* influence : (i) la valeur de similarité entre deux liens, (ii) l'identification de la valeur propre donnant une bipartition pertinente et (iii) les résultats de partitionnement.

(i) La similarité entre deux liens est basée sur leurs *snakes* respectifs (Saeedmanesh et Geroliminis, 2015). Rappelons que la longueur originelle d'un *snake* est le nombre de liens du réseau. Ainsi, réduire la taille des *snakes* peut amener la formulation de la similarité à retourner zéro pour deux liens, pourtant adjacents, mais n'ayant aucun lien en commun. Une attention toute particulière doit être donnée à ne pas retourner une similarité à zéro pour les raisons discutées dans la Section 2.3.1.1. Le k premier élément commun à la paire de *snakes* permet une similarité différente de zéro. Or k dépend des vitesses du réseau et n'est donc pas déterministe, *i.e.* plus les vitesses des deux liens sont dissimilaires, plus k a de chance d'être élevé.

(ii) Pour bi-partitionner un graphe, la seconde plus petite valeur propre λ_2 de la matrice L est communément utilisée (solveur de Lanczos (1950)) (Mohar, 1989 ; Pothen, *et al.*, 1989 ; Shi et Malik, 2000 ; Ma *et al.*, 2009 ; Ji et Geroliminis, 2012). Plus particulièrement, la seconde plus petite valeur propre λ_2 et son vecteur propre correspondant ont été étudiés par Fiedler (1973) où λ_2 est usuellement nommé *Fiedler vector*. Il nomme λ_2 d'*algebraic connectivity* résumant la connexité des nœuds par les arcs dans un graphe. Pothen *et al.* (1989), Cox *et al.* (1996) et Ma *et al.*

(2009) supposent que si G est connecté, la seconde plus petite valeur propre λ_2 est toujours non-zero et positive. Or comme dit dans (i), la matrice de similarité ne suit pas forcément les propriétés d'adjacence des liens, *i.e.* deux liens adjacents peuvent avoir une similarité à zéro si la longueur de *snake* est trop faible. La pertinence d'utiliser la seconde plus petite valeur propre ne semble pas valide dans tous les cas. Tronquer les *snakes* conduit la matrice de similarités W et donc la matrice laplacienne normalisée L à contenir une part significative de valeurs équivalentes (des zéros). Le rang est le nombre de lignes et de colonnes indépendantes dans une matrice donnée. Le rang de la matrice laplacienne normalisée augmente en fonction de la longueur des *snakes*, puis semble se stabiliser à un certain seuil. Ainsi, la seconde plus petite valeur propre d'une matrice de similarités caractérisée par des *snakes* de longueur inférieure au seuil défini est nulle. Nous supposons une bipartition pertinente par la première valeur propre non nulle, *i.e.* $\lambda_z \geq 0$. Cette hypothèse sera maintenue tout au long de cette étude.

(iii) L'impact de la longueur des *snakes* sur les performances de partitionnement a été quantifié à travers deux indicateurs décrits dans la section précédente : TVn et CCD. Les performances de partitionnement par *NCut* sont indépendantes de la longueur des *snakes* à partir du seuil défini précédemment. En effet, un *snake* trop court ne sera pas en mesure de suffisamment explorer le réseau dans le temps et dans l'espace. La connexité du réseau ne sera pas conservée avec des trop petits *snakes* et les résultats de partitionnement tendront à retourner des *clusters* où les liens ne sont pas connexes.

2.3.1.3 Étude de sensibilité du point de séparation bipartitionnant

La valeur du point de séparation influence sur les résultats de partitionnement. La Figure 35 présente les résultats de partitionnement pour un réseau donné par deux points de séparation : 0 et la médiane de λ_z . Deux indicateurs sont utilisés pour comparer les résultats : TVn et CCD. Le réseau d'Amsterdam est caractérisé par 219 liens et 48 périodes. La longueur des *snakes* est fixée à 38% du réseau et la similarité est définie suivant (Saeedmanesh et Geroliminis, 2015).

La Figure 35 montre une influence mitigée des performances de partitionnement suivant le point de séparation utilisé. Une certaine tendance montre de meilleurs résultats pour le point de séparation à zéro par les deux indicateurs, et ce pour un nombre de *clusters* 2 à 9. Dans notre cas d'étude, nous utilisons le point de séparation à 0.

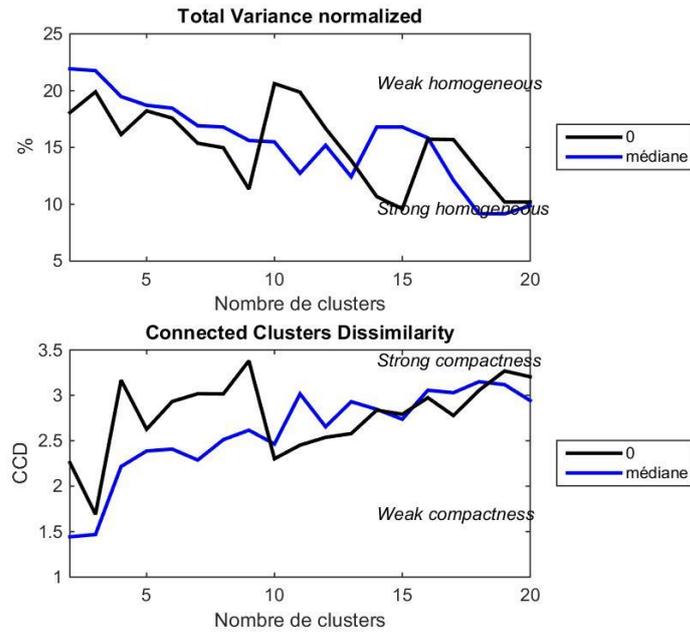


Figure 35 - Comparaison des résultats de partitionnement par deux points de séparation

2.3.2 Méthodes de partitionnement basé sur les individus

Han *et al.* (2011) distinguent les méthodes fondamentales de *clustering* en quatre familles : (1) les méthodes de partitionnement identifiant des *clusters* basées sur la distance de forme sphérique, (2) les méthodes hiérarchiques identifiant des *clusters* composés de plusieurs niveaux, (3) les méthodes basées sur la densité trouvent arbitrairement des motifs de *clusters* denses et (4) les méthodes basées en grille utilisent la multi résolution d'une structure maillée de données.

Trois méthodes de *clustering* sont considérées dans notre analyse : DBSCAN (Ester *et al.*, 1996), *k*-means (MacQueen, 1967) et GNG (Fritzke, 1995). Ces méthodes considèrent initialement des jeux de données basés sur des individus, *i.e.* nuage de points.

Dans notre étude, les individus sont les liens d'un réseau de transport projetés dans un espace à quatre dimensions : les coordonnées (x, y, t) et leurs vitesses. Une normalisation est requise pour ramener les valeurs à un référentiel identique. De plus, un coefficient de pondération est considéré car les coordonnées des liens sont prépondérantes. Un poids plus important a été défini sur la vitesse pour assurer un partitionnement basé sur le critère initialement fixé : la vitesse. Dans notre étude, un poids de 1 et 3 a été arbitrairement fixé pour les coordonnées et la vitesse respectivement.

2.3.2.1 DBSCAN

Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) (Ester *et al.*, 1996) est une méthode non paramétrique de *clustering* basée sur la densité. Plus particulièrement, deux paramètres sont utilisés : le radius $\epsilon > 0$ spécifie la distance du voisinage et MinPts le nombre minimum de points requis dans un rayon ϵ . MinPts est une contrainte pour valider un *cluster*. Notons que DBSCAN identifie autant de *clusters* que de nuages de points validant les paramètres.

L'inconvénient de cette méthode est que le nombre de *clusters* n'est pas défini et dépend donc des paramètres et du jeu de données. L'avantage est que la méthode définit des *clusters* denses.

La Figure 36-a présente les résultats de DBSCAN sur un ensemble de points, représentant une image d'une livraison entre deux personnes. Les points sont discrétisés par couleur, où chaque couleur représente un *cluster*. DBSCAN est utile pour la connaissance de motif où les têtes des bonhommes, les corps et le colis sont identifiables (contrairement aux *k*-means sur la Figure 36-c).

Dans notre étude, les paramètres ont été arbitrairement fixés respectivement à $\epsilon = 0.01$ et $\text{MinPts} = 50$.

2.3.2.2 k-means

Les *k*-moyennes (en anglais *k*-means) est une méthode paramétrique de *clustering* (MacQueen, 1967). Le *pseudo* algorithme de *k*-means est le suivant :

1. Initialiser *k* centroïdes aléatoirement dans l'espace (les *k* croix rouges dans la Figure 36-b où $k = 3$) ;
2. Calculer les diagrammes de Voronoï des centroïdes (les traits rouges dans la Figure 36-b délimitent les diagrammes) ;
3. Assigner chaque individu au centroïde le plus proche où la distance euclidienne est utilisée (cela revient à utiliser la localisation de chaque individu localisé dans le diagramme correspondant au centroïde) ;
4. Modifier la position des centroïdes par rapport à la moyenne des individus ;
5. Répéter les étapes 2 à 4 jusqu'à convergence (*cf.* Figure 36-c).

L'inconvénient est que les résultats ne sont pas déterministes d'une exécution de la méthode à une autre car les centroïdes sont initialisés aléatoirement. L'utilisation de plusieurs itérations permet néanmoins de lisser ces phénomènes.

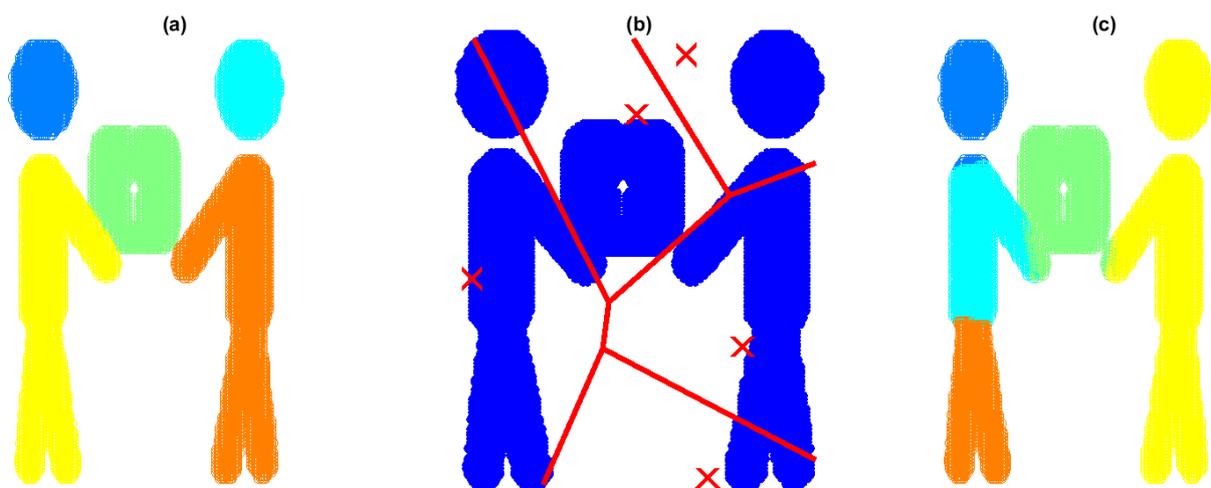


Figure 36 - Image 2D partitionnée par (a) DBSCAN, (b) *k*-means à la première itération et (c) *k*-means à la dernière itération

2.3.2.3 GNG

Growing Neural Gas (GNG) est un réseau de neurones artificiels variant de Neural Gas (Martinetz et Schulten, 1991). GNG est initialisé par deux neurones, puis l’algorithme itératif agrandit le réseau. Le *pseudo* algorithme de GNG est le suivant :

0. Initialise deux centroïdes a et b aux positions aléatoires w_a et w_b dans \mathbb{R}^n ;
1. Génère un signal d’entrée ξ selon $P(\xi)$;
2. Trouve le plus proche centroïde s_1 et le deuxième plus proche centroïde s_2 ;
3. Incrémente l’âge de tous les nœuds émanant de s_1 ;

GNG peut être utilisé tant dans l’apprentissage automatique supervisé que non-supervisé. GNG a été adapté au *clustering* par un processus en deux temps. Premièrement, l’algorithme initial de GNG est exécuté (Martinetz et Schulten, 1991). Deuxièmement, les individus sont classés par *cluster* en se basant sur les coordonnées des centroïdes. Un individu donné est affecté au centroïde minimisant la distance euclidienne. Qin et Suganthan (2004) proposent une méthodologie déterminant automatiquement le nombre optimal de *clusters* basée sur la valeur extrême de *Minimum Description Length* (MDL) mesurée pendant le premier temps.

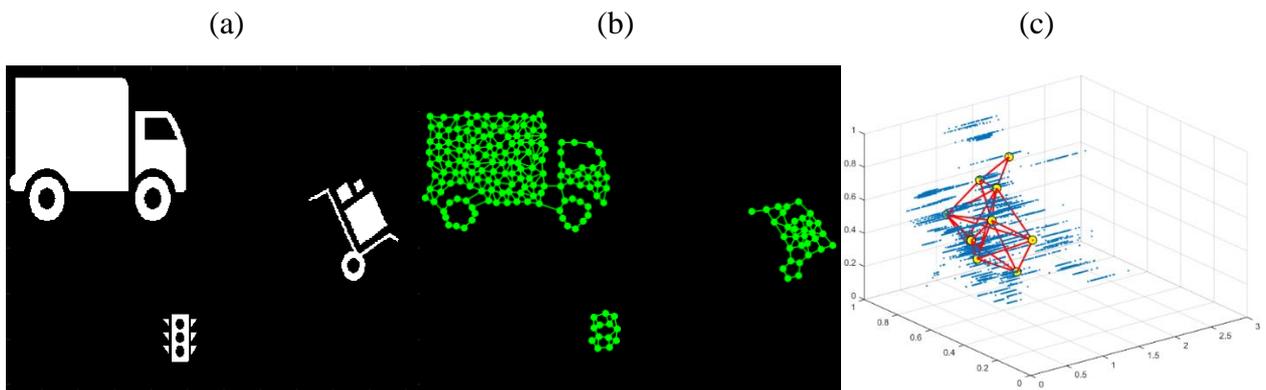


Figure 37 - (a et b) Une image 2D et sa dernière itération de l’algorithme GNG et (c) les résultats de GNG sur un réseau de transport 3D

Nous distinguons deux approches pour déterminer les *clusters* d’individus : (A) n *clusters* par n centroïdes et (B) n *clusters* par n composantes connexes de centroïdes.

(A) Identifier un *cluster* par centroïde est similaire à la méthode des k -means. Ces deux méthodes initialisent les centroïdes aléatoirement puis les déplacent itérativement jusqu’à leurs convergences. La différence réside dans l’affectation des individus aux *clusters*. L’avantage de cette approche est que le nombre de *clusters* est paramétrique. La Figure 37-c présente les individus (points en bleus) projetés sous les trois dimensions (x, y, t) où dix centroïdes sont illustrés par des points jaunes. Notons que le jeu de données est en quatre dimensions mais seuls (x, y, t) ont été utilisés pour une représentation graphique. Les traits rouges représentent les connexions entre les centroïdes où une seule composante principale est retournée. Cette approche ne semble pas pertinente tant nous utilisons déjà k -means dans notre étude comparant des méthodes fondamentalement différentes.

(B) Identifier un *cluster* par une composante connexe de centroïdes correspond au procédé original de GNG. Le principe est de déplacer les centroïdes itérativement, induisant la création de nouvelles

connexions ou de ruptures entre les centroïdes. Ce procédé permet notamment de reconnaître des motifs, tels que dans la Figure 37-b où trois composantes connexes sont visibles. Il s'agit de l'exécution de GNG, sur une image 2D avec trois objets caractérisés par des pixels blancs (cf. Figure 37-a). L'avantage de cette approche est qu'elle maximise la dissimilarité inter-*clusters*. Néanmoins il s'agit aussi d'un inconvénient car la méthode aura tendance à isoler certains individus (le phénomène de *minimum cut criterion*). La Figure 38-b montre le bi-partitionnement par cette approche sur le réseau 3D d'Amsterdam où un lien 2D sur toutes ses couches temporelles a été isolé dans un *cluster* (entouré en rouge). De plus, cette approche ne permet pas des tailles des *clusters* raisonnablement distribuées. Enfin, la convergence de GNG par cette approche est beaucoup plus coûteuse, plus particulièrement pour les larges réseaux. Ainsi, nous ne considérons pas cette approche dans notre cas d'étude.

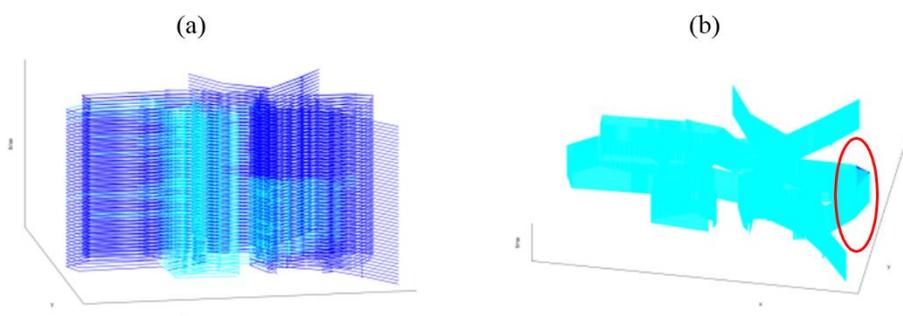


Figure 38 - Résultats d'un partitionnement d'un réseau 3D en deux zones par (a) GNG-A et (b) GNG-B

2.3.3 Algorithme de post-traitement

Un algorithme de Post-Traitement (PT) permet de rétablir la connectivité intra-*clusters* dans les résultats, et ce pour toutes les méthodes *clustering* confondues (basés sur les graphes et sur les individus). En effet, le but est d'obtenir des zones spatio-temporelles validant la contrainte de connectivité intra-*clusters*, en minimisant la variance intra-*clusters* et en maximisant la dissimilarité inter-*clusters*. Les Figure 39- a et c présentent des réseaux en 2D et 3D respectivement avec des zones non connexes. Les résultats de *clustering* semblent retourner des zones où les liens inter-*clusters* tendent à être groupés. Néanmoins, ces zones ne sont strictement pas composées de liens adjacents. Les Figure 39-b et d illustrent les résultats de partitionnement après PT.

À notre connaissance, aucune méthodologie n'a été proposée dans la littérature pour valider la connectivité intra-*clusters* dans les résultats, pourtant nécessaire à la méthode *NCut* basée sur la similarité des *snakes*, mais aussi aux méthodes de *clustering* d'individus. Le soulèvement de ce verrou scientifique est essentiel afin d'exploiter les résultats initiaux de méthodes de *clustering* pour partitionner un réseau de transport.

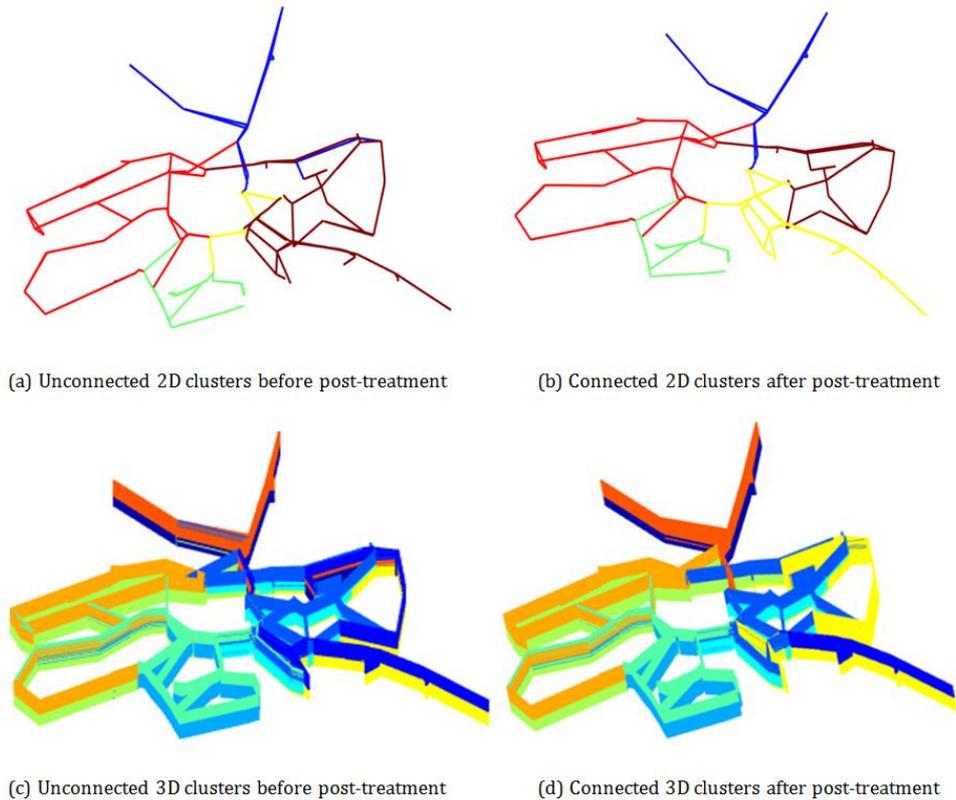


Figure 39 - (a, c) Exemples illustrant les zones d'un réseau 2D et 3D respectivement par une méthode de *clustering* et (b, d) leurs PT correspondants

L'algorithme de PT utilisé est en trois étapes. (1) Identifier les composantes principales (CC) de chaque *cluster*. (2) Modifier chaque *cluster*, où seuls les liens appartenant au CC le plus grand sont conservés. (3) Pour tous les autres CC confondus, affecter itérativement les CC au *cluster* connexe minimisant la variance. Il s'agit d'un processus de *merging* itératif traitant les CC non utilisés à l'étape 2 par ordre de taille décroissante où la taille d'un CC est le nombre de liens adjacents. Le nombre maximal de *clusters* où les liens sont inter-connectés est le nombre total de CC. L'étape 3 est coûteuse en temps de calcul et dépend de N_{cc} où N_{cc} est le nombre de CC. En effet, N_{cc} peut être différent d'un jour donné à l'autre. N_{cc} est dépendant des résultats de méthodes de *clustering*, eux même dépendant de la topologie du réseau donné et des vitesses spatio-temporelles.

L'impact de l'algorithme de PT a été étudié par une comparaison entre les résultats de *clustering* sans et après son utilisation. Les impacts attendus du PT sont une dégradation des résultats, et ce plus particulièrement pour les méthodes de *clustering* d'individus car ces méthodes ne sont initialement pas contraintes par la connexité intra-*clusters*. Les indicateurs utilisés et détaillés dans la Section 2.3.4.1 sont le TVn (à minimiser) et le CCD (à maximiser). La Figure 40 présente les résultats par les méthodes de *clustering* DBSCAN et GNG retournant un nombre de *clusters* $n = 9$ où le PT est paramétré à $k = 9$ zones. Une augmentation du TVn après PT est identifiable pour les deux méthodes. Le PT ne montre pas une tendance pour le CCD. Ici, le CCD augmente après PT des résultats de DBSCAN mais diminue après le PT des résultats de GNG. Les Figure 41-a et b présentent l'analyse de l'impact de PT réalisée pour un nombre de *clusters* systématique, pour trois méthodes : $NCut$ basé sur la similarité des *snakes*, DBSCAN et k -means. L'axe y est la différence

entre les résultats après et avant PT. Les Figure 41-c et d montrent les boîtes à moustaches pour cette étude systématique, réalisée pour tous les jours de notre base.

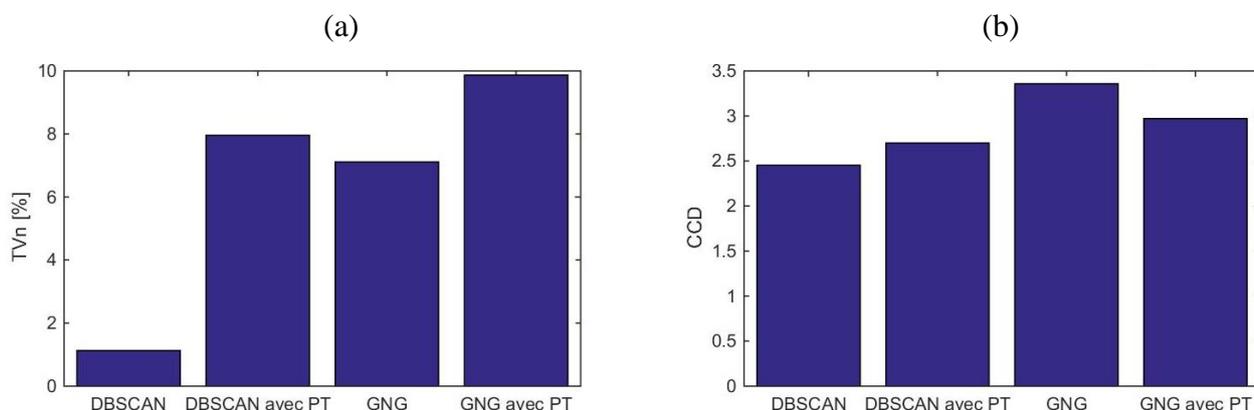


Figure 40 - Comparaison des performances de DBSCAN et GNG sans et avec le post-traitement

Une étude de sensibilité partielle est réalisée pour isoler l'impact du paramètre n de GNG sur les performances de partitionnement. Les Figure 42-a et b montrent les performances mesurées sous les deux indicateurs TVn et CCD en fonction du nombre de zones k . Les courbes noire et bleue représentent les résultats du PT, basés sur les résultats de *clustering* où n est le nombre de *clusters*, fixé à $n = 10$ et $n = k$ respectivement. Les résultats de GNG calant n à k *clusters* présentent de meilleures dissimilarités inter-*clusters* (cf. Figure 42-b). Néanmoins, le TVn montre une tendance moins marquée.

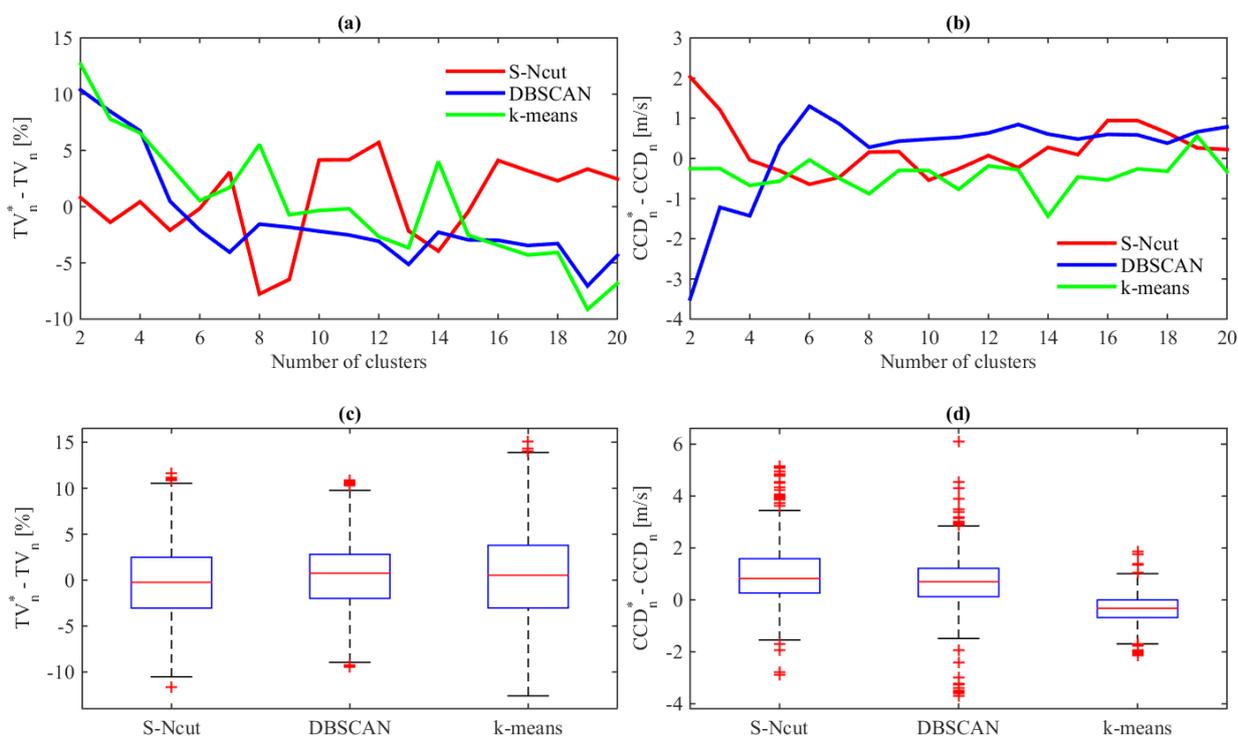


Figure 41 - Étude systématique sur l'impact du post-traitement sur les méthodes *NCut* basé sur la similarité des *snakes*, DBSCAN et *k-means*

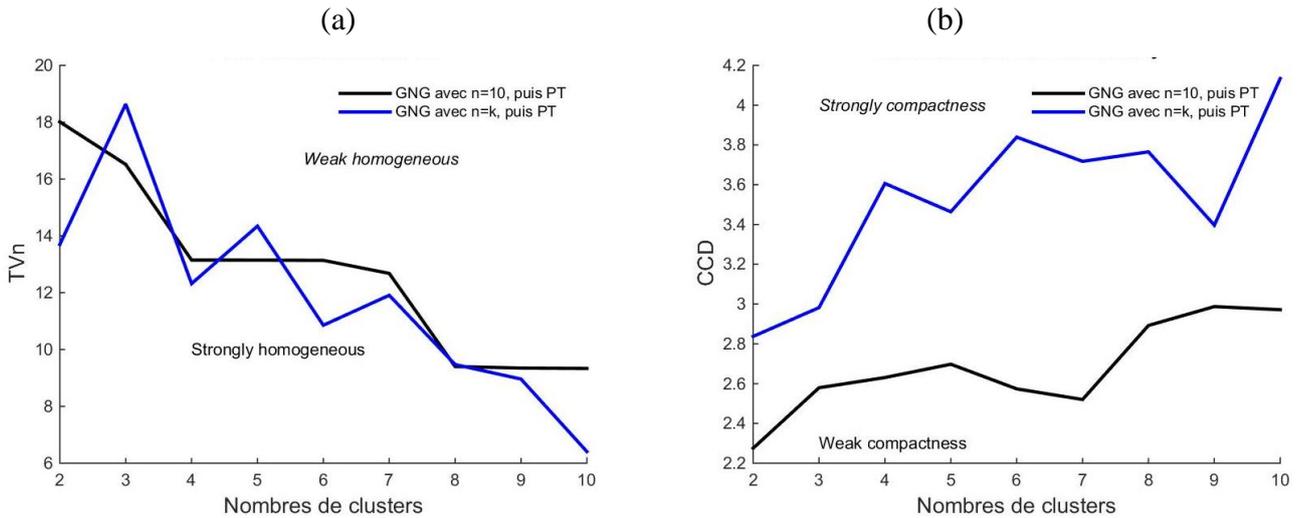


Figure 42 - Comparaison entre les performances du PT où GNG est paramétré $n = 10$ et $n = k$ sous l'indicateur (a) TV_n et (b) CCD

Nous identifions une perspective à l'algorithme de PT par la considération de « ponts ». Le postulat est que la variance peut gagner à être minimisée par la création d'un pont reliant deux *clusters* similaires mais non connexes ; plutôt que par la fusion itérative de *clusters* adjacents. Le pont pourrait être défini par un ou plusieurs liens. L'inconvénient de cette approche est son coût d'exécution. La complexité de l'identification du pont optimal dépend du nombre de liens en frontière des deux *clusters* et du nombre de liens entre les deux *clusters* donnés. Une optimisation de l'algorithme de recherche du pont optimal pourrait considérer la localisation des *clusters*. De plus, une contrainte par fenêtre spatiale ou spatio-temporelle permettrait de réduire les calculs.

Le concept de pont est représenté par les figures suivantes. La Figure 43-a représente trois *clusters* : vert, rouge et jaune. Deux approches sont possibles pour fusionner le *cluster* jaune : avec le *cluster* adjacent rouge (Figure 43-c) ou avec le *cluster* vert par la création d'un pont (Figure 43-b).

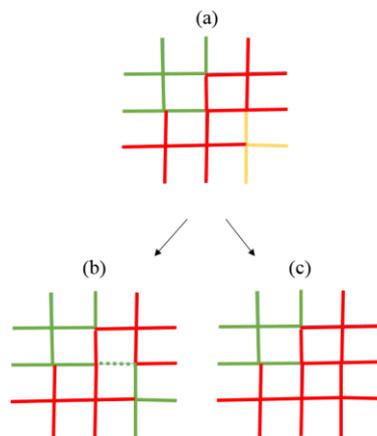


Figure 43 - (a) 3 *clusters* : vert, rouge et jaune, puis résultante de 2 *clusters* par (b) fusion des *clusters* vert et jaune création d'un « pont » (en pointillé) et par (c) fusion des *clusters* adjacent rouge et jaune

2.3.4 Indicateurs

Trois indicateurs sont considérés pour notre analyse: (i) la variance totale normalisée est la somme pondérée des variances des vitesses de chaque *cluster*, (ii) la dissimilarité de *clusters* voisins où deux *clusters* sont définis comme voisins s'ils sont connexes, et (iii) le temps de calcul. Ces trois indicateurs permettent d'évaluer les résultats pour une méthode donnée, un nombre de *clusters* fixé et un jour donné. Puis une évaluation systématique est rendue possible par l'utilisation de score.

2.3.4.1 Métriques

La littérature sur le partitionnement de communautés (zones caractérisées de nœuds fortement connexes), la modularité est usuellement utilisée comme mesure de qualité des résultats (Newman et Girvan, 2004 ; Ma et al. 2009). Le deuxième indicateur utilisé par Ma et al. (2009) est le poids moyen de la coupe.

Les travaux s'intéressant à l'homogénéité des zones proposent de nombreux indicateurs. Pascale et al. (2015) évaluent l'homogénéité d'une zone par la reconstruction du MFD et plus particulièrement du phénomène d'*hysteresis* correspondant (Buisson et Ladier, 2009). Une étude systématique de la capacité et de la demande du réseau permet la modélisation de ses performances en états congestionnés et en états fluides. Néanmoins l'*hysteresis* n'est pas pertinent dans notre cas d'étude opérationnel car les données de débit et de concentration nécessaires à l'estimation d'*hysteresis* ne sont pas disponibles. Zhou et al. (2012) proposent un modèle de partitionnement basé sur la Classification Hiérarchique Ascendante (CAH). La variance moyenne est considérée pour évaluer leurs résultats de partitionnement. Les auteurs comparent la variance avant et après partitionnement par l'équation suivante : $Average\ variance = \frac{\sum_{k=1}^n Variance(k)}{n}$. Une des métriques de partitionnement considérée par Ji et Geroliminis (2012) est *NcutSilhouette* (NS) selon l'équation suivante : $NS_k(A, B) = \frac{\sum_{i \in A} \sum_{j \in B} (d_i - d_j)^2}{N_A N_B}$ où k est le nombre de *clusters*. NS_k ne contient pas d'information spatiale et mesure uniquement la moyenne quadratique de la densité des distances entre le *cluster* A et B .

Trois métriques sont considérées pour évaluer les performances des méthodes de partitionnement : (i) *Total Variance normalized* (TVn), (ii) *Connected Clusters Dissimilarity* (CCD) et (iii) le temps d'exécution. Plus précisément, (i) et (ii) mesurent la qualité de partitionnement et (iii) représente la faisabilité opérationnelle de la méthode.

(i) **TVn** est une extension de TV, définie $TV = \sum_{A \in C} N_A \times Var(A)$ (Ji et Geroliminis, 2012) et a été normalisée par l'équation suivante :

$$(12) \quad TVn = \frac{1}{N} \frac{\sum_{A \in C} N_A \times Var(A)}{S^2}$$

TVn se base sur la variance des vitesses des liens intra-*clusters*. Il s'agit d'un indicateur de l'homogénéité des vitesses intra-*clusters*.

Plus récemment, Saeedmanesh et Geroliminis (2016) proposent leur représentation de TV normalisé suivant $TVn = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} N_A \times Var(A_i)}{N \times var(A)}$

(ii) **CCD** est un indicateur mesurant la dissimilarité inter-*clusters*. Le CCD retourne une « vitesse », *i.e.* une moyenne pondérée des différences de vitesses. La dissimilarité est définie par la différence entre la vitesse moyenne d'un *cluster* donné avec ses *clusters* voisins (les *clusters* connexes au *cluster* donné). Nous proposons six approches de pondération du CCD.

$$(13) \quad CCD_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{k=1+i}^n \delta_{ik} |\bar{x}_i - \bar{x}_k|}{\sum_{k=1+i}^n \delta_{ik}}$$

$$(14) \quad CCD_2 = \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{k=1+i}^n \delta_{ik} |\bar{x}_i - \bar{x}_k|}{\sum_{k=1+i}^n \delta_{ik}}$$

$$(15) \quad CCD_3 = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1+i}^n \delta_{ik} |\bar{x}_i - \bar{x}_k|}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1+i}^n \delta_{ik}}$$

$$(16) \quad CCD_4 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1+i}^n \delta_{ik} (|\bar{x}_i - \bar{x}_k|)^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1+i}^n \delta_{ik}}}$$

$$(17) \quad CCD_5 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1+i}^n \sqrt{n_i n_k} \delta_{ik} (|\bar{x}_i - \bar{x}_k|)^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1+i}^n \delta_{ik} \sqrt{n_i n_k}}}$$

$$(18) \quad CCD_6 = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1+i}^n \delta_{ik} \sqrt{n_i n_k} |\bar{x}_i - \bar{x}_k|}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1+i}^n \delta_{ik} \sqrt{n_i n_k}}$$

$$(19) \quad \delta_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{si } k \text{ et } i \text{ sont des régions connectées} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

où n_i et n_k le nombre de liens dans le *cluster* i et k respectivement. Dans notre étude, nous avons fixé le CCD à la sixième approche (CCD_6).

(iii) **Le temps de calcul** représente la complexité opérationnelle des méthodes. Notons une distinction fondamentale entre les deux types de méthodes de partitionnement considérées : (1) *NCut* basé sur la matrice de similarités des *snakes* et (2) DBSCAN et k -means avec PT. (1) *NCut* calcule une suite systématiquement de résultats de partitionnement où n *clusters* = $[2, \dots, N_l]$ et N_l le nombre de liens du réseau. En effet, la nature du *clustering* spectral calcule toutes les partitions en une seule fois. (2) Tandis que DBSCAN et k -means réitèrent l'algorithme de partitionnement à chaque n *clusters* défini. Il est difficile de ramener le temps d'exécution à un même référentiel pour évaluer les différentes méthodes. En effet, DBSCAN est une méthode non paramétrique, ne permettant pas de retourner des résultats de partitionnement pour n *clusters* = $[2, \dots, N_l]$. Au final, nous considérons le temps de calcul pour un nombre de *clusters* fixé.

2.3.4.2 Évaluation systématique

Nous considérons une bonne méthode par la minimisation du TVn et la maximisation du CCD en fonction d'un nombre de *clusters* systématique. Une évaluation en trois dimensions est requise : TVn, CCD et le nombre de *clusters*. La Figure 44 présente un exemple de résultats de partitionnement où l'axe x est le CCD, l'axe y est le TVn et l'affichage de la troisième dimension où la taille de points correspond au nombre de *clusters* considéré.

La minimisation du TVn et la maximisation du CCD amènent les meilleurs résultats à se situer dans la région Sud-Est de la Figure 44. Plus particulièrement, neuf régions sont considérées, représentant neuf niveaux de score. Celles-ci sont discrétisées sur la Figure 44 par des nuances de gris. Un nombre plus important de régions permet d'affiner davantage les résultats. Néanmoins un calage de

neuf régions semble raisonnable pour évaluer les performances de partitionnement de notre cas d'étude.

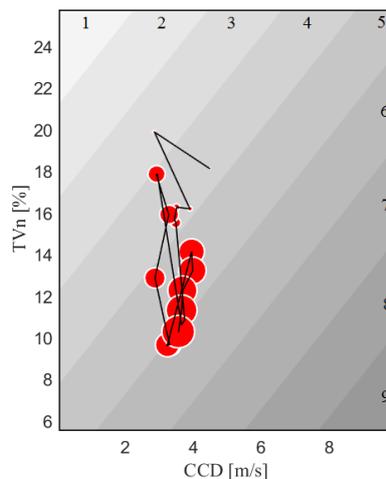


Figure 44 - Exemple d'une évaluation systématique d'une méthode de partitionnement

Le score total d'une méthode correspond à la somme des scores des nombres de *clusters* systématique, où chaque nombre de *clusters* génère un score par la localisation de son point (x,y) sur la projection (CCD, TVn).

2.4 Cas d'étude

Le réseau opérationnel d'Amsterdam (Pays-Bas) est constitué par des données terrain provenant du *Living Lab* de TU Delft. Les temps de parcours individuels à Amsterdam sont mesurés par 314 paires de capteurs parmi les 127 caméras. L'identification des plaques minéralogiques a été réalisée par un travail antérieur. Une paire de caméras est considérée comme un itinéraire appelé OD (caméra Origine et caméra Destination). Les données sont anonymes. Chaque occurrence correspond au temps de parcours d'une OD mesuré à un moment donné. Seule une voie est mesurée, *i.e.* parmi les nombreuses voies qui constituent la route, une seule de ces voies capture le passage des véhicules particuliers. En heure de pointe, de nombreux temps de parcours individuels peuvent être mesurés. Le réseau d'Amsterdam a été extrait à partir de la base de données d'Open Street Map (OSM). Le réseau obtenu par Système d'Information Géographique (SIG) est brut et détaillé, contenant environ 10000 liens. Celui-ci a été simplifié pour réduire le réseau à environ 200 liens. De plus, les vitesses pratiquées ont été estimées à partir des temps de parcours individuels.

2.4.1 Méthode d'estimation des vitesses

Cette section est composée de trois parties. Premièrement, les temps de parcours individuels sont filtrés. Deuxièmement, les vitesses pratiquées sont estimées et agrégées par pas de temps. Troisièmement, une fenêtre temporelle (de 7h à 15h) est utilisée permettant de sélectionner une partie de la base de données de qualité et de taille raisonnable.

2.4.1.1 Filtrage des données

Un processus de nettoyage retire les données aberrantes (en anglais *outliers*). L'idée est d'identifier les observations (temps de parcours individuels) distants des autres observations pour une OD. Nous considérons uniquement un excédent significatif de temps de parcours car nous supposons que le plus petit temps de parcours correspond au temps de parcours effectif par le plus court chemin de l'OD. En d'autre terme, un temps de parcours rapide n'est pas considéré comme une donnée aberrante. Nous distinguons deux approches dans la définition *d'outliers* : (1) statique et (2) dynamique.

(1) Une approche statique considère la distribution de tous les temps de parcours confondus. Les temps de parcours supérieurs au 92^e centile sont considérés comme données aberrantes. Une approche semi-statique peut ventiler les distributions par période. L'inconvénient des distributions est leur variabilité sur des petites tailles d'échantillon. Usuellement, un échantillonnage de n observations où $n = 30$ assure une certaine similarité avec la distribution de la population. Ainsi, les *outliers* tendront à être lissés par des distributions correspondant à des périodes creuses par peu d'observations.

(2) L'approche retenue dans notre analyse est l'identification d'*outliers* par la fenêtre de la moyenne glissante (appelée aussi moyenne mobile). La moyenne glissante $\bar{\tau}$ est définie de la manière suivante :

$$(20) \quad \bar{\tau}_n = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^{k-1} \tau_{n-i}$$

où τ_n est le $n^{\text{ième}}$ temps de parcours individuel mesuré. Les *outliers* sont définis par $\bar{\tau}_n + \Delta\tau$, où $\Delta\tau$ est la fenêtre de temps de parcours. Dans notre étude, nous fixons $\Delta\tau$ à l'écart-type du pic de demande. La validation du calage de $\Delta\tau$ a été réalisée par inspection graphique sur le nombre d'*outliers*. Seule la fenêtre supérieure est considérée pour identifier les données aberrantes. La fenêtre des temps de parcours est raffinée par deux itérations. La Figure 45 présente un exemple de temps de parcours individuels mesurés pour une OD. Les axes x et y correspondent au temps observé et au temps de parcours respectivement. La courbe rouge représente la moyenne glissante à sa deuxième itération et la courbe noire sa fenêtre supérieure correspondante.

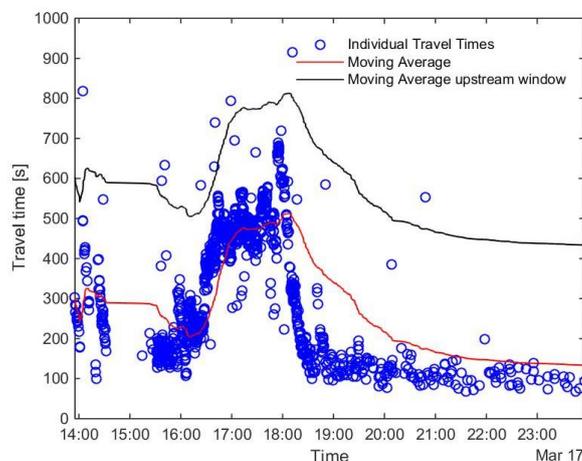


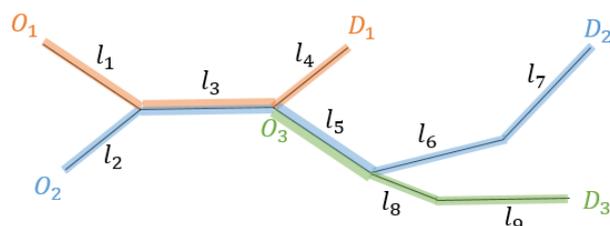
Figure 45 - Les temps de parcours excédant la fenêtre des temps de parcours (courbe noire) sont considérés comme des observations aberrantes

2.4.1.2 Estimation des vitesses agrégées

L'objectif est d'estimer une vitesse représentative par lien du réseau et par période. Dans notre cas, nous considérons des périodes de 10 minutes. Les données de base sont les temps de parcours individuels. Chaque observation est décrite par quatre variables : la date/heure de l'observation, les coordonnées de la caméra Origine, les données de la caméra Destination et le temps de parcours. Les itinéraires des véhicules n'étant pas disponibles, ceux-ci sont estimés afin de pouvoir calculer les vitesses pratiquées à l'échelle des liens.

Par Origine-Destination (OD), nous considérons le premier plus court chemin sur la base de la distance parcourue afin de conserver des zones compactes. En effet, le k -ième plus court chemin où $k \geq 2$ sera strictement plus long que le premier. Ainsi la vitesse estimée de ses liens peut être moindre. Soit od_i une OD caractérisée par une succession de liens $L_i = (l_1, l_2, \dots, l_n)$ représentant son chemin. Nous posons l'hypothèse d'une vitesse constante pour un temps de parcours mesuré. La vitesse du chemin L_i est alors $s_i = \frac{dist(L_i)}{tt_{i,t}}$ où $tt_{(i,t)}$ est le temps de parcours de l' od_i au temps t et $dist(L_i)$ la distance parcourue du vecteur L_i .

La Figure 46 illustre trois temps de parcours, chacun caractérisé par une succession de liens. Certains liens peuvent être utilisés par plusieurs OD, tels que les liens l_3 et l_5 . L'estimation des vitesses pratiquées est une tâche délicate car le niveau de lissage de la propagation des vitesses impacte ultérieurement la détection de zones homogènes qui seront moins franches. Nous nommons « lien commun » un lien donné l_k appartenant à plusieurs chemins d'OD, *i.e.* $l_k \in (od_1, od_2, \dots, od_m)$. La notion de « liens communs » où plusieurs OD utilisent ces mêmes liens pose un problème si les vitesses ne sont pas identiques. L'hypothèse d'une vitesse constante pour un chemin donné est une hypothèse forte car dans un réseau de transport, certains liens peuvent être fluides et d'autres congestionnés.



$$\begin{aligned}
 OD_1 &= l_1 + l_3 + l_4 \\
 OD_2 &= l_2 + l_3 + l_5 + l_6 + l_7 \\
 OD_3 &= l_5 + l_8 + l_9
 \end{aligned}$$

Figure 46 - Illustration de trois temps de parcours mesurés

Nous identifions deux approches pour estimer les vitesses avec le problème de liens communs. (i) La vitesse moyenne par lien et (ii) la résolution d'équations posées par le système inverse. (i) L'avantage de moyenniser les vitesses pratiquées par lien par période est sa simplicité (faible coût de calcul). Néanmoins, des poches de congestion moins franches seront identifiées dans le temps et dans l'espace, impactant les résultats de partitionnement. Notamment, les zones homogènes seront moins

dissimilaires. (ii) L'estimation des vitesses par système d'équations à n inconnus où n est le nombre de liens permet de mieux appréhender les vitesses pratiquées par lien. Une équation représente les vitesses pratiquées des liens pour une OD. Pour réduire la complexité de la résolution du système, une division en sous-problèmes peut être envisagée. Un sous-système est alors défini par un ensemble d'OD connexes, *i.e.* les OD ayant un ou plusieurs liens communs. Cette seconde approche approximerait mieux les vitesses pratiquées par lien. Néanmoins cette approche est plus complexe et n'est pas utilisée dans cette étude, faisant l'objet de perspectives. Au final par mesure de simplicité, nous utilisons la première approche dans cette étude.

Une extension de méthodologie est proposée aux données manquantes. Les méthodes de partitionnement retenues dans notre analyse requièrent un jeu de données complet et précis. Or, notre jeu de données réelles est parcellaire. Par exemple, aucun temps de parcours $tt_{(i,t)}$ n'est mesuré pour une OD i à la période t . La résultante est qu'à la période t , les liens de l'OD i auront des vitesses nulles (manquantes). Nous distinguons trois approches pour estimer les vitesses des liens sans données : (1) par une constante, (2) par la moyenne des liens voisins ou (3) par la duplication du lien qui lui est le plus similaire.

(1) Une approche statique peut fixer les vitesses manquantes à une constante, telle que la valeur de la vitesse limitée. Néanmoins la vitesse limitée n'est pas représentative des vitesses pratiquées, limitées par les paramètres de feux. Nous posons l'hypothèse que les variances intra-*clusters* augmenteront avec l'approximation des vitesses manquantes par une constante égale à la vitesse limitée. La constante peut être aussi fixée à la vitesse moyenne pratiquée dans le réseau.

(2) Pour un lien sans donnée, la considération de son voisinage soulève deux points : la définition du voisinage et de son coefficient de pondération. Pour un graphe donné, le voisinage d'un nœud v est l'ensemble de ses nœuds adjacents. Mettons le coût de 1, pour chaque arc de v à ses nœuds adjacents. Le voisinage peut être défini comme un ensemble de nœuds où le coût est inférieur à un seuil donné. Le coefficient de pondération peut être basé sur une constante ou sur le coût des liens voisins pour limiter le lissage. Une limite à cette approche est que les liens appartenant aux frontières des zones sont davantage sensibles à l'estimation des vitesses car leurs voisins appartiennent à des différents *clusters*.

(3) L'idée est d'identifier le lien le plus similaire au lien sans donnée en se basant sur la remontée des poches de congestion en amont, et de dupliquer sa vitesse. Nous supposons que la duplication de la vitesse minimise la variance des vitesses intra-*clusters*. Cette troisième approche est retenue pour notre analyse.

Pour déterminer le lien le plus similaire au lien sans donnée, une fonction de coût est utilisée. Notons $G = (V, E)$ le graphe orienté pondéré avec N_v et N_e le nombre de nœuds et d'arcs respectivement. Les directions du réseau sont considérées A est la matrice adjacente orientée avec $a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{si } (v_i, v_j) \in E \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$. C est la matrice définissant le coût des arcs et D est la matrice de coût basée sur le plus court chemin. Dans notre étude, G est un graphe représentant un réseau 3D, par une répétition d'un même réseau à N_t coupes temporelles.

Le calcul des coûts des arcs diffère en fonction de la dimension spatiale ou temporelle du couple de nœuds. À travers le temps, un nœud v_i est connecté à lui-même (mêmes coordonnées (x, y)) aux temps $t + 1$ et $t - 1$ où $t \in (1, N_t)$. Ses arcs sont pondérés à la valeur temporelle de la période (10 minutes dans notre cas). À travers l'espace, le coût de l'arc c_{ij} est le temps de parcours du nœud v_i au nœud v_j . Nous distinguons deux cas différents dans le calcul du temps de parcours : le temps de parcours classique dans le sens de circulation et le temps de la remontée de file de congestion dans le sens contraire. Ainsi respectivement, pour un arc donné, si le nœud v_i est en amont de v_j alors le coût est $c_{ij} = \frac{\text{length}(l_j)}{s_j}$; sinon si le nœud v_i est en aval de v_j alors nous considérons le coût pour $c_{ij} = \frac{\text{length}(l_j)}{w}$ où w est la vitesse de remontée de la congestion. Nous fixons w à 5 m/s dans notre étude qui correspond à une onde de remontée usuelle dans la modélisation du trafic. Si aucune donnée s_j n'est mesurée à v_j pour calculer le temps de parcours dans le sens de la circulation alors $s_j = \frac{3}{2} \max(s)$ où S est le vecteur des vitesses agrégées estimées. Ensuite, l'algorithme de [Dijkstra \(1959\)](#) est utilisé pour calculer le plus court chemin entre deux nœuds i et j dans le graphe pondéré G , noté D_{ij} . L'idée est d'affecter au lien sans donnée i , la même vitesse que le lien identifié comme le plus proche, *i.e.* le lien minimisant la fonction de coût $\vec{d}^{i \times 1} = \text{argmin}(D^{i \times n}), \forall i = 1, \dots, n$. Pour des raisons d'optimisation, ce processus est itéré uniquement pour les liens sans donnée et contraint par une fenêtre temporelle.

2.4.1.3 Sélection des données

Dans notre cas d'étude opérationnel, les données sont parcellaires, et ce particulièrement pendant les heures creuses ou la nuit. Or, les méthodes de partitionnement requièrent un réseau complet et précis. La méthode proposée d'estimation des vitesses des liens sans données, permet de compléter les données par approximation. Pour autant, l'utilisation d'une fenêtre temporelle sur la période horaire d'influence permettrait de minimiser les erreurs d'approximation. Nous distinguons trois niveaux de sélections de données.

Premièrement, nous ne considérons pas les dimanches dans notre étude. Ces jours mesurent significativement trop peu de données. En effet, trop de valeurs manquantes placent ces jours sur un autre référentiel. Nous supposons qu'une part trop importante de données à estimer biaiserait le modèle d'estimation des vitesses retenu dans notre analyse. Dans notre cas d'étude, seuls 36 jours sont alors considérés sur les 42 disponibles, c'est-à-dire les jours du lundi au samedi.

Deuxièmement, pour un jour donné, nous considérons uniquement les liens mesurant au moins une fois la donnée. Ainsi, la topologie du réseau peut être différente d'un jour à l'autre. Néanmoins, ce choix d'étude n'empêche pas le partitionnement des différents réseaux de transport.

Troisièmement, nous fixons une fenêtre temporelle relative au pic du matin. La Figure 47-a représente la fréquence des temps de parcours mesurés pour les 42 jours confondus. L'axe x correspond au temps pour une journée complète, soit 24 heures. Chaque courbe correspond à un jour. À travers la dynamique des temps de parcours pratiqués sur le réseau, nous choisissons une période de huit heures allant de 7h à 15h, représentée en blanc sur la Figure 47-a. Nous identifions deux avantages à considérer uniquement une partie de la journée : (1) réduire le nombre de périodes

revient à diminuer la complexité du réseau. Les méthodes de partitionnement étant décrites NP-complètes, cette réduction de deux tiers de réseaux 3D n'est pas négligeable. (2) Considérer le pic de demande de la matinée permet de minimiser les données manquantes, biaisant le modèle d'estimation des vitesses manquantes. La Figure 47-b présente la distribution des vitesses estimées ventilée par période pour un jour donné. Deux dynamiques temporelles sont identifiables : la proportion d'*outliers* important en début de journée et la vitesse moyenne pratiquée diminuant.

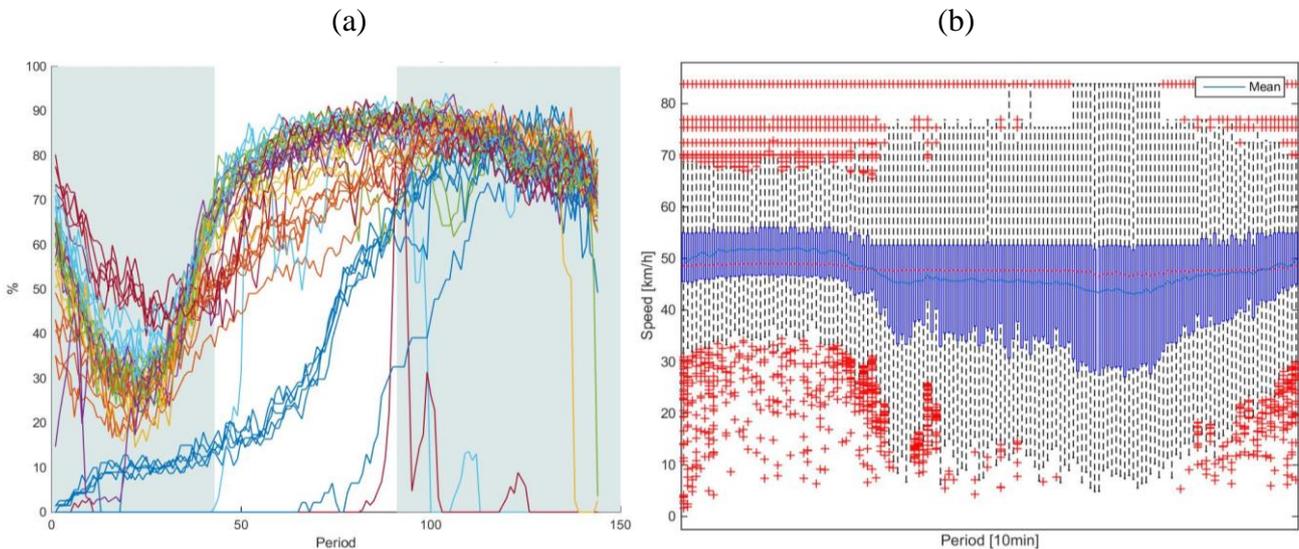


Figure 47 - (a) Données disponibles normalisées par le nombre de caméras utilisées pour 42 jours et (b) estimation des vitesses pour un réseau donné

2.4.2 Construction du réseau basé sur un environnement SIG

Dans notre cas d'étude, seules les données brutes de temps de parcours individuels d'Amsterdam sont disponibles. Reconstruire la topologie du réseau de transport est nécessaire pour le travail de partitionnement. Les données géomatiques de la ville d'Amsterdam ont été extraites d'OSM. La Figure 48-a représente le réseau brut détaillé contenant plus de 10000 liens.

Nous proposons une méthode permettant de construire un réseau simplifié par l'utilisation conjointe de l'environnement SIG et des vitesses mesurées. En effet, pour réduire les temps de calcul des méthodes de partitionnement, les réseaux doivent contenir le moins de liens possible, sans pour autant détériorer la qualité de l'information du trafic. La méthode est en deux étapes : (i) sélection du réseau pratiqué et (ii) simplification du réseau.

(i) Le réseau pratiqué par les véhicules est construit par la sélection du premier plus court chemin par OD, basé sur la distance parcourue. Une OD est caractérisée par les coordonnées de la caméra d'entrée et les coordonnées de la caméra de sortie. Cependant, ces caméras ne sont pas forcément placées sur des liens du réseau mais à côté. Positionner les caméras sur les liens existants du réseau est nécessaire pour cette étape de sélection. Nous utilisons la distance euclidienne pour déterminer l'extrémité du segment le plus proche, définie de la manière suivante :

$$(21) \quad dist = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Les coordonnées du point du segment minimisant la distance définissent les nouvelles coordonnées (x, y) de la caméra. Nous considérons uniquement les extrémités des segments comme candidats. Une seconde approche est d'élargir les candidats possibles à l'ensemble des points des segments. Cette approche tend à augmenter le nombre de liens et à complexifier le réseau. L'objectif étant de construire un réseau simplifié, nous considérons uniquement les extrémités des segments. Ainsi, le réseau le plus fin exploitable contient plus de 7000 liens (7512) dans notre cas d'étude (Figure 48-b).

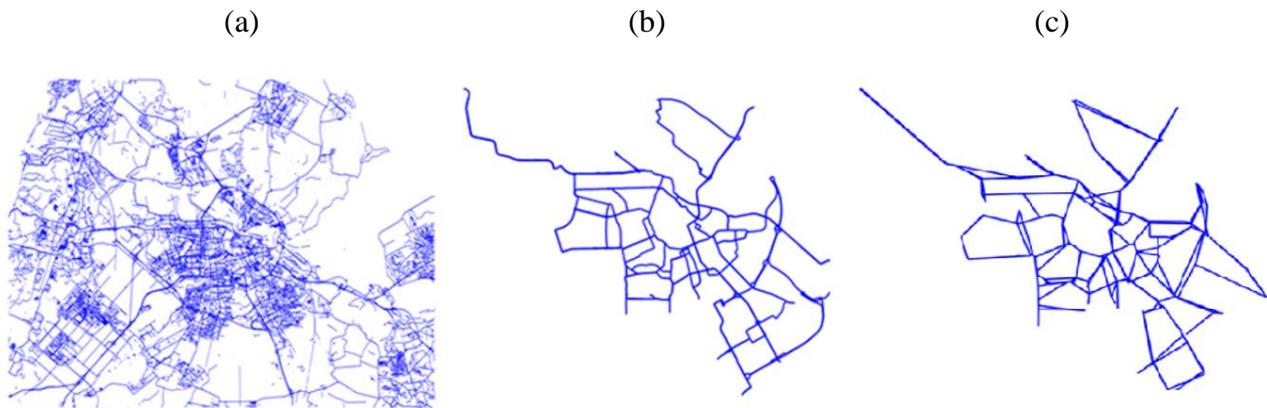


Figure 48 - Réseau d'Amsterdam sous trois différents niveaux de granularité

(ii) L'environnement SIG propose un réseau très détaillé et nécessite d'être simplifié pour des raisons de temps de calcul. La complexité des méthodes de partitionnement de réseaux est importante. Une taille raisonnable est requise pour étudier les différents résultats de zonages. Barnes (1982) étudie un réseau de 918 nœuds pour un partitionnement spectral basé sur la matrice laplacienne. Shi et Malik (2000) partitionnent avec la méthode *NCut* des images de tailles 100x120 et 300x400 soient 12000 et 120000 pixels respectivement. Saeedmanesh et Geroliminis (2015) partitionnent spatialement deux cas d'études par la méthode de *NCut* basée sur la similarité des *snakes*, la partie sud de Shenzhen et un réseau théorique mais réaliste de San Francisco de 2000 et 400 liens respectivement. Dans notre cas d'étude, le but est d'atteindre une taille raisonnable de réseau pour un partitionnement spatio-temporel, *i.e.* le réseau sera réitéré par n coupes temporelles. Le calage du nombre de périodes et du pas de temps est déterminant de la complexité du partitionnement, mais ne sera pas traité dans cette section.

L'agrégation de graphe sans « effondrement » (en anglais *coarsening without collapsing*) est un verrou scientifique. L'idée est d'agréger un graphe par la contraction d'arcs sans pour autant perdre en informations pertinentes. La réduction de la complexité de réseau de transport est un travail usuel en modélisation de transport. À notre connaissance, aucune méthodologie ne permet l'agrégation automatique de graphes appliquée au transport. Des règles de réductions de graphes existent. Il s'agit de filtres projetant uniquement les types de liens déterminés (boulevards, rues, impasses, *etc.*). Ces catégories sont souvent classées par niveau de densité. Néanmoins, cette approche se positionne sur la sélection de liens. Or, notre travail s'inscrit dans l'agrégation de réseau.

Nous supposons qu'un *lien macroscopique* est un ensemble de liens permettant de conserver les informations du trafic à un niveau agrégé. Nous proposons une méthodologie agrégeant un graphe automatiquement basé sur des règles suivant un critère variable par application. Dans notre cas d'étude, le critère est la vitesse. Plus précisément, les liens adjacents de vitesses similaires

2.4. Cas d'étude

définissent un lien macroscopique. L'idée est d'agréger les liens connexes ayant des états de trafic similaires, et par extension, une dynamique similaire. Une seule coupe temporelle est requise. Nous utilisons les vitesses de la coupe temporelle correspondant au pic de la demande journalière des véhicules. Dans notre cas d'étude, la coupe temporelle utilisée est celle de 16h00. Cette période offre une grande variance, *i.e.* les vitesses de liens sont plus dissimilaires. Nous supposons qu'appliquer les règles de simplification sur un réseau de liens trop lisses agrégerait trop de liens.

De plus, la topologie d'un réseau de transport ne permet pas d'autoriser toutes les règles d'agrégation de graphes basiques issues de la théorie des graphes. Une adaptation au réseau de transport est nécessaire. Par exemple, un ensemble de liens représentant un rond-point avec les différentes directions desservies peut être simplifié par une intersection. La Figure 49 présente quelques exemples de cas de topologie que nous avons identifié avec leurs simplifications respectives. Les couleurs bleue, rouge et verte illustrent trois valeurs significativement différentes de vitesses. Les sens de direction sont des contraintes intégrées dans les règles de simplification de réseau proposées. Par exemple, les liens de la Figure 49, cas n°4, ne peuvent être agrégés suivant les postulats précédemment posés car les liens sont caractérisés par des valeurs de vitesses significativement différentes. Ainsi, la dynamique et la diversité des vitesses sont conservées. La Figure 48-c présente le réseau d'étude simplifié, représentant moins de 3% du réseau fin considéré (Figure 48-b).

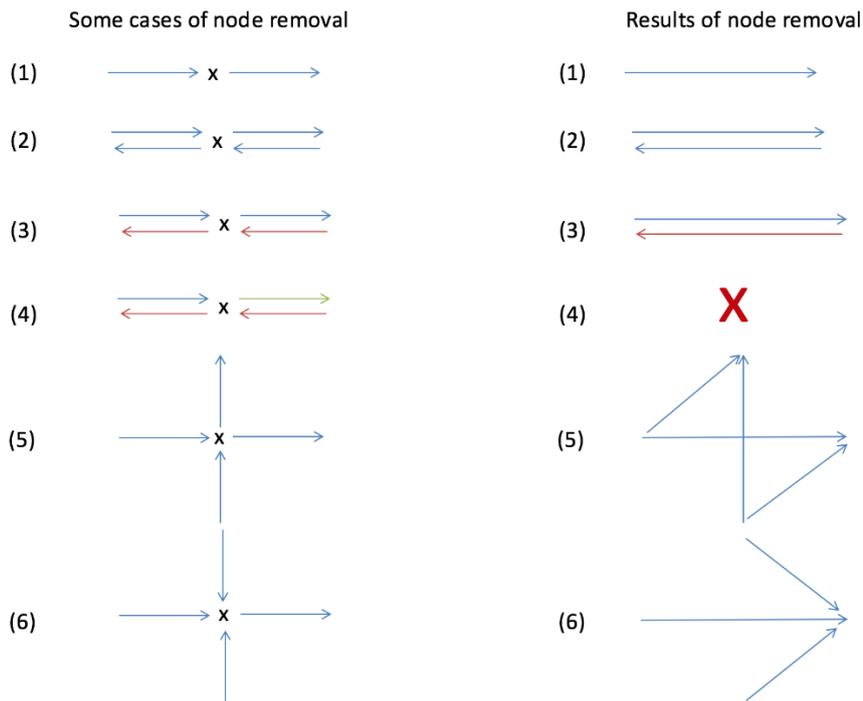


Figure 49 - Exemples de topologie de réseau de transport et leurs simplifications correspondantes

Une piste de perspective est d'étudier la sensibilité et la qualité des résultats de partitionnement en fonction du niveau de granularité du réseau. En effet, contracter des liens adjacents ayant des vitesses similaires en un lien macroscopique diminue la population des vitesses. Nous supposons que les distributions des vitesses intra-clusters tendront à être plus étalées (augmentation notamment de l'écart-type).

Pratiquement, la matrice adjacente est employée pour déterminer la topologie dans le temps et dans l'espace des liens. La réduction du réseau simplifie sa topologie. Le postulat est qu'un réseau agrégé à un niveau de granularité tendant à être élevé ne respecte plus forcément l'hypothèse d'un réseau orienté connexe. Plusieurs composantes connexes peuvent être identifiées dans un réseau agrégé. Nous supposons que considérer les directions est une contrainte trop forte pour un réseau agrégé. La conséquence est qu'un véhicule ne pourra pas forcément accéder à tous les liens de ce réseau. Un réseau de transport non orienté sera considéré dans cette étude, à l'instar de [Saeedmanesh et Geroliminis \(2016\)](#) qui ne considèrent pas les directions.

2.5 Résultats et analyse

Dans cette section, l'analyse des résultats permettra de répondre à deux questions : quelle est la meilleure méthode et quel est le nombre optimal de zones. Les résultats des trois méthodes de partitionnement sont analysés et comparés à travers un nombre systématique de zones : *NCut* basé sur la similarité des *snakes*, DBSCAN et *k*-means. Le réseau spatial d'Amsterdam est répliqué pour 48 couches temporelles. Chaque lien 3D est caractérisé par sa vitesse moyenne pratiquée durant une période de 10 minutes. Les résultats de partitionnement sont analysés dans un premier temps pour un jour donné. Puis dans un second temps, une analyse agrégée des résultats pour tous les jours disponibles est réalisée. Trois indicateurs sont utilisés pour évaluer les résultats des méthodes de partitionnement : TVn et CCD mesurent la qualité des zones par leurs homogénéités intra-zones et leurs dissimilarités interzones respectivement. Le temps d'exécution quantifie le coût d'exécution appliqué à notre cas d'étude. Les résultats sont exécutés par un ordinateur ayant deux processeurs Intel E5-2630 de 2,40 GHz.

2.5.1 Pour un jour donné

Les Figure 50-a, b et c permettent d'apprécier le concept de partitionnement spatio-temporel où les résultats de partitionnement des trois méthodes sont présentés. Le nombre de clusters est fixé à $n = 2$. Les zones 3D présentent de raisonnables couvertures tant spatiales que temporelles. Notons que les trois méthodes de partitionnement ne retournent pas les mêmes résultats car ces méthodes sont fondamentalement différentes. En effet, *NCut* est basé sur le partitionnement spectral, DBSCAN est basé sur la densité des individus et *k*-means est basé sur la distance euclidienne des *k* centroïdes.

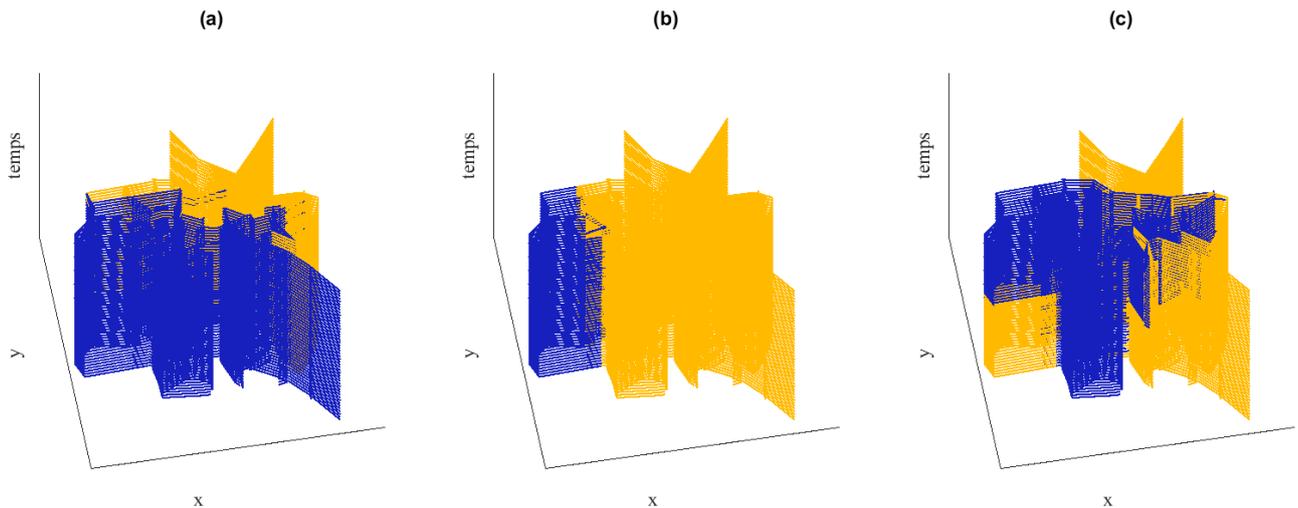


Figure 50 - Partitionnement du réseau d'Amsterdam (de 7h à 17h) où les zones 3D ($n = 2$) sont obtenus avec (a) *NCut* basé sur la matrice de similarités des *snakes*, (b) *DBSCAN*, (c) *k-means*

Pour un jour et une méthode donnée, les Figure 51- a, b et c montrent la représentation visuelle de 2, 3 et 4 zones 3D respectivement. La méthode utilisée est ici *k-means* avec *PT*. Chaque zone est caractérisée par un motif 3D, s'étendant dans l'espace et le temps. Les zones sont spatialement intra-homogènes, durant une fenêtre temporelle plus ou moins longue. En effet, certaines zones peuvent avoir un motif davantage marqué par le temps. Il s'agit de zones homogènes tout au long de la journée (par exemple la zone rose dans la Figure 51-b), où ces zones sont généralement moins impactées par la dynamique de la demande (le nombre de véhicules traversant la zone est inférieur à la capacité de la zone). Notons que le processus de *merging* (Ji et Geroliminis, 2014) permettant d'atteindre le nombre de zones désirées est perceptible, par exemple pour la zone rose de la Figure 51-b étant la fusion des zones rose et verte de la Figure 51-c.

Les Figure 51-d, e et f représentent les histogrammes des vitesses ventilées par zone 3D. Plus précisément, pour n zones où $n = 2$ (la Figure 51-d), les vitesses moyennes des zones sont environ de 6,8 m/s et de 11,7 m/s. Ces vitesses moyennes semblent plutôt dissimilaires. De plus, la distribution des vitesses de la zone bleu foncé est étroite, où l'écart-type est d'environ 1,9 m/s ; tandis que la distribution de la zone orange est plus étalée avec un écart-type de 3,8 m/s. La zone bleue est caractérisée par une homogénéité plus importante que la zone orange. Néanmoins, notons que les propriétés définies d'un bon partitionnement sont l'homogénéité intra-zones mais aussi la dissimilarité interzones. Notons que le motif, mais aussi la taille des zones est variable. Par exemple, la Figure 51-f présente une distribution à faible fréquence de la zone rose. Pour autant, cette zone a un écart-type d'environ 1,05 m/s, ce qui semble très homogène.

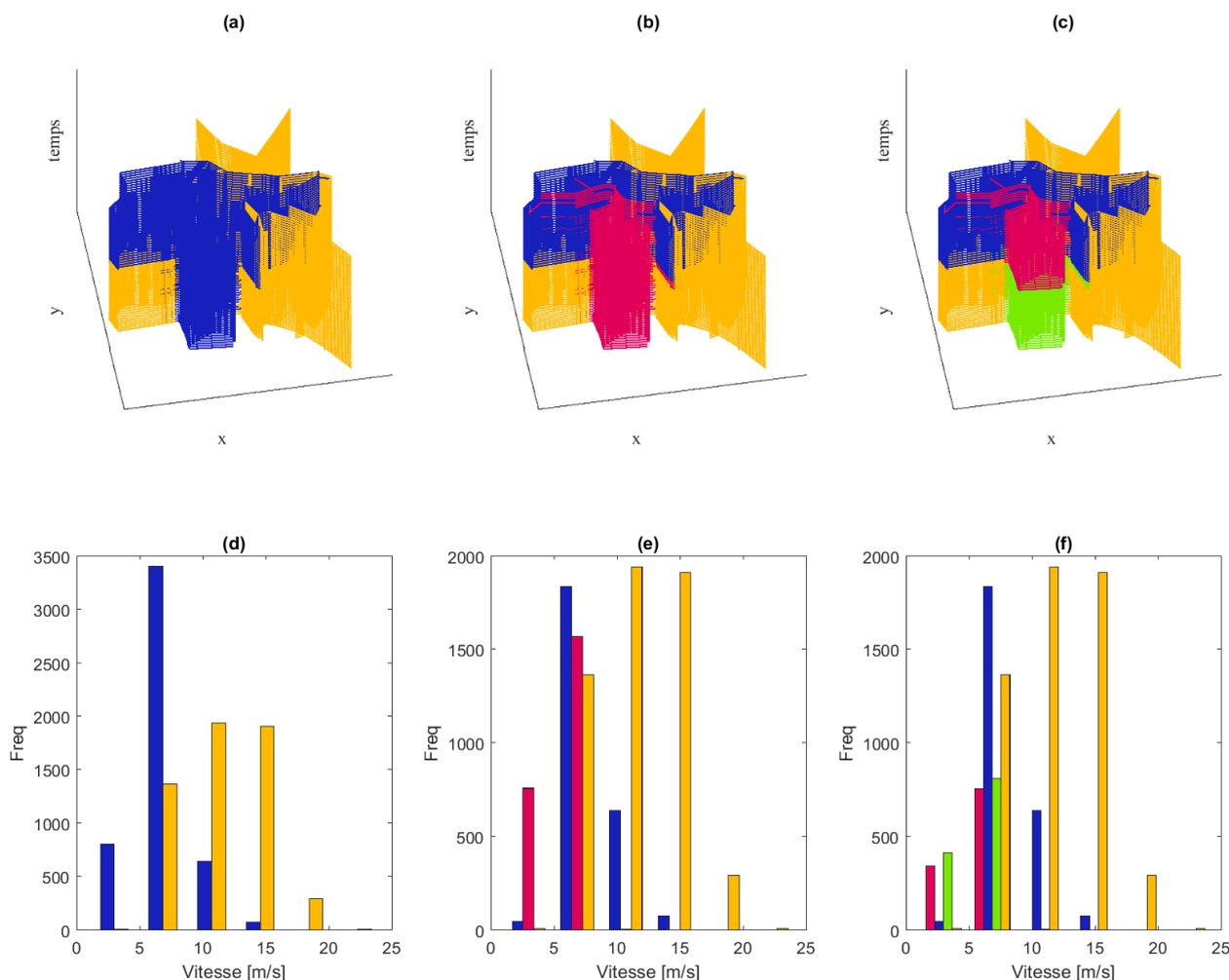


Figure 51 - (a, b, c) Visualisation 3D du réseau par partitionné par k -means de deux à quatre zones spatio-temporelles et (d, e, f) leurs histogrammes de vitesses correspondants

La Figure 52-a représente la métrique TV_n pour un nombre systématique de zones de 2 à 20. TV_n correspond à la variance totale intra-zones où un bon partitionnement minimise TV_n . Une tendance générale est la minimisation de la variance intra-zones par le nombre de zones. Plus le nombre de zones est grand, plus les zones contiennent des liens similaires. Cette tendance peut s'étendre jusqu'au point où une variance minimale correspond à un nombre de zones égal au nombre de liens (si chaque lien 3D était une zone, la variance serait de 0). Néanmoins, notre objectif est d'identifier un nombre raisonnable de zones 3D. Ainsi, nous réalisons une évaluation jusqu'à n zones où $n = 20$. Pour les méthodes k -means et DBSCAN, TV_n tend à décroître par le nombre de zones. Plus particulièrement, DBSCAN atteint un plateau vers 6 zones. Pour la méthode $NCut$, la courbe de TV_n apparaît moins stable, saccadée par des pics. Ce phénomène peut s'expliquer par la nature de $NCut$ retournant une coupe spectrale normalisée pour 2^n zones. Pour atteindre un nombre désiré de zones différent de 2^n , le processus de *merging* est utilisé, dégradant la qualité des zones. Par exemple, 8 et 16 zones sont caractérisées par une variance totale faible (TV_n). Les trois méthodes se distinguent pour certains nombres de zones, mais présentent des TV_n similaires pour d'autres nombres de zones tels cinq et neuf zones. Au final, k -means est la méthode minimisant TV_n .

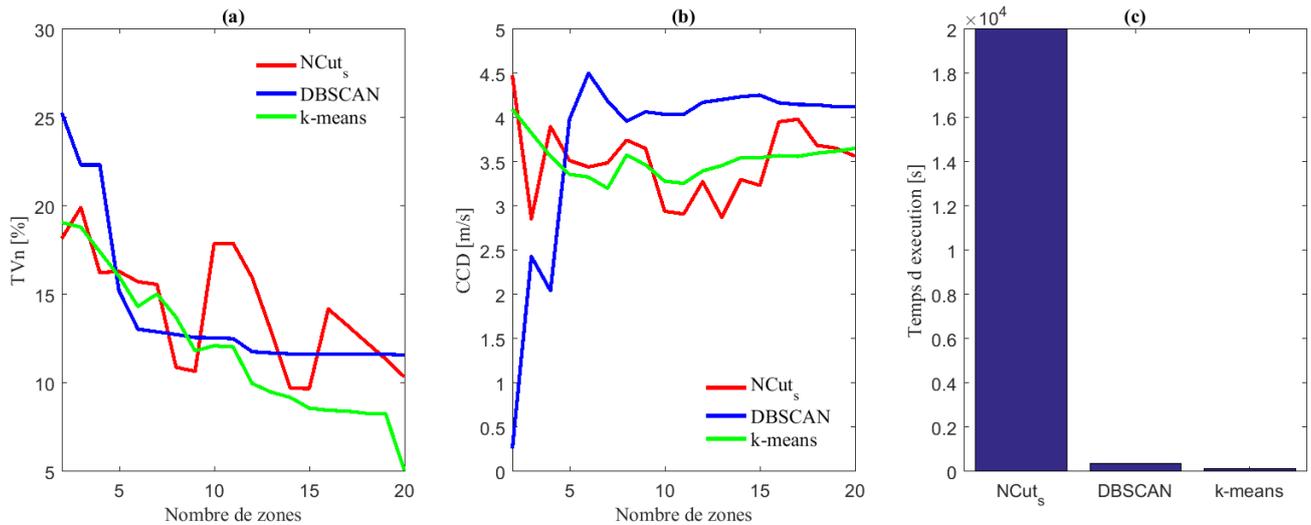


Figure 52 - Évaluation des méthodes de partitionnement par les trois métriques

La Figure 52-b présente l'indicateur CCD, étant la dissimilarité interzones où un bon partitionnement maximise CCD. Les courbes de CCD par les trois méthodes de partitionnement semblent se stabiliser à partir de cinq zones. Pour autant, DBSCAN est la méthode maximisant CCD.

La Figure 52-c montre les temps d'exécution pour les trois méthodes respectivement par des bâtonnets. Les temps d'exécution intègrent aussi le processus de PT. Néanmoins, ceux-ci n'ont pas été discrétisés car les temps d'exécution des PT représentent une part non significative pour chaque méthode. *Ncut* apparaît comme la méthode la plus coûteuse. La méthode *NCut* proposée par [Ski et Malik \(2000\)](#) a une complexité de $O(N)$ où N est le nombre de liens spatio-temporels. Cependant, nous utilisons la similarité des *snakes* comme matrice d'entrée pour *NCut*. Or, le calcul des *snakes* est très coûteux. À l'opposé, DBSCAN et *k-means* sont des méthodes de *clustering* d'individus projetés dans un espace à n -dimensions. Ces deux méthodes sont adaptées au partitionnement de réseaux par l'utilisation d'un processus de PT permettant de valider la contrainte de connexité intra-zones. Ces deux méthodes apparaissent moins coûteuses que *NCut* et opérationnellement plus raisonnables pour des larges réseaux tels que les villes et les agglomérations.

La Figure 53 présente une cross-comparaison projetée sous les axes x et y par les deux indicateurs CCD et TVn respectivement. Notons que les résultats sont identiques à ceux présentés par les Figure 52-a et b. Cette projection permet d'évaluer les performances de partitionnement sous les deux indicateurs conjointement. Nous définissons un bon partitionnement par la minimisation du TVn et la maximisation du CCD, correspondant à la région Sud-Est de la Figure 53. Pour une méthode donnée, une évaluation systématique du nombre de zones est réalisée. Le résultat du TVn et du CCD pour chaque nombre de zones fixé est projeté par un point, où sa taille est en fonction du nombre de zones. Une courbe noire permet de suivre l'évaluation en fonction du nombre de zones. Par cette cross-comparaison, nous soulevons que les indicateurs ne sont pas prévisibles, *i.e.* aucune corrélation linéaire ne semble identifiable entre les performances et le nombre de zones.

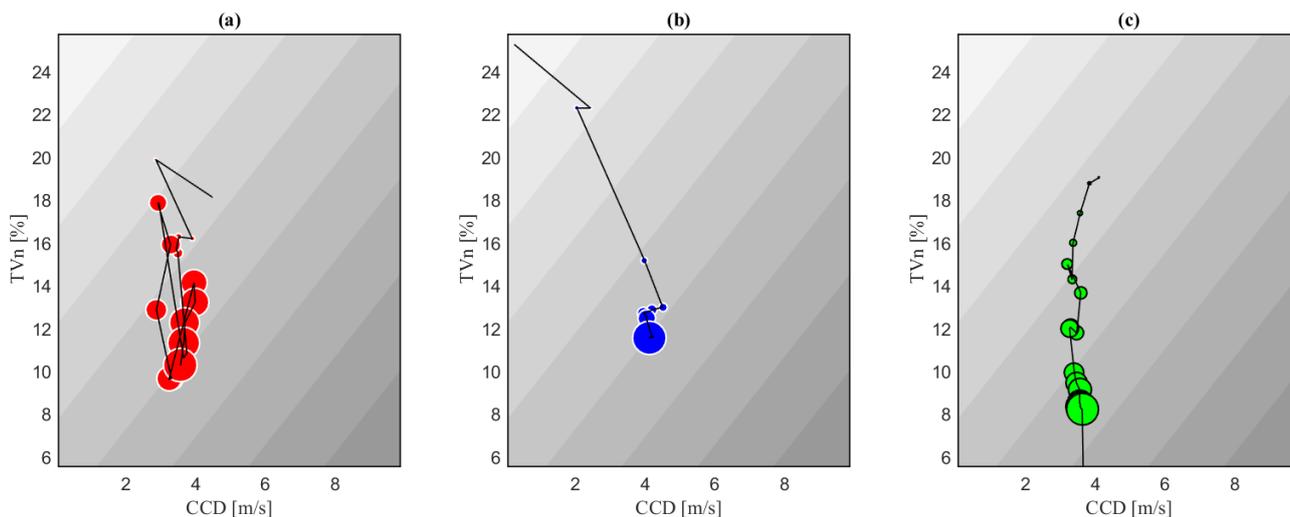


Figure 53 - Cross-évaluation des méthodes de partitionnement (a) *NCut* basé sur la similarité des *snakes*, (b) DBSCAN et (c) *k-means*

Une première analyse des trois méthodes pour un jour donné permet d'appréhender les résultats à l'échelle d'un jour. TVn apparaît davantage sensible au nombre de zones contrairement au CCD. Les méthodes de partitionnement se démarquent plus particulièrement sur le coût d'exécution où *NCut* a un temps d'exécution très important, ce qui le rend opérationnellement peu envisageable. L'évaluation croisée permet de considérer les deux indicateurs TVn et CCD conjointement. Néanmoins, une analyse à l'échelle de plusieurs jours est nécessaire pour généraliser les résultats et fait l'objet de la prochaine section.

2.5.2 Pour tous les jours

La Figure 54-a présente les résultats de partitionnement des méthodes *NCut*, DBSCAN et *k-means* sous les deux indicateurs TVn et CCD réalisés sur tous les jours de notre jeu de données. Le nuage de point est discrétisé par méthode, représenté visuellement par couleur. Notons que le nombre maximal de zones est soit limité par le seuil fixé à 20 zones, soit borné par la méthode de partitionnement. En effet, toutes les méthodes de partitionnement utilisées ne sont pas paramétriques. DBSCAN est basé sur la densité des individus, le nombre de zones à retourner n'est pas un paramètre d'entrée. Tandis que *NCut* bi-partitionne itérativement par les vecteurs propres permettant d'atteindre le nombre de zones désiré. *k-means* est aussi une méthode paramétrique où le nombre de zones est fixé.

La Figure 54-b montre les résultats journaliers pour le nombre de zones fixé à $n = 9$. Un nombre optimal de zones peut être neuf pour deux raisons : (i) la décroissance du TVn et la croissance du CCD tend à se stabiliser vers un nombre égal ou supérieur à neuf zones et (ii) malgré la variabilité des résultats par jour, neuf zones (*cf.* Figure 54-b) balayent des performances similaires aux résultats jusqu'à vingt zones (*cf.* Figure 54-a). De plus, neuf zones semble être un nombre raisonnable au vu de la taille du réseau 3D étudié.

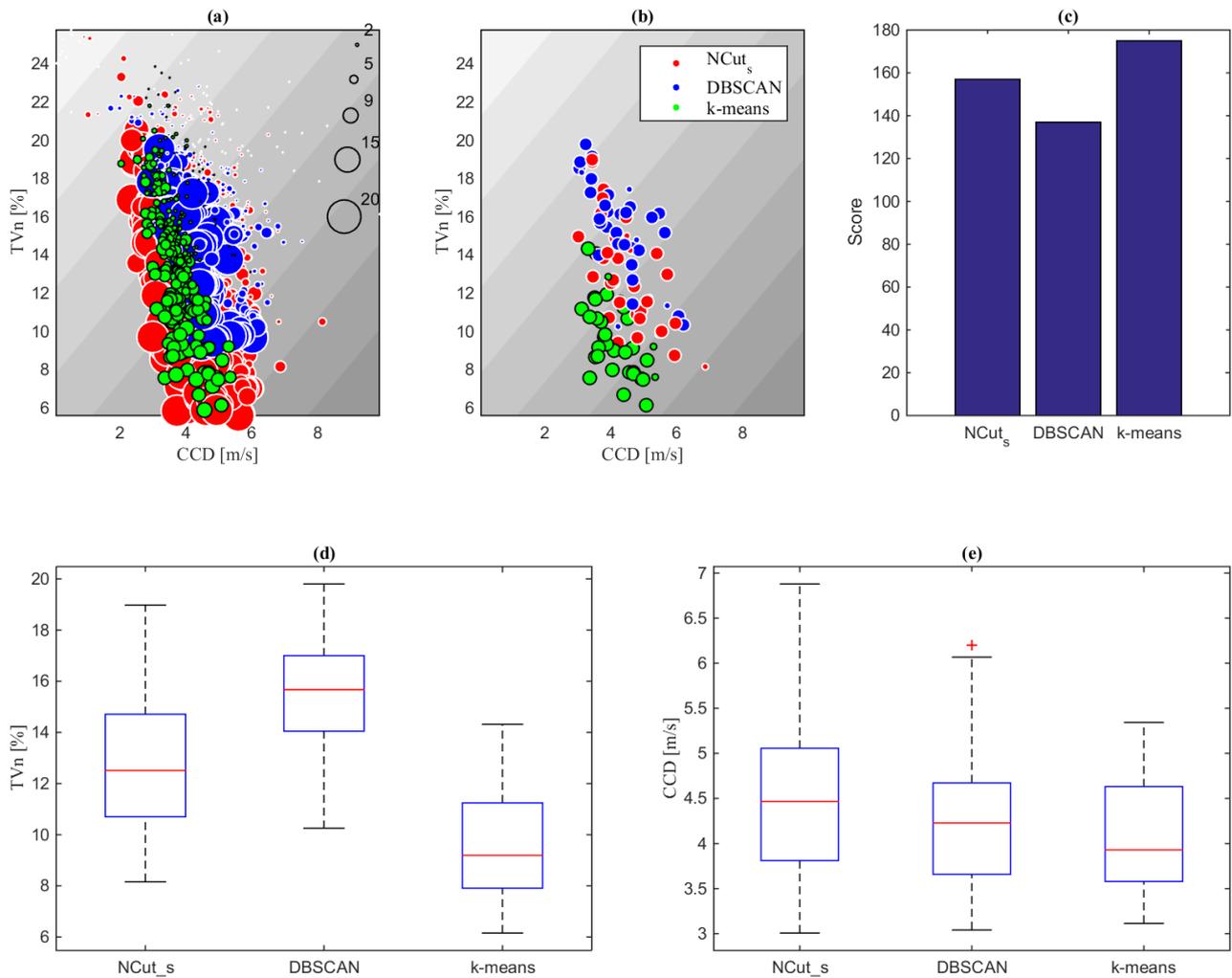


Figure 54 - Évaluation systématique des partitionnements journaliers où le nombre de zones est (a) systématique et (b-e) fixé à neuf

Les Figure 54-d et e représentent respectivement les boîtes à moustaches par méthodes de TVn et CCD où le nombre de zones est fixé à neuf. Les boîtes à moustaches permettent de synthétiser les distributions des résultats à travers les différents jours. Principalement, *k-means* est la méthode minimisant sa valeur médiane de TVn, et *NCut* basé sur les *snakes* est la méthode maximisant sa valeur médiane de CCD. Pour autant, nous identifions la meilleure méthode par une balance entre ces deux indicateurs, c'est pourquoi nous nous appuyons sur un système de score par la suite.

La notion de score permet d'évaluer les performances des différentes méthodes de partitionnement sous les deux critères conjointement avec un nombre de zones variable. Nous considérons neuf régions de score croissant par pas de un, de un à neuf. Ces régions sont discrétisées par neuf nuances de gris, allant du gris clair (*score* = 1) au gris foncé (*score* = 9). Le score d'une méthode à un nombre de zones fixé est déterminé par la localisation de son point sur la projection des deux indicateurs. La Figure 54-c présente la comptabilisation des scores de la Figure 54-b. Au final, la méthode *k-means* est la méthode la plus performante sous le nombre de zones antérieurement fixé à neuf.

2.6 Conclusion

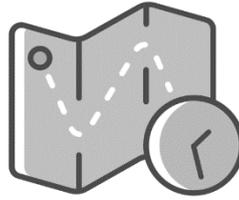
L'objectif général de ce chapitre est d'identifier des zones (*clusters*) dans un réseau de transport, ayant des états de trafic similaires. Dans la littérature, des travaux ont étudié le partitionnement spatial de réseau, basé sur une hypothèse statique ou semi-statique. Partitionner un réseau en considérant conjointement l'espace et le temps est à notre connaissance une approche nouvelle. Nous identifions des applications en contrôle de feux de signalisation, en modélisation macroscopique et en recommandations d'itinéraires.

Les deux contributions majeures de ce chapitre sont : (i) la méthodologie générique de préparation des données, valorisée dans Lopez *et al.* (2017a) et (ii) la comparaison de méthodes de partitionnement de réseau, valorisée dans Lopez *et al.* (2017b).

(i) Nous proposons une méthode d'estimation des vitesses par lien par période, basée sur des temps de parcours individuels. Ces données d'entrées sont parcellaires. Une méthode d'estimation de données manquantes est développée. En effet, une matrice complète de vitesses est nécessaire aux méthodes de partitionnement utilisées. De plus, nous proposons une méthode automatique de simplification de réseaux de transport basée sur des règles. Simplifier un réseau est notamment utile pour réduire les coûts de calculs.

(ii) Deux types de méthodes de partitionnement fondamentalement différentes sont comparées : les méthodes de *clustering* basées sur les graphes (décomposition spectrale) et les méthodes de *clustering* basées sur les individus (distance euclidienne dans un espace à n -dimensions). Par la nature structurelle des réseaux de transport et par la contrainte considérée de connectivité intra-*clusters*, l'utilisation de graphes semble être le plus appropriée. Néanmoins, nous avons montré qu'utiliser des méthodes de *clustering* d'individus puis un algorithme de post-traitement était une alternative, pouvant être par ailleurs plus performante.

Une perspective identifiée est l'optimisation des méthodes de partitionnement. En effet, les méthodes utilisées restent coûteuses, et ce pour des larges réseaux. Partitionner un réseau sous plusieurs jours permet d'étudier les formes de régularités dans les motifs de congestion et fait l'objet du chapitre suivant. Pour analyser des résultats à l'échelle du mois ou de l'année, des méthodes optimisées sont requises.



Chapitre 3 Estimation de temps de parcours par mappage temps réel

3.1	INTRODUCTION.....	76
3.2	<i>CLUSTERING</i> DES JOURS	78
3.2.1	<i>Positionnement sur les méthodes de classification</i>	78
3.2.1.1	Classification basée sur un nuage de points	78
3.2.1.2	Classification basée sur la géométrie	80
3.2.1.3	Classification basée sur les partitions.....	81
3.2.2	<i>Méthodologie</i>	84
3.2.2.1	Similarité entre deux partitions	84
3.2.2.2	Classification de partitions	84
3.2.3	<i>Indicateur</i>	85
3.2.4	<i>Cas d'étude</i>	86
3.2.5	<i>Résultats et analyse</i>	88
3.3	CLASSIFIER UN NOUVEAU JOUR	90
3.3.1	<i>État de l'art du consensus clustering</i>	90
3.3.2	<i>Méthodologie</i>	91
3.3.2.1	Élaboration de jours-types.....	91
3.3.2.2	Mapper un nouveau jour	93
3.3.2.3	Raffinage des temps de parcours.....	95
3.3.3	<i>Indicateurs</i>	96
3.3.3.1	Performances du mappage temps réel	96
3.3.3.2	Performances de l'estimation des temps de parcours.....	97
3.3.4	<i>Résultats et analyse</i>	98
3.4	CONCLUSION ET PERSPECTIVES	102

Dans ce chapitre, nous considérons la dynamique du trafic d'un jour donné par son profil de zones spatio-temporelles (*cf.* Chapitre 2 où un jour est résumé par quelques zones 3D). Sur une base de données de 35 jours, nous identifions des similitudes dans les profils de zones spatio-temporelles. Plus précisément, des groupes de jours sont identifiés et un *jour-type* peut représenter un groupe de jours. L'idée est que la dynamique du trafic d'un jour donné peut être approximée par son jour-type. Nous validons notre méthodologie par une estimation des temps de parcours pour des nouveaux jours en temps réel, faisant l'objet d'une communication (Lopez *et al.*, 2017b). Cette représentation

simplifiée des états de trafic peut notamment être utilisée pour raffiner la fonction de temps de parcours de modèles de génération de tournées (*cf.* Chapitre 4).

3.1 Introduction

Mettre à jour les modèles de trafic par des informations en temps réel améliore généralement la qualité et la fiabilité de l'information donnée aux usagers (Dai *et al.*, 2016 ; Julio *et al.*, 2016), et augmente l'efficacité de la régulation pour éviter les phénomènes de congestion (Feng *et al.*, 2015 ; Shi et Abdel-Aty, 2015 ; Sanchez-Martinez *et al.*, 2016 ; Nesheli *et al.*, 2017). Ces mises à jour peuvent être opérationnellement coûteuses, en particulier si la taille du réseau est importante (ville ou agglomération), si les données sont multi-sources (traces GPS, caméra ou boucle électromagnétique) et si le niveau d'information est fin (par exemple, les informations sont détaillées par tronçon et par période). L'avantage est une estimation précise des temps de parcours. Néanmoins, ces informations peuvent être trop volumineuses pour des applications en temps réel telles que l'assistance routière, le raffinement de tournées ou encore les schémas de contrôle. Un niveau agrégé semble nécessaire pour des applications opérationnelles.

Nous utilisons la notion de profils de zones spatio-temporelles présentée dans le chapitre 2. Un jour peut être synthétisé en quelques zones 3D. Les zones étant identifiées sur le critère d'intra-homogénéité et d'inter-dissimilarité des vitesses, ce faible niveau d'information peut résumer la dynamique du trafic dans le temps et dans l'espace conjointement. Une limite identifiée de cette approche est qu'une matrice de vitesses spatio-temporelle complète est requise. Le partitionnement de réseau de transport n'est possible que pour un jour entièrement mesuré dans le temps et dans l'espace. Une question soulevée est alors comment raffiner les différentes applications par des profils de zones spatio-temporelles en temps réel ?

Nous faisons la conjecture d'une certaine régularité dans les profils de zones spatio-temporelles où quelques *jours-types* pourraient résumer un catalogue de nombreux jours (de l'ordre du mois ou de l'année). Un jour-type est un profil de zones spatio-temporelles faisant consensus auprès des jours de son groupe. L'idée est de pointer (mapper) un jour en temps réel vers le jour-type le représentant le mieux. Le principe, illustré dans la Figure 55, est de grouper les jours similaires, puis de classifier un nouveau jour en temps réel. Une estimation des temps de parcours en temps réel permet de valider ces hypothèses.

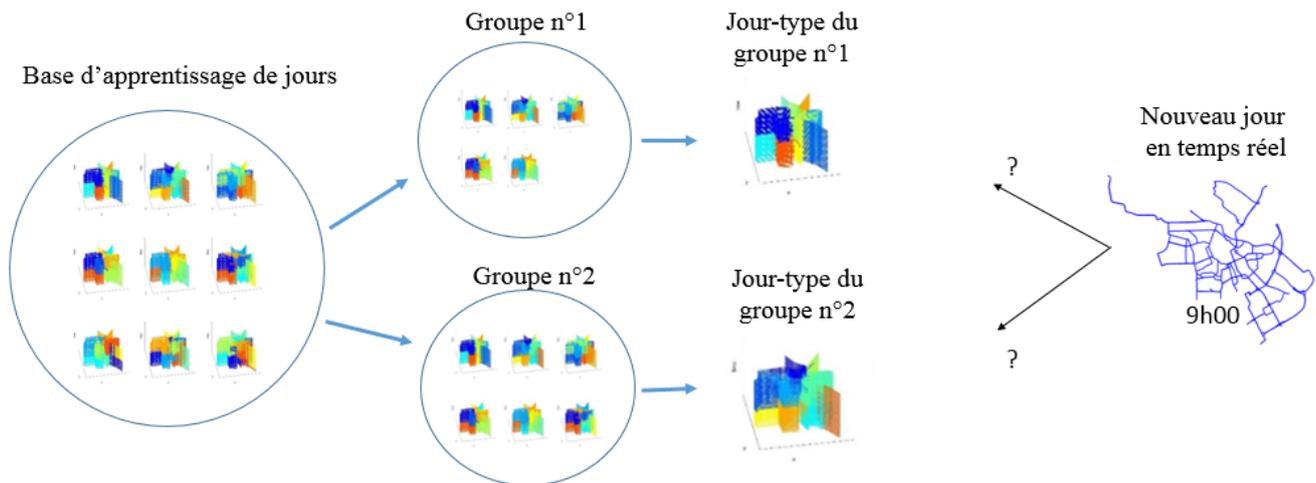


Figure 55 - Illustration du mappage en temps réel

Nous proposons une méthodologie systémique d'estimation de temps de parcours par mappage temps réel en quatre étapes : (i) la classification des jours *i.e.* identifier un nombre certain de groupes de jours, (ii) l'élaboration de k jours-types par groupe de jours (dans notre cas $k = 1$), (iii) le mappage d'un nouveau jour à un groupe et (iv) le raffinement de l'estimation des temps de parcours. Au final, notre méthodologie systémique permet de réduire significativement le niveau d'information nécessaire tout en maintenant des estimations de temps de parcours en temps réel avec une précision de moins de 14% de l'erreur relative.

La méthodologie développée dans ce chapitre fait appel à de l'apprentissage automatique supervisé et non supervisé. Dans notre cas d'étude, un individu est un jour caractérisé par les résultats de partitionnement de réseau de transport réalisés antérieurement. La classification des jours est un travail non supervisé. Plus précisément, il s'agit de classifier des résultats de partitionnement (*clustering* de *clustering*). De plus, le mappage d'un nouveau jour en temps réel correspond à un travail supervisé où la variable à prédire est le label du groupe de jours auquel celui-ci est le plus similaire. Nous définissons le terme « mapper un individu » par l'identification du groupe d'individus auquel un individu donné est le plus similaire (en anglais *classification*). Un groupe de jours est représenté par $k = 1$ jour-type. Un jour-type est défini par un profil de zones spatio-temporelles représentatif d'un groupe de jours, il s'agit du profil consensuel de zones 3D.

Kim et Mahmassani (2015) utilisent le même cadre d'étude appliqué aux trajectoires, intégrant la classification des trajectoires et le mappage de nouvelles trajectoires. Plus précisément, les auteurs proposent une méthodologie en quatre étapes : (1) mesurer la similarité des trajectoires basée sur *Longest Common Subsequence* (LCSS) (Kearney et Hansen, 1990) ; (2) classifier les trajectoires d'apprentissage par DBSCAN (Ester *et al.*, 1996), un algorithme basé sur la densité des individus projetés dans un espace ; (3) identifier des séquences de trajectoires représentatives par groupe. Les auteurs utilisent *Cluster-Representative Subsequences* (CRS) et (4) mapper de nouvelles trajectoires par CRS. Néanmoins, les auteurs n'évaluent pas les résultats de mappage des nouvelles trajectoires sur leur cas d'étude. Les résultats sont étudiés visuellement et une analyse descriptive du réseau est réalisée sur chaque groupe.

Ce chapitre est décomposé en deux sections. L'étape (i) de la méthodologie systémique est décrite dans la section 3.2. Tandis que la section 3.3 détaille les étapes (ii), (iii) et (iv). Chaque section se positionne sur les méthodes existantes dans la littérature, décrit la sous-méthodologie correspondante, développe les indicateurs et analyse les résultats. Enfin, la section 3.4 établit une conclusion.

3.2 Clustering des jours

Dans cette section, nous détaillons trois familles de méthodes de classification. Dans notre cas d'étude, nous utilisons deux méthodes de classification : la Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) et *NCut* (Shi et Malik, 2000). Nous définissons la mesure de similarité des jours. Le jeu de données utilisé est décrit. Les performances de classification sont évaluées à travers l'indicateur *quality**. Au final, la méthode *NCut* est utilisée où une analyse descriptive est réalisée.

3.2.1 Positionnement sur les méthodes de classification

La classification d'individus est un problème d'apprentissage non supervisé car l'identification de classes (groupes) ne se fait pas sur des catégories *a priori*. La définition d'une mesure de similarité entre individus est essentielle pour la majorité des méthodes de *clustering*. Devant la variété des champs d'applications, des types de jeux de données et des échelles possibles, le choix de la mesure de distance est l'objet d'une attention particulière. Communément, la dissimilarité est calculée entre deux individus par une mesure de distance définie dans un espace donné. Wang *et al.* (2002) distinguent quelques fonctions de distance les plus usuelles dans la littérature telles la distance Euclidienne, la distance de Manhattan, la distance de Minkowski, la distance de Tchebychev et la distance cosinus. Cependant, ces fonctions de distance ne sont pas forcément adéquates pour une application à la similarité des jours où un jour est caractérisé par les résultats de partitionnement de réseau.

Nous distinguons trois types de méthodes de classification basées sur leurs hypothèses pour considérer les individus et leurs distances : (i) les distance de points, (ii) les distance de formes et (iii) les distances de partitions. Une discussion sur notre cas d'application est réalisée pour chaque type de classification. Au final, nous considérons les méthodes de classification basées sur les partitions.

3.2.1.1 Classification basée sur un nuage de points

Nous identifions quatre familles de méthodes de classification de nuages de points : basée sur la distance, basée sur la densité, basée sur la hiérarchie et basée sur le maillage. Le principe commun de ces méthodes est de projeter des individus dans un espace à N_d -dimensions où N_d est le nombre de dimensions, puis d'identifier des classes. Par exemple, la Figure 56 projette des individus dans un espace à deux dimensions. Ces méthodes se basent généralement sur des variables descriptives quantitatives. Les méthodes communément reconnues dans la littérature de *machine learning* sont : *k*-means (MacQueen, 1967), *Support Vector Machine* (SVM) initialement appelé *Support Vector*

Networks (Cortes et Vapnik, 1995), les réseaux de neurones artificiels (McCulloch et Pitts, 1943) et DBSCAN (Ester *et al.*, 1996). Ces méthodes sont usuellement utilisées dans le domaine du transport (Ji et Geroliminis, 2012 ; Yildirimoglu 2015 ; Kim et Mahmassani, 2015 ; Luo *et al.*, 2017 ; Lopez *et al.*, 2017a). L'avantage des méthodes de classification basées sur un nuage de points est qu'elles sont robustes. L'inconvénient est que la projection des individus dans un espace ne considère pas les résultats de partitionnement caractérisés de variables nominales. Dans notre cas, les variables ne sont pas quantitatives mais discrètes.

Yildirimoglu (2015) propose une méthodologie en cinq étapes pour raffiner le calcul de temps de parcours par la prédiction de la dynamique de congestion. (1) Une méthode existante de détection de réduction de la capacité (en anglais *bottlenecks*) est utilisée (Cheng *et al.*, 2004). (2) Les historiques de vitesses sont classifiés par *Gaussian Mixture Model* (GMM) (Reynolds, 1992). Plusieurs *clusters* sont identifiés en utilisant la densité des individus projetés sous les deux premières Composantes Principales (CP) (Pearson, 1901). (3) Une « carte de congestions stochastiques » est développée par *cluster*. Une loi de probabilité est proposée pour ajouter de la stochasticité dans la formation de *bottleneck* journalier. Des zones de probabilité de congestion dans le temps et dans l'espace sont identifiées. (4) Les données en temps réel sont binaires (congestionné ou pas congestionné) et comparées avec les « cartes de congestions stochastiques ». Notons que le mappage (*congestion search algorithm*) ne se fait pas sur une carte complète mais sur un fragment de carte (un seul *bottleneck* est considéré à la fois). Une mesure de similarité est proposée entre le motif d'un *bottleneck* d'une « carte de congestion stochastique » et d'un *bottleneck* en temps réel. (5) Le « profil de vitesse » d'un jour donné est reconstitué à partir de la « carte de congestion stochastique » la plus similaire.

GMM (Reynolds, 1992) est régulièrement utilisé pour des problèmes de classification. Contrairement aux autres méthodes de *clustering*, GMM n'est pas uniquement basé sur la distance entre les individus ; GMM considère également la distribution des observations. GMM semble plus approprié que *k*-means notamment quand la taille des *clusters* n'est pas contrainte par une distance fixée aux centroïdes. Classifier par différentes tailles de *clusters* semble mieux s'accorder avec la dynamique du trafic. Plus précisément, GMM considère *k* composants où *k* est un entier positif. Deux approches sont identifiées par Yildirimoglu (2015) pour initialiser *k* : (i) stochastique et (ii) par les résultats des *k*-means. Yildirimoglu (2015) identifie trois approches pour caler le nombre optimal de *clusters* : (i) la maximisation de largeur moyenne de la silhouette (Rousseeuw, 1987), (ii) l'information de mesure *Akaike Information Criterion* (AIC) et (iii) l'information de mesure *Bayesian Information Criterion* (BIC). Le nombre de *clusters* optimal est déterminé dans le cas d'étude de Yildirimoglu (2015) par la largeur moyenne de la silhouette. Plus précisément, deux critères sont considérés : la stabilité des résultats et la maximisation de la largeur moyenne de la silhouette.

La Figure 56 est une application de la méthodologie proposée par Yildirimoglu (2015). Les jours de notre cas d'étude sont projetés par les deux premières composantes principales de leurs profils de vitesses. Les axes *x* et *y* sont respectivement la première et la deuxième composante principale. Les CP représentent au mieux les profils de vitesses par de nouvelles variables non corrélées. Les individus sont discrétisés par deux classes, issues des résultats de classification par GMM. De plus, les deux classes d'individus sont de tailles différentes. Notons que dans le cas d'étude de

Yildirimoglu (2015), les 100 premières CP résument 95% des données. Pour autant, l'auteur classe les jours par GMM avec k premières CP où $k = 2$. L'un des avantages à considérer deux dimensions est son faible coût d'exécution.

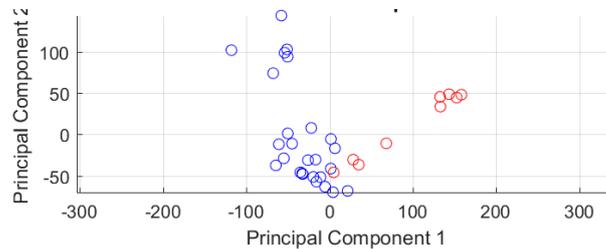


Figure 56 - Classification par GMM à partir des deux premières composantes principales des profils de vitesses

Une analyse descriptive des résultats d'application de la Figure 56 n'est pas réalisée dans la mesure où notre intérêt posé n'est pas la classification de profils de vitesses basée sur des variables quantitatives. L'idée à travers la Figure 56 est d'illustrer une application de *clustering* d'un nuage de points. La projection des individus peut être réalisée sur k variables ou k nouvelles variables résumant la majorité des données. Pour autant, le cadre méthodologique identifiant la méthode de classification basée sur un nuage de points maximisant la similarité intra-*clusters* est un verrou scientifique.

Au final, la classification est réalisée directement sur l'historique de vitesses journalier des liens, *i.e.* aucun partitionnement n'est requis où la complexité peut être importante. Or dans notre démarche générale, nous nous intéressons à classifier les individus basés sur les résultats de partitionnement antérieurs. C'est pourquoi, nous ne considérons pas les méthodes de classification basées sur un nuage de points.

3.2.1.2 Classification basée sur la géométrie

Les poches de congestion peuvent être considérées comme des objets à deux caractéristiques : (i) la vitesse moyenne par zone et (ii) le motif 3D de la poche. Nous nous intéressons plus particulièrement à la deuxième caractéristique. Une piste ouverte est de regrouper les jours caractérisés par leurs poches de congestion spatio-temporelles similaires. L'intérêt peut être porté sur les structures géométriques et les contours des objets. Les méthodes existantes de reconnaissance d'objets (en anglais *structural similarity*) sont étudiées. La Figure 57 présente des exemples d'images 2D d'objets 3D.

Basri *et al.* (1998) considèrent l'apparence des objets 3D comme des points sur une surface. Classifier les objets 3D revient alors à identifier des patches locaux sur la surface. Un patch peut être défini comme une partie de la surface. Il est utile aux méthodes de *clustering* d'objets d'être robuste aux rotations. En effet, un même objet 3D peut être représenté par plusieurs images 2D de perspectives différentes. Ainsi, l'intérêt se porte bien sur la forme de l'objet plutôt que sur la distance (x, y, z) entre les objets représentés dans un espace à trois dimensions. Ho *et al.* (2003) proposent une méthode robuste aux réflexions et variations de lumière en exploitant les structures linéaires géométriques. Les auteurs utilisent les k sous-espaces linéaires des résultats d'un *clustering* spectral classique basé sur les distances points-plans. L'algorithme de k sous-espaces assigne itérativement

des points aux sous-espaces les plus proches. Pour un *cluster* donné, le sous-espace minimisant la somme des carrés de la distance de tous les points (inertie totale) est assigné. Un des avantages dans notre cas d'application aux réseaux de transport est la connaissance de tous les points de vue des objets 3D, *i.e.* la discrétisation des liens définit les structures spatio-temporelles des zones. Contrairement au *clustering* d'apparence d'objets 3D, nous avons une connaissance intégrale des formes 3D de nos objets, c'est pourquoi nous ne retenons pas cette branche de méthodes dans notre étude.



Figure 57 - Identification de quatre clusters d'objets 3D : (1) les chaussures, (2) les véhicules (VL et PL), (3), les animaux (lions, tigres, hippopotame et rhinocéros) et (4) les légumes (oignons et poivrons) (Basri *et al.*, 1998)

Les fractales sont utilisées dans de nombreux modèles mathématiques et leurs applications sont diverses. En biologie, les fractales sont utilisées pour modéliser le processus de développement et de prolifération des plantes et des bactéries (Kaandorp, 1994). Dans le domaine de la fouille de texte (en anglais *text mining*), Fred (2002) propose une méthodologie classifiant les chaînes de caractères par l'utilisation des fractales. Une application des fractales au transport est proposée par Feng *et al.* (2008). Les auteurs utilisent les fractales pour analyser un réseau de transport et identifient des motifs similaires à l'échelle de quartiers, de boulevards structurants ou de rues. Les fractales reposent sur une répétition de motifs à différentes échelles. Cependant ce principe n'est pas applicable à la classification de profils de vitesses car l'hypothèse de base de structures invariantes par changement d'échelle n'est pas valide.

Divers travaux s'intéressent à la similarité des séries temporelles (Bollobas *et al.*, 1997 ; Keogh *et al.*, 2001 ; Cugliari *et al.*, 2015 ; Benkabou *et al.*, 2016). Dans le domaine du transport, les séries temporelles peuvent être considérées pour re-identifier des signatures de véhicules, *e.g.* *tracking* anonyme de véhicules particuliers. Les données peuvent être mesurées par des boucles électromagnétiques (Charbonnier *et al.*, 2012) ou des magnétomètres (Guilbert *et al.*, 2016). Nous identifions au moins trois mesures de similarité de séries temporelles les plus usuelles : *Dynamic Time Warping* (DTW) (Kruskal, 1983), *Longest Common Subsequence* (LCSS) (Kearney et Hansen, 1990) et le maximum *a posteriori* (MAP) (Kwong *et al.*, 2010). Dans notre cas d'étude, une série temporelle peut correspondre à l'historique de vitesses d'un lien. Nous ne considérons pas la classification de séries temporelles car l'idée est d'utiliser les résultats de partitionnement. Il s'agit alors de considérer une séquence temporelle discrète par lien. La classification de séquences de variables discrètes est détaillée dans la prochaine section.

3.2.1.3 Classification basée sur les partitions

Strehl et Ghosh (2002) introduisent *cluster ensemble*, un problème de classification des résultats de plusieurs itérations de *clustering* réalisée sur un même jeu de données. Ces auteurs sont parmi les

premiers à notre connaissance à étudier les *clusters* de *clusters*. [Ghaemi et al. \(2009\)](#) proposent un état de l'art sur les différentes techniques de *clustering ensemble*.

Nous définissons une partition par les résultats d'un *clustering*, *i.e.* une séquence de valeurs nominales de taille N_e où N_e est le nombre d'éléments. Dans notre cas d'étude, une partition représente les résultats de partitionnement spatio-temporel du réseau d'étude pour un jour donné où N_e est le nombre de liens spatio-temporels. Les méthodes de partitionnement permettent de découper le réseau 3D en zones. Chaque zone est caractérisée par un nombre de liens dans le temps et dans l'espace. Classifier les jours revient à regrouper les motifs journaliers similaires. La mesure de similarité considérée est la localisation spatio-temporelle des zones où les propriétés physiques des zones sont considérées. L'intérêt est porté sur le positionnement des zones 3D et leurs contours. Le postulat est que le référentiel est identique d'un jour à l'autre et ce à tous les axes : la granularité du réseau, les plans de feux et les déplacements des usagers. Partant de cette hypothèse, les zones 3D tendent à être spatialement et temporellement récurrentes.

Dans la littérature, plusieurs travaux proposent des définitions de mesure de similarité entre partitions. Nous identifions au moins trois métriques de similarité de partitions : *Rand Index* (RI) ([Rand, 1971](#)), *Jaccard Coefficient* (JC) ([Hubert et Arabie, 1985](#)) et *Normalized Mutual Information* (NMI) ([Cover et Thomas, 1991](#)).

Le *Rand Index*¹ (RI) ([Rand, 1971](#)) est défini $RI(\pi_1, \pi_2) = (N_{11} + N_{00}) / \binom{N_e}{2}$ où π est une partition et $\binom{N_e}{2}$ est le nombre de doubles paires d'éléments de N_e éléments. Une paire d'éléments est définie « co-clusterée » si les deux éléments appartiennent au même *cluster*. Le tableau de contingence suivant classifie deux paires d'éléments (en anglais *pairwise*) provenant d'une part de π_i et d'autre part de π_j . Quatre cas sont identifiés : N_{11} correspond au nombre de paires d'éléments co-clusterées dans les deux partitions ; N_{01} correspond au nombre de paires d'éléments co-clusterées dans π_1 mais pas dans π_2 ; N_{10} correspond au nombre de paires d'éléments co-clusterées dans π_2 mais pas dans π_1 ; et N_{00} correspond au nombre de paires d'éléments non co-clusterées dans aucune des deux partitions. En d'autres termes, N_{11} et N_{00} représentent la consistance (en anglais *consistencies*) entre les deux partitions ; et N_{01} et N_{10} indiquent l'inconsistance, le désaccord (en anglais *inconsistencies / disagreements*) entre les deux partitions.

π_i / π_j	Co-clusterée	Non co-clusterée
Co-clusterée	N_{11}	N_{01}
Non co-clusterée	N_{10}	N_{00}

Tableau de contingence des paires d'éléments dans π_1 et π_2

Le *Rand Distance* est défini par $1 - RI(\pi_i, \pi_j)$ et donne la fréquence de doubles paires d'éléments en désaccord. *Symmetric Difference Distance* (SDD) ([Filkov et Skiena, 2004](#) ; [Goder et Filkov, 2008](#)) est la forme non normalisée de *Rand distance* définie $d(\pi_i, \pi_j) = N_{01} + N_{10}$. D'après [Filkov et Skiena \(2004\)](#), [Bender et al. \(1999\)](#) ont montré que la complexité de $RI(\pi_i, \pi_j)$ peut être de $O(n)$ en considérant de la stochasticité et donc une probabilité d'erreur. *Adjusted Rand Index* (ARI) est la

¹ Contribution à la page Wikipédia francophone https://fr.wikipedia.org/wiki/Indice_de_Rand

normalisation de RI qui permet de comparer deux partitions de nombre de classes différentes. Nous ne considérons pas ARI dans notre cas d'étude car le nombre de classes est identique pour les paires de partitions.

Dans la même veine, la métrique *Jaccard Coefficient* (JC) (Huber et Arabie, 1985 ; Fawlkes et Mallows, 1983 ; Cheng et Anbaroglu, 2010) se définit de la manière suivante :

$$(22) \quad JC(\pi_i, \pi_j) = \frac{N_{11}}{N_{01} + N_{10} + N_{00}}$$

Normalized Mutual Information (NMI) peut être utilisé pour mesurer la qualité d'une solution de *clustering* (Yang *et al.*, 2017). NMI correspond à l'information mutuelle (Cover et Thomas, 1991) normalisée par la moyenne géométrique (Strehl et Ghosh, 2002) où NMI est formulé de la manière suivante (Cover et Thomas, 1991) :

$$(23) \quad NMI(\pi_i, \pi_j) = \frac{I(\pi_i, \pi_j)}{\sqrt{H(\pi_i)H(\pi_j)}} = \frac{H(\pi_i) + H(\pi_j) - H(\pi_i, \pi_j)}{\sqrt{H(\pi_i)H(\pi_j)}}$$

Où $I(\pi_i, \pi_j)$ est l'information mutuelle entre π_i et π_j (Cover et Thomas, 1991) et $H(\pi_i)$ est l'entropie de π_i . L'information mutuelle est symétrique en π_i et π_j , est toujours non-négative et égale à zéro si et seulement si π_i et π_j sont indépendants (Cover et Thomas, 1991). Strehl et Ghosh (2002) formulent aussi l'estimation de NMI notée $\phi^{(NMI)}(\pi_i, \pi_j)$ par un échantillon. Initialement la formulation de la qualité est proposée par Strehl et Ghosh (2002) sous la forme *Average Normalized Mutual Information* (ANMI).

Une étude de sensibilité partielle a été réalisée sur les trois mesures de similarités RI, JC et NMI. Notons que RI et JC ont fondamentalement la même complexité car ces deux méthodes sont basées sur le tableau des contingences, *i.e.* les mesures RI et JC sont basées sur N_{11} et N_{00} . La Figure 58 montre l'évolution des temps d'exécutions de RI ou JC par la courbe noire, et de NMI par la courbe rouge. L'axe x représente la taille des partitions, *i.e.* le nombre d'éléments. L'axe y représente le temps d'exécution en seconde. Les résultats montrent numériquement que NMI a une complexité moindre que RI ou JC. Notons que dans notre cas d'étude, une partition contient 9984 éléments. La métrique retenue dans notre analyse est NMI pour des raisons de temps de calcul.

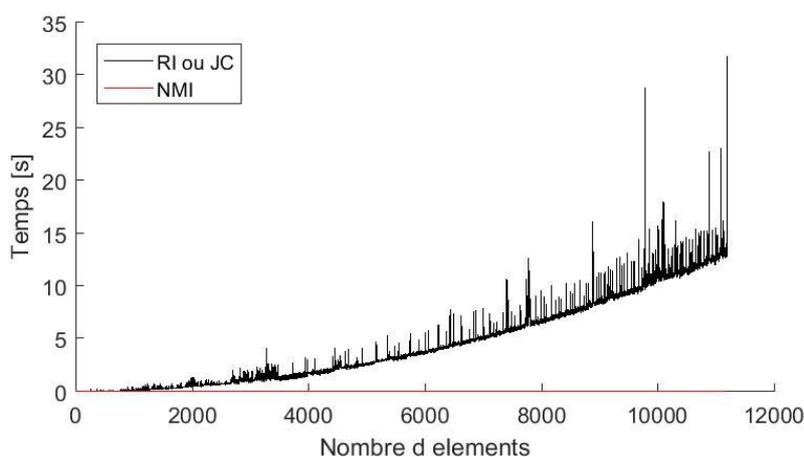


Figure 58 - Temps d'exécution pour calculer la similarité d'une paire de partitions

3.2.2 Méthodologie

Nous proposons une méthodologie à deux étapes pour la classification de jours : (1) définir une mesure de similarité des jours et (2) utiliser une méthode de classification basée sur une matrice de similarités.

3.2.2.1 Similarité entre deux partitions

Dans notre cas d'étude, nous considérons la similarité de partitions. Plus précisément, nous utilisons NMI (Cover et Thomas, 1991). Le NMI est borné entre 0 et 1 où 0 signifie que deux partitions données sont strictement différentes et 1 signifie que deux partitions données sont identiques. Nous définissons la matrice de similarités symétrique W de taille $N_j \times N_j$ où N_j est le nombre d'individus de notre jeu de données, *i.e.* le nombre de jours. De plus, la similarité de deux individus i et j est définie $w(i, j) = NMI(\pi_i, \pi_j)$.

La Figure 59 présente quatre partitions $\pi_a, \pi_{b1}, \pi_{b2}$ et π_{b3} représentées en matrice adjacente. La liste suivante calcule quatre applications numériques du NMI. Notons que le NMI est robuste à l'inversion des valeurs nominales pour deux modalités. L'avantage dans notre cas d'application est que le NMI permet de retourner une similarité de 1 pour une paire de zones 3D à localisation identique mais à numéro de zones différents, *i.e.* valeurs nominales différentes. Les Figure 59-a, b en sont d'ailleurs un exemple.

- $NMI(\pi_a, \pi_a) = 1$ où $\pi_a = [1\ 1\ 1\ 2\ 2\ 1]$;
- $NMI(\pi_a, \pi_{b1}) = 1$ où $\pi_a = [1\ 1\ 1\ 2\ 2\ 1]$ et $\pi_{b1} = [2\ 2\ 2\ 1\ 1\ 2]$;
- $NMI(\pi_a, \pi_{b2}) = 0,274$ où $\pi_a = [1\ 1\ 1\ 2\ 2\ 1]$ et $\pi_{b2} = [1\ 2\ 2\ 1\ 1\ 1]$;
- $NMI(\pi_a, \pi_{b3}) = 0,048$ où $\pi_a = [1\ 1\ 1\ 2\ 2\ 1]$ et $\pi_{b3} = [2\ 1\ 2\ 1\ 2\ 2]$.

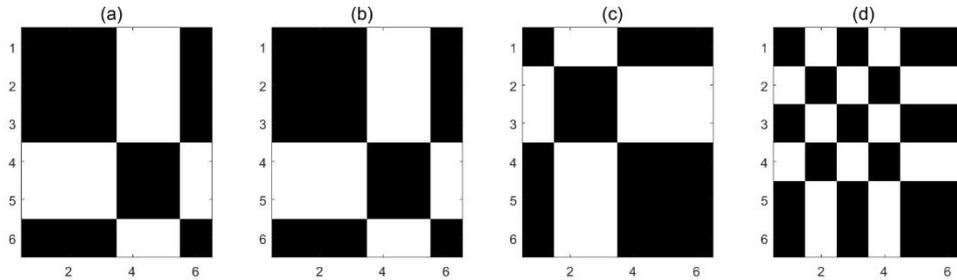


Figure 59 - (a-d) Illustrations des partitions représentées en matrice adjacente de $\pi_a, \pi_{b1}, \pi_{b2}$ et π_{b3} respectivement

3.2.2.2 Classification de partitions

Nous considérons les méthodes de classification (en anglais *clustering*) basées sur une matrice de similarités. En effet, les partitions ne sont pas projetables dans un espace en raison de leurs valeurs strictement nominales. Nous identifions au moins deux méthodes : (i) *Normalized Cut (NCut)* (Shi et Malik, 2000) et (ii) la Classification Ascendante Hiérarchique (CAH).

(i) *Normalized Cut*

Normalized Cut (NCut) est une méthode de partitionnement spectrale normalisée (Shi et Malik, 2000) (cf. Chapitre 2). Notons que la méthode originelle de *NCut* bi-partitionne itérativement permettant de retourner 2^k clusters où k est le nombre de vecteurs propres.

(ii) Classification Ascendante Hiérarchique

La CAH (Székely et Rizzo, 2005) est une méthode regroupant itérativement deux individus sous un critère. Nous utilisons le critère minimisant la dissimilarité entre deux individus.

La CAH associe itérativement deux sous-ensembles. L'avantage de la CAH est que le nombre de classes est paramétrique. Une découpe est réalisée sur le dendrogramme pour identifier N_c clusters donné. La Figure 60 représente graphiquement les résultats de CAH par un arbre binaire. Le jeu de données d'entrée est notre cas d'étude. Plus précisément, la dissimilarité est $1 - W$ où $w(i, j)$ est définie par NMI. De plus, les jours ont été ultérieurement partitionnés avec k -means où $k = 9$. L'axe x représente les individus et l'axe y les itérations. Les deux courbes rouges représentent deux découpes permettant d'atteindre un nombre de clusters $N_c = 2$ et $N_c = 4$.

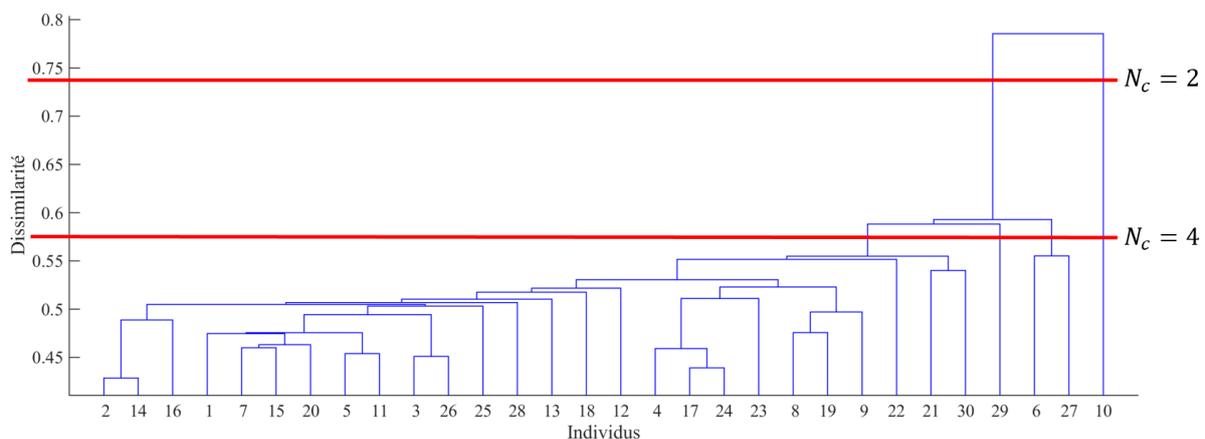


Figure 60 - Dendrogramme des résultats de CAH

3.2.3 Indicateur

Nous définissons deux propriétés d'un bon *clustering* de jours : (i) une taille des groupes de jours raisonnables et (ii) un bon indicateur mesurant la qualité du *clustering*.

Yang et al. (2017) distinguent au moins deux caractéristiques d'*ensemble clustering* : la consistance et la qualité. La consistance est le degré d'accord des partitions. La qualité est une mesure pour évaluer la solution d'*ensemble clustering*, i.e. les résultats de classification de partitions. Plus précisément, la qualité de la partition i représente sa similarité moyenne avec les N_j partitions. Les auteurs proposent la métrique $quality(\pi_i)$ définie de la manière suivante :

$$(24) \quad quality(\pi_i) = \frac{1}{N_j} \sum_{j=1}^{N_j} NMI(\pi_i, \pi_j)$$

où π_i et π_j sont les partitions des jours i et j , N_j est le nombre d'individus et $NMI(\pi_i, \pi_j)$ est l'information mutuelle normalisée de π_i et de π_j . Nous proposons l'indicateur $quality_g$ pour

mesurer la qualité de la classe $g \in [1, \dots, N_g]$ où N_g est le nombre de classes. $quality_g$ est la qualité moyenne des partitions de la classe g , définie de la manière suivante :

$$(25) \quad quality_g = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} quality(\pi_i)$$

De plus, nous proposons l'indicateur global $quality^*$ mesurant la qualité moyenne de l'ensemble des groupes de partitions. $quality^*$ est définie de la manière suivante :

$$(26) \quad quality^* = \frac{1}{N_g} \sum_{g=1}^{N_g} quality_g$$

La mesure de qualité est bornée entre $[0,1]$ où 0 signifie que l'ensemble des partitions sont indépendantes et 1 signifie que l'ensemble des partitions sont identiques. Dans notre cas d'étude, nous utilisons $quality_g$ pour mesurer la qualité intra-classe et $quality^*$ pour une évaluation agrégée sur les différentes méthodes de classification. Néanmoins, cet indicateur ne considère pas des tailles d'ensemble de partitions raisonnables, étant une propriété retenue dans notre étude de *clustering* de jours.

3.2.4 Cas d'étude

Le jeu de données utilisé est le réseau d'Amsterdam caractérisé par des vitesses spatio-temporelles. Les données ont été collectées sur au moins 35 jours (certains jours ont été retirés de notre analyse dans le processus antérieur de nettoyage, cf. Chapitre 2 ; de plus un jour exceptionnel a été retiré car il était significativement différent des autres). Les jours correspondent à la période du lundi au samedi et la fenêtre temporelle est de 7h à 15h.

Le réseau commun est construit par l'intersection de tous les réseaux confondus. En effet, chaque jour correspondant à une topologie de réseau unique, un référentiel commun a été considéré. La matrice adjacente A est construite sous le même procédé où les liens communs sont conservés. Nous définissons « couture », un nouvel arc créé entre deux nœuds du graphe pour des conditions particulières, où un nœud est un lien du réseau de transport. Les conditions sont valides lorsque deux nœuds donnés avaient une distance de deux arcs pour un réseau particulier et une distance supérieure à deux arcs pour le réseau commun. La considération de coutures permet de construire un réseau commun composé uniquement de liens communs tout en conservant la topologie générale du graphe. Nous utilisons une matrice adjacente avec coutures. Au final, la base de données contient les vitesses effectives de 35 jours du réseau commun d'Amsterdam de 208 liens sur 48 périodes de 10 minutes.

Plus précisément, les résultats de partitionnement des jours sont les données d'entrée. Le Chapitre 2 décrit et évalue plusieurs méthodes de partitionnement. Dans notre cas d'étude, nous utiliserons les résultats de partitionnement par k -means avec post-traitement. Nous considérons neuf zones, étant démontré comme le nombre de zones optimal dans l'évaluation systématique de partitionnement. Notons que des analyses complémentaires seront réalisées où deux méthodes de partitionnements additionnels seront considérées: $NCut$ et GNG.

La Figure 61 présente la distribution des similarités des partitions. L'axe x représente la mesure NMI et l'axe y représente la fréquence. La similarité moyenne est de 0,61. Nous concluons que notre échantillon de 35 jours est caractérisé par des positionnements de zones 3D tendant à être davantage similaires que strictement différents. Cette première conclusion nous conforte dans notre hypothèse que les poches de congestion et plus largement les zones 3D tendent à être localisées de manière similaire d'un jour à l'autre. La paire de partitions la moins similaire a un NMI de 0,46. Notons que la similarité à 1 représente la diagonalisation de la matrice de similarité où $w(i, i) = 1$.

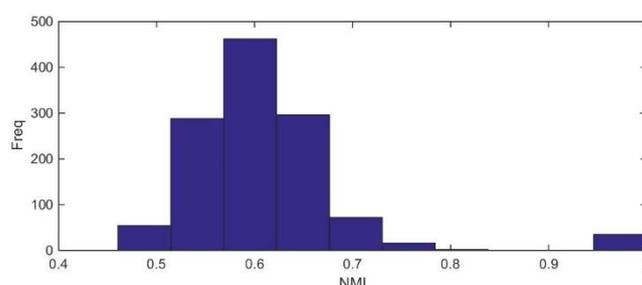


Figure 61 - Distribution des similarités des partitions

La Figure 62 représente l'échantillon de 35 jours de notre cas d'étude résumé par composantes principales. Une Analyse en Composantes Principales (ACP) (Pearson, 1901) permet de créer un nouveau jeu de données à dimensions réduites où le bruit est retiré. La Figure 62-a représente les valeurs propres ordonnées par ordre décroissant. La première composante principale représente 55,04% des données et les deux premières composantes principales représentent 64,08% des données. Pour une inertie k fixée à $k = 0.95$, 26 composantes principales représentent 95,36% des données. La Figure 62-b projette les 9984 variables (liens spatio-temporels) sur l'axe x et y correspondant au coefficient de corrélation 1 et 2 respectivement. La Figure 62-c projette les 35 individus sous la première et la deuxième composante principale. La discrétisation des individus par couleur se base sur la modalité du jour où les modalités vont du lundi au samedi. Notons que la distribution des modalités dans l'espace des deux premières composantes principales ne laisse *a priori* pas de groupes de modalités saillants, *e.g.* tous les lundis ne sont pas ensemble sur le critère de la densité des profils de vitesses résumés par les deux premières composantes principales.

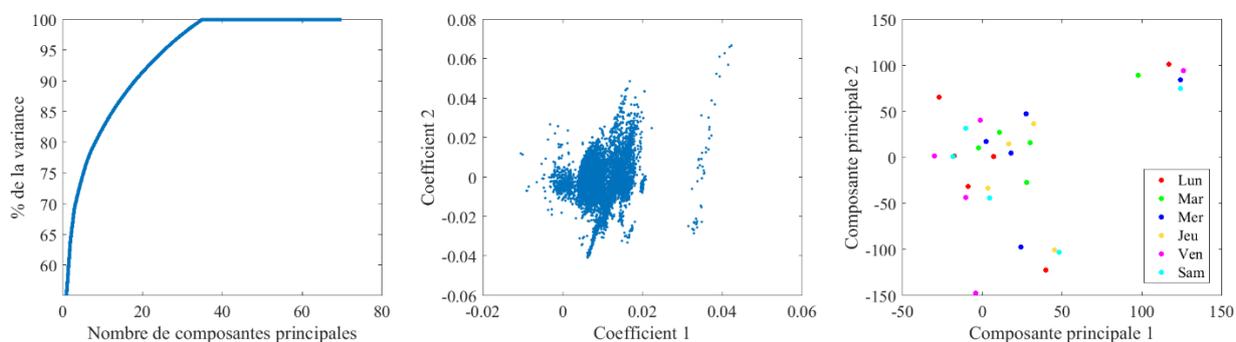


Figure 62 - Représentation des composantes principales des profils (a) par pourcentage de variance, (b) par la représentation des variables et (c) par la représentation des individus

3.2.5 Résultats et analyse

Dans un premier temps, nous comparons les deux méthodes de classification considérées. Les résultats sont évalués et la meilleure méthode est retenue pour la suite de la méthodologie systémique d'estimation de temps de parcours par mappage temps réel. Dans un second temps, une analyse descriptive intra-groupe est réalisée.

La qualité des résultats de classification est graphiquement présentée dans la Figure 63-a. L'axe x représente les méthodes CAH et $NCut$. L'axe y est l'indicateur $quality^*$. Les bâtonnets sont discrétisés par N_c clusters où $N_c = 2$ en bleue et $N_c = 4$ en jaune. Les résultats montrent une tendance de corrélation entre $quality^*$ et N_c où $quality^*$ s'améliore à $N_c = 4$ pour les deux méthodes confondues. En effet, un N_c plus grand permet d'identifier des partitions davantage similaires, augmentant la qualité générale de la classification. La méthode maximisant $quality^*$ est CAH. Pour autant, les résultats de CAH ne valident une taille raisonnable des *clusters*, étant une des propriétés considérées d'un bon *clustering*. La distribution des partitions ventilée par classe où $N_c = 2$ et $N_c = 4$ est présentée à travers les Figure 63-b, c et Figure 63-d, e pour les méthodes de classification CAH et $NCut$ respectivement. Dans ces résultats, CAH isole certains jours dans des clusters (*cf.* Figure 60). Nous considérons alors la méthode $NCut$ comme la méthode de classification de référence pour le reste de notre étude.

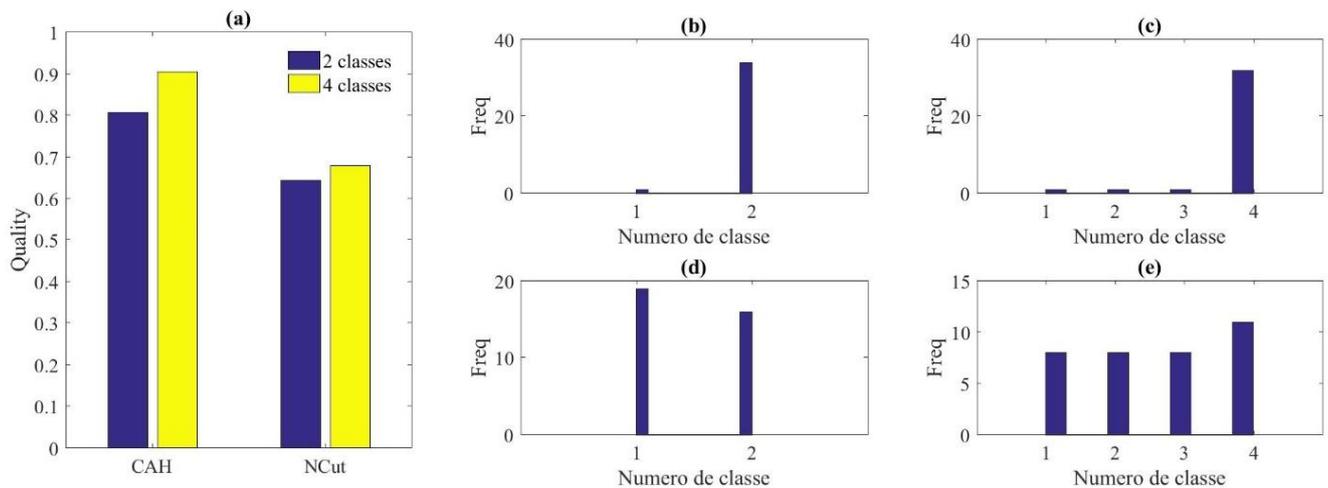


Figure 63 - (a) Qualité de partitionnement par CAH et $NCut$; histogramme des partitions classifiées en deux et quatre classes par (b-c) CAH et (d-e) $NCut$

La Figure 64 montre une visualisation de la classification par $NCut$ où $N_c = 4$. Notons que la Figure 64 a un but illustratif de la classification de jours basée sur les résultats de partitionnement de réseaux spatio-temporels. De plus, l'intérêt est porté sur le motif des zones où les couleurs permettent de les discrétiser.

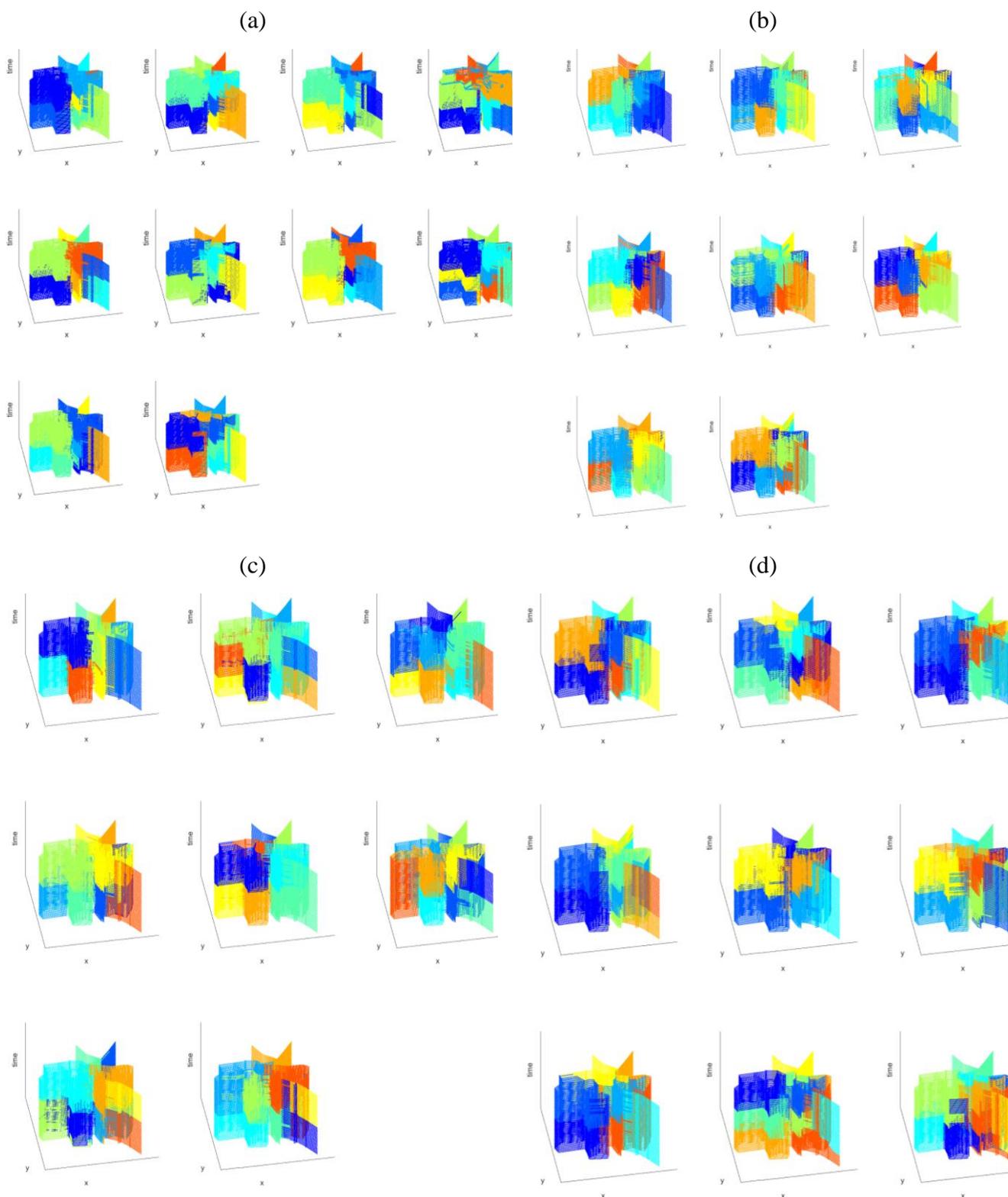


Figure 64 - Visualisation des jours 3D partitionnés en 9 zones, puis classifiés par $NCut$ en quatre classes basées sur la similarité des positions spatio-temporelles des zones

La discrétisation des jours par les modalités de la semaine est réalisée dans la Figure 65. Cette analyse est réalisée intra-classe où les classes 1, 2, 3 et 4 correspondent respectivement aux Figure 65-a, b, c et d. Les résultats ne semblent pas montrer de certaine tendance tranchée où tous les

3.3. Classifier un nouveau jour

samedis seraient par exemple dans le même *cluster*. À l'inverse, tous les clusters ne contiennent pas tous les six jours de la semaine. Par exemple, la classe 4 (Figure 65-d) ne contient aucun lundi et mardi. Notons que les *clusters* ne sont pas identifiés par leurs catégories, mais par leurs similarités de motifs de zones 3D.

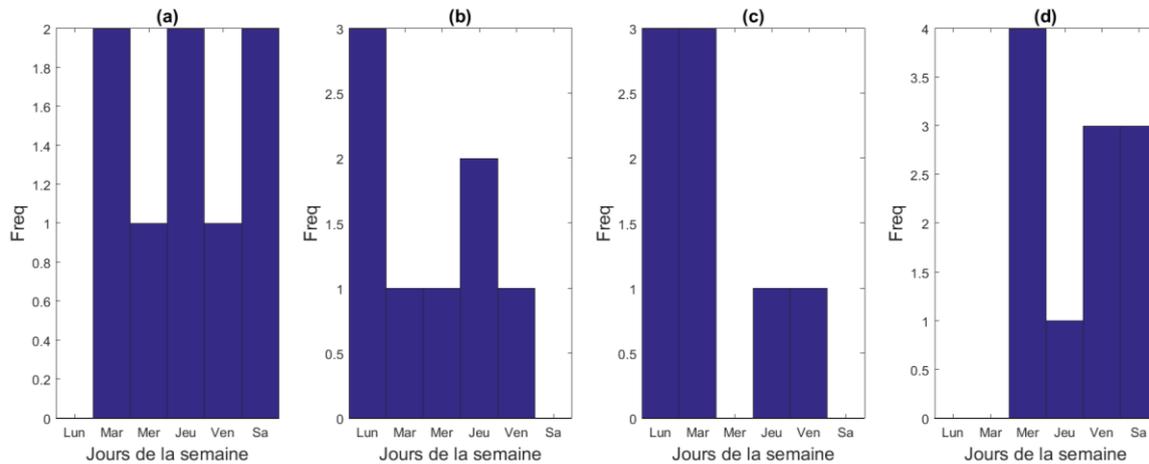


Figure 65 - (a-d) Répartition de l'échantillon discrétisée par les différents jours de la semaine pour chaque groupe de jours respectivement

3.3 Classifier un nouveau jour

Dans un premier temps, un état de l'art des méthodes de création de partitions consensuelles est établi. Puis la deuxième partie de la méthodologie de mappage est détaillée. Nous proposons deux types d'indicateurs : évaluant les performances de mappage et évaluant les performances d'estimation des temps de parcours. Enfin, les résultats sont analysés et discutés.

3.3.1 État de l'art du *consensus clustering*

Le *consensus clustering problem* est l'identification de la partition la plus représentative d'un groupe de partitions. Nous distinguons au moins trois domaines d'applications du *consensus clustering*: le consensus de fonctions sensorielles (Schwager *et al.*, 2008), le consensus d'images (Ozay et Kulkarni, 2013 ; Ozay, 2014) et le consensus de séquences de gènes (Filkov et Skiena, 2004). Ozay et Kulkarni (2013) utilisent le *consensus learning* pour fusionner plusieurs segmentations d'images. Le constat est qu'une partition donnée coupe une image mettant en évidence certains objets détectés ; et qu'une autre partition découperait différemment l'image. Dans la littérature, plusieurs travaux proposent des méthodes d'optimisation (Filkov et Skiena, 2004 ; Goder et Filkov, 2008 ; Li *et al.*, 2007 ; Li et Ding, 2008 ; Monti *et al.*, 2003).

Nous identifions deux étapes pour définir une partition consensuelle :

1. Identifier la partition la plus représentative parmi l'échantillon de k partitions

2. Construire une nouvelle partition minimisant davantage la distance avec les k partitions de l'échantillon.

Étape 1 - dans la littérature, la partition médiane est définie comme la partition la plus représentative de l'échantillon de k partitions $\{\pi_1, \dots, \pi_k\}$. [Filkov et Skiena, \(2004\)](#) proposent *Best of K* (BOK) calculant itérativement la distance de la partition i notée π_i avec toutes les autres partitions. La partition médiane est la partition maximisant S_i où S_i est défini de la manière suivante :

$$(27) \quad S_i = \sum_{j=1}^{N_j} d(\pi_i, \pi_j)$$

où $d(,)$ est une mesure de distance donnée pour une paire de partitions. BOK a une complexité de $O(k^2n)$ ([Filkov et Skiena, 2004](#)).

Étape 2 - Nous définissons une partition consensuelle notée π^* comme une partition n'existant pas dans l'ensemble de partitions donné et maximisant davantage S_i que la partition médiane. Usuellement, la construction de la partition consensuelle est l'amélioration de la partition médiane. Nous distinguons deux approches pour améliorer une partition donnée : *One Element Move* (OEM) ([Filkov et Skiena, 2004](#)) et *Best One Element Move* (BOEM) ([Filkov et Skiena, 2004](#)). OEM modifie itérativement la classe d'un élément tiré aléatoirement. Il s'agit d'une méthode heuristique basée sur la recherche locale. Usuellement, le nombre d'itérations N_{ite} est calé par la convergence de S_i . [Bertolacci et Wirth \(2007\)](#) proposent d'échantillonner les partitions pour réduire les temps de calcul. BOEM identifie le meilleur élément à modifier à chaque itération en calculant les scores de tous les candidats (N_e éléments et N_c classes). Si aucune transformation n'améliore la partition, l'algorithme retourne la partition d'entrée. La modification d'un élément a une complexité de $O(n)$. [Zheng et al., \(2011\)](#) proposent une version optimisée de BOEM et [Ozay et Kulkarni \(2013\)](#) estiment le paramètre β de BOEM. Dans notre cas d'étude, nous considérons la construction de partitions consensuelles par la méthode OEM pour des raisons de coût de complexité.

3.3.2 Méthodologie

Dans cette section, les étapes (ii), (iii), et (iv) de la méthodologie systémique de mappage temps réel sont détaillées, correspondant aux sous-sections respectivement : (ii) l'élaboration de k jours-types par groupe de jours ; (iii) mappage d'un nouveau jour à un groupe et (iv) estimation des temps de parcours raffinée par jours-types.

La validation croisée (en anglais *cross-validation*) permet de valider les résultats d'un modèle en le réitérant k fois sur un échantillonnage d'apprentissage et de test différent. La technique considérée est la *test-set validation* où les individus d'apprentissage et ceux de test sont tirés aléatoirement à chaque itération. Dans notre étude, la base d'apprentissage et de test représente respectivement 80% et 20% de l'échantillon, correspondant numériquement à 28 et 7 jours. De plus, la validation croisée est réalisée à k itérations où $k = 13$.

3.3.2.1 Élaboration de jours-types

Nous définissons un jour-type par la partition consensuelle d'une classe. Nous considérons $k = 1$ partition consensuelle par classe.

3.3. Classifier un nouveau jour

Notons que le cas d'application de notre étude réduit le changement de classe d'un élément aux liens-frontières. En effet, seules les frontières des zones 3D ont de sens d'être modifiées à la lumière du réseau spatio-temporel partitionné. Nous définissons un lien-frontière par un lien dont au minimum un de ses liens adjacents appartient à une classe différente de la sienne. L'adaptation de OEM (Filkov et Skiena, 2004) dans notre cas d'étude se situe au niveau du tirage d'un élément stochastique où (1) l'élément est un lien-frontière et (2) les classes candidates sont les classes des liens adjacents à un lien donné.

La Figure 66-a présente le nombre de liens-frontières par jour. L'axe x est le jour discrétisé et l'axe y est la fréquence. Pour cette analyse, les jours sont partitionnés par quatre zones spatio-temporelles. Un faible nombre de zones réduit le nombre de liens-frontières. Le nombre de liens-frontières varie d'un jour à l'autre où la moyenne est $\bar{x} = 7576,8$ et l'écart type $\sigma = 2347,2$, soit respectivement 75% et 23% du réseau. La Figure 66-b montre la distribution du nombre de liens-frontières. Le nombre d'itérations permettant la convergence de la partition consensus dépend du nombre liens-frontières.

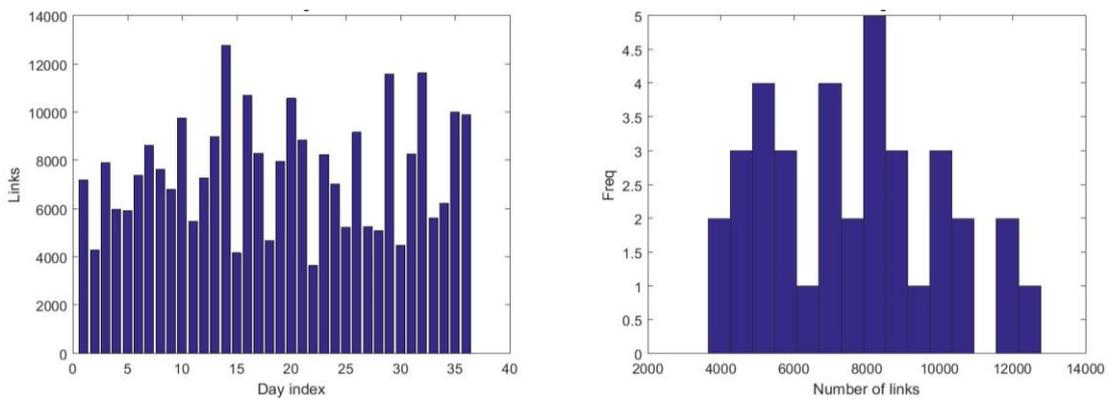


Figure 66 - (a) Nombre de liens-frontières par jour et (b) sa distribution

La surface des zones spatio-temporelles influence le nombre de liens-frontières. La Figure 67 illustre deux cas d'exemples de formes de zone 3D fondamentalement différentes. L'idée est que la Figure 67-a contient moins de liens-frontières en raison de la forme compacte de sa zone 3D. Quant à la Figure 67-b, son nombre de liens-frontières semble plus important de par sa forme dispersée. Une forme dispersée des zones 3D est probable dans notre cas d'étude car l'identification de zones est réalisée sur le critère de l'homogénéité des vitesses intra-clusters et sur la dissimilarité des vitesses inter-clusters. En d'autres termes, la compacité géométrique des zones n'est pas considérée pour leurs identifications.

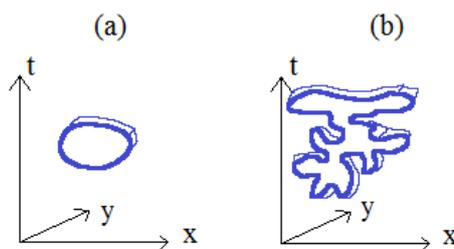


Figure 67 - Illustration de deux cas de motif de zones spatio-temporelles impactant le nombre de liens-frontières

Nous nous intéressons au calage du paramètre N_{ite} de OEM. La Figure 68 montre l'exécution de OEM où $N_{ite} = 60000$ est calé arbitrairement. L'axe x est le nombre d'itérations et l'axe y est S_i - la similarité totale de la partition π_i à l'ensemble de partitions donné. Les Figure 68-a, b, c et d correspondent aux partitions consensuelles des classes 1, 2, 3 et 4 respectivement. Notons que S_i n'est pas normalisée au nombre d'individus de la classe. À travers les itérations, S_i tend à se maximiser, *i.e.* la partition consensus devient de plus en plus similaire aux autres partitions. Les tendances des courbes montrent que $N_{ite} = 60000$ semble être un calage raisonnable pour tendre à converger mais n'assure pas une convergence. Dans notre cas d'étude, nous calons $N_{ite} = 60000$.

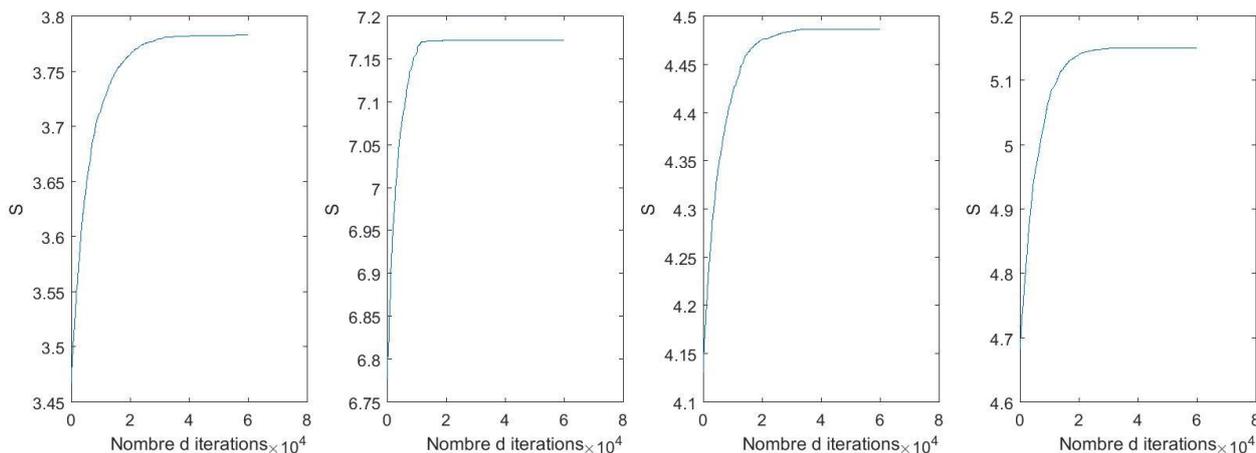


Figure 68 - Création de partitions consensuelles par OEM à 60000 itérations pour les quatre classes respectivement

3.3.2.2 Mapper un nouveau jour

Nous définissons le terme « mapper un individu » par l'identification du groupe auquel l'individu test donné est le plus similaire. La notion de temps réel intervient dans la temporalité de l'information disponible pour mapper le nouveau jour donné, *i.e.* une quantité partielle d'information peut suffire pour mapper un nouveau jour. Nous distinguons deux approches de mappages : (i) basé sur les partitions et (ii) basé sur les vitesses.

(i) Mappage basé sur les partitions

Mapper un nouveau jour x en considérant les résultats de partitionnement de réseaux revient à maximiser la similarité entre la partition π_x et les partitions consensuelles $\pi_g^* \in [1, \dots, N_g]$. Cette approche de mappage est valable si le nouveau jour a une partition complète. Partitionner le nouveau jour x est nécessaire. Nous identifions un problème dans l'intégration de la notion de mappage en temps réel. En effet, cette approche requiert π_x . Nous supposons que partitionner un réseau spatio-temporel où le paramètre t est variant impacte trop fortement les résultats de partitionnement spatio-temporel, et donc le référentiel des partitions. En effet, le *consensus learning* se base sur l'hypothèse que la typologie du jeu de données partitionné à plusieurs itérations est identique.

(ii) Mappage basé sur les vitesses

Dans cette approche basée sur les vitesses, le mappage minimise la distance entre le nouveau jour x et les jours d'apprentissage discrétisés par classe. Plus précisément, chaque classe g caractérise ses

3.3. Classifier un nouveau jour

individus sous le référentiel π_g^* . Un individu est caractérisé de N_z vitesses moyennes où N_z est le nombre de zones. Pour chaque classe g , les jours d'apprentissage de la classe g ainsi que x sont projetés dans un espace à N_z dimensions. Une mesure de distance permet d'identifier la minimisation de x avec une classe. Si plusieurs classes minimisent la distance, la première classe est considérée, validant l'approche déterministe. L'approche temps réel découpe les jours au nombre de périodes considérées. Ainsi, les partitions consensus et les profils de vitesses sont tronquées aux t premières périodes. Notons que N_z dépend de π_g^* et des t premières périodes.

Nous identifions au moins trois approches pour définir la distance entre un nouveau point x et un nuage de points : (i) considérer tous les points du nuage de points, (ii) considérer le point du nuage de points le plus près de x et (iii) considérer le barycentre du nuage de points. (i) La moyenne des distances entre x et le nuage de points est illustrée par la Figure 69-b où les croix noires représentent le nuage de points et la croix rouge x . Dans le cas où x est au centre de gravité d'un nuage de points, la distance entre x et le nuage de points ne sera pas nulle selon l'approche (i). La Figure 69-d présente un cas particulier où cette approche n'est pas pertinente. (ii) La distance entre x et le point du nuage de points le plus proche est illustrée par la Figure 69-c. L'inconvénient de cette approche est qu'elle n'est pas robuste aux données aberrantes, illustrée par la Figure 69-e. Notons que la considération des k -plus proches points du nuage de points peut tendre à lisser ces phénomènes. (iii) La Figure 69-a illustre la distance entre le barycentre du nuage de points et x . Cette troisième approche est retenue dans notre cas d'étude. Nous définissons la distance d'un point avec le barycentre du nuage de points de la manière suivante :

$$(28) \quad dist = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_d} (x_i - y_i)^2}}{\sqrt{N_d}}$$

où x est le nouveau jour, y est le barycentre d'un nuage de points donné et N_d est le nombre de dimensions. Le barycentre y_i est la moyenne des valeurs du nuage de points à la dimension i .

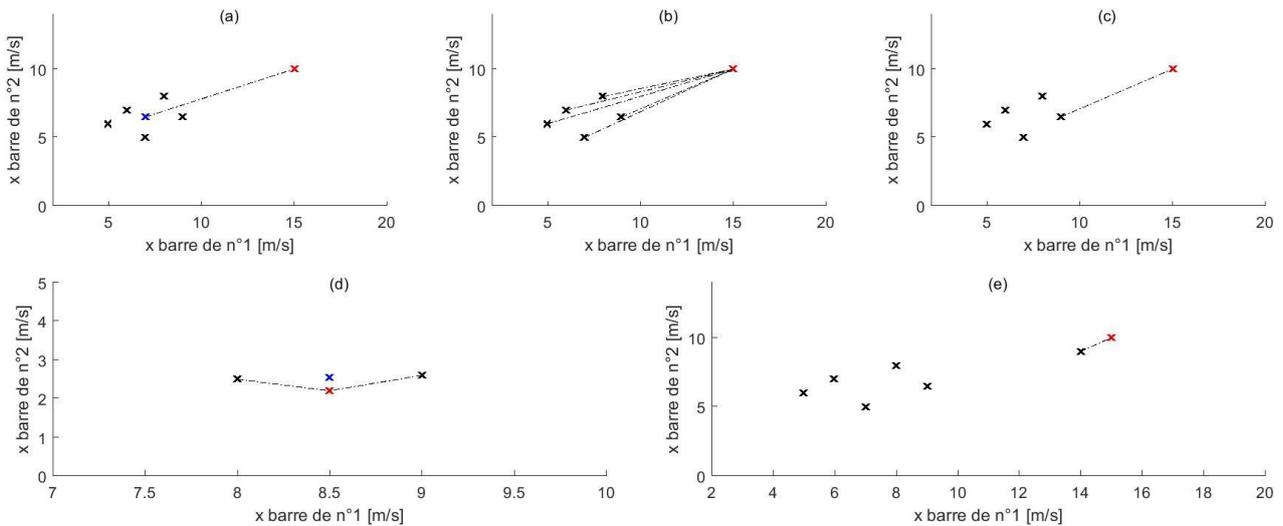


Figure 69 - (a-c) Distance d'un nouveau jour considérant respectivement le barycentre, le nuage de points et le point du nuage de points le plus près ; (d,e) contre-exemples de la méthode par nuage de points et par le point le plus près

3.3.2.3 Raffinage des temps de parcours

L'estimation des temps de parcours est une des applications du mappage temps réel. Les temps de parcours sont raffinés par un profil de vitesses type. Dans un premier temps, nous détaillons la génération de chemin. Dans un second temps, deux approches sont considérées pour la création de profils-types de vitesses.

Nous considérons trois contraintes pour la génération des chemins : (i) les chemins doivent tendre à couvrir tout le réseau, (ii) les demi-tours ne sont pas autorisés et (iii) les temps de parcours statiques doivent être supérieurs à un nombre de minutes donné. Dans notre cas d'étude, la génération des chemins a été arbitraire et nous considérons k chemins où $k = 10$. La Figure 70 montre la visualisation spatiale des chemins considérés sur le réseau commun d'Amsterdam. Une inspection visuelle permet d'apprécier la couverture du réseau par les dix chemins. Les flèches permettent d'inférer l'origine et la destination de chaque chemin.

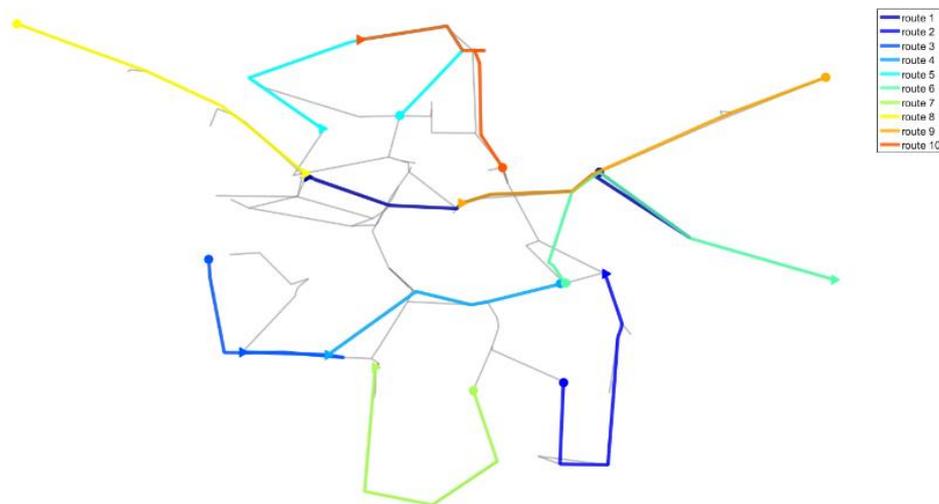


Figure 70 - Visualisation des dix chemins sur le réseau d'Amsterdam

Les temps de parcours effectifs et estimés sont basés sur les profils de vitesses. Ces vitesses pratiquées ont été approximées dans le chapitre précédent. Notons que la qualité de l'approximation des vitesses n'influence pas les résultats d'estimations des temps de parcours, *i.e.* notre méthodologie d'estimation de temps de parcours par mappage temps réel peut être validée sur des jeux de données de qualité variable.

Mettons un chemin par un vecteur de liens. Pour un chemin donné, le temps de parcours effectif correspond aux longueurs des liens divisées par leurs vitesses effectives. Le calcul des temps de parcours effectifs doit être robuste au paramètre de temps fixé. L'intégration de la dynamique temporelle des vitesses est réalisée par une agrégation par période de k minutes. Ainsi, si un lien est supérieur à la période de temps, le lien sera découpé. Le temps de parcours de la deuxième partie du lien sera calculé par la vitesse effective de la période $t + 1$.

Nous distinguons deux approches pour identifier le profil de vitesses type par groupe g . Les vitesses des jours du groupe g sont moyennées : (1) par zone consensuelle, noté *Mean Speed Zone* (MSZ) et (2) par lien, noté *Mean Speed Link* (MSL). Notons que MSZ raffine les estimations de vitesses à un niveau plus agrégé que MSL. L'avantage de MSZ est sa faible quantité d'informations.

L'inconvénient est que MSZ donne *a priori* des résultats moins précis que MSL. La Figure 71 montre une illustration de deux profils-types de vitesses MSZ correspondant à la classe 1 et 2.

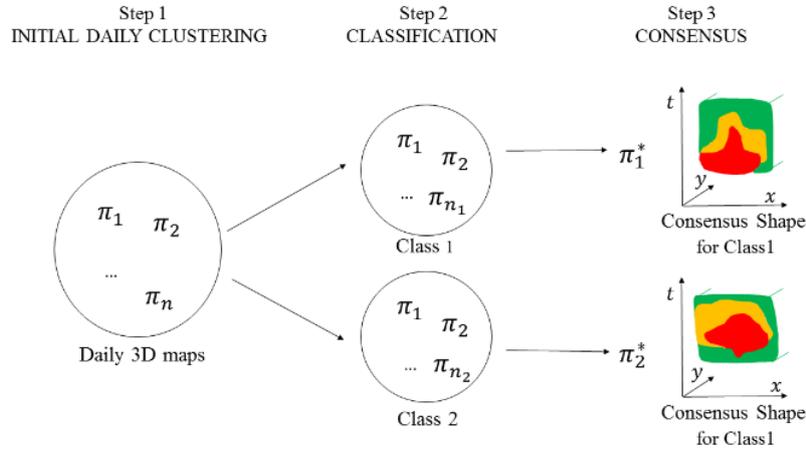


Figure 71 - Schéma de la construction de partitions consensuelles et profils-types de vitesses MSZ

Nous distinguons deux paramètres influençant les temps de parcours : l'heure de départ et la longueur de parcours. La fréquence d'estimation des temps de parcours des k chemins est de dix minutes, correspondant à une période. Nous estimons les temps de parcours à toutes les périodes à partir du premier mappage jusqu'à 12h. Le premier mappage est réalisé après 1h de collecte de données, soit à 8h dans notre cas d'étude. De plus, la fréquence de rafraîchissement est de 1h. Nous fixons la fenêtre d'estimation des temps de parcours de 8h à 12h car nous portons notre intérêt sur la dynamique matinale du trafic que nous considérons comme la plus variable de notre cas d'étude contenant des données de 7h à 15h.

3.3.3 Indicateurs

Nous identifions deux axes d'évaluation de la méthodologie d'estimation de temps de parcours par mappage en temps réel : (1) le mappage temps réel et (2) l'estimation des temps de parcours. Les deux axes sont détaillés avec leurs métriques sous-jacentes. Au final, nous utilisons quatre indicateurs : *Mean Error* (ME) et *Mean Stable* (MS) pour évaluer les performances de mappage temps réel, et *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) Julio *et al.* (2016) et *Root Mean Square Error* (RMSE) Julio *et al.* (2016) pour évaluer les performances d'estimation des temps de parcours.

3.3.3.1 Performances du mappage temps réel

Nous considérons deux mesures de performance du mappage temps réel : l'erreur de mappage et la stabilité du mappage. Ces deux indicateurs sont basés sur la notion de mappage correct. Nous définissons un mappage correct par le mappage d'un nouveau jour en temps réel au groupe identique au temps $t + \Delta t$ qu'au temps t donné. Mettons h une matrice binaire de mappages corrects de taille $N_h = N_{jtest} \times N_p$ où N_{jtest} est le nombre de jours test et N_p le nombre de périodes. Pour h_{ik} , la valeur 0 et 1 correspondent au mappage incorrect et correct respectivement (*cf.* Figure 72).

Nous proposons *Mean Error* (ME) pour mesurer le taux d'erreurs total de mappages. Il s'agit d'un indicateur global s'intéressant au ratio de mappages incorrects. ME est borné entre 0 et 1 où 0 signifie qu'aucun mappage incorrect n'a été réalisé et 1 signifiant que tous les mappages ont été

incorrects. Une méthode de mappage performante minimise ME. Nous définissons ME de la manière suivante :

$$(29) \quad ME = \frac{1}{N_h} \sum_{i=1}^{N_h} h_i$$

De plus, nous proposons *Mean Stable* (MS) comme le nombre de périodes moyen où le mappage est stable. Nous définissons une séquence de mappages stables lorsque ceux-ci sont strictement corrects. MS permet d'évaluer la durabilité de mappages corrects dans le temps. Nous définissons MS de la manière suivante :

$$(30) \quad MS = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \gamma_i$$

$$(31) \quad \gamma_i = \begin{cases} (\sum_{j=1}^n \beta_{ij}) + 1 & \text{if } \sum_{j=1}^n \beta_{ij} < n \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$(32) \quad \beta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } j = \sum_{k=1}^j \alpha_{ik} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

où β est une matrice binaire de N_{jtest} lignes et de N_p colonnes. β_{ik} est caractérisé de 1 tant que la séquence de mappages est correcte, puis contient 0 dès le premier mappage incorrect jusqu'à la fin du vecteur β_i . γ est un vecteur de taille N_{jtest} , comptant le nombre de mappages corrects continus pour chaque jour test donné.

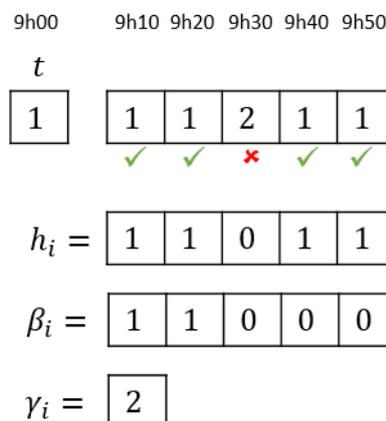


Figure 72 - Illustration des notations pour une séquence de mappages

3.3.3.2 Performances de l'estimation des temps de parcours

Plusieurs formulations ont été proposées dans la littérature pour quantifier la différence entre le temps de parcours effectif et estimé. Les temps de parcours effectifs sont les références pour calculer l'erreur. La différence peut être positive ou négative, c'est-à-dire qu'un temps de parcours peut être sous ou surestimé. Il peut être intéressant de pondérer le retard par un facteur de pénalité. Un temps de retard est en économétrie usuellement plus coûteux qu'un temps en avance. Le coût est une des variables sous-jacentes au temps de parcours. Néanmoins, nous utilisons dans notre cas d'étude le temps de parcours comme variable d'analyse.

[Yildirimoglu \(2015\)](#) propose deux métriques pour évaluer les estimations de temps de parcours : *Mean Absolute Error* (MAE) et *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) noté $MAPE_b$ définies de la manière suivante respectivement :

$$(33) \quad MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |T(t_a) - T(t_b)|$$

$$(34) \quad MAPE_b = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|T(t_a) - T(t_b)|}{T(t_a) - T_{free}} \cdot 100$$

où n est le nombre d'observations, T_{free} est le temps de parcours en vitesse libre, $T(t_a)$ est le t -ième temps de parcours effectif (de référence) et $T(t_b)$ est le t -ième temps de parcours estimé par la méthodologie. MAPE est un indicateur de pourcentage d'erreur en termes de retard.

Dans la même veine, [Julio et al. \(2016\)](#) proposent une formulation du MAPE basée sur le ratio inter-temps de parcours. L'avantage de cette formulation est la normalisation de l'erreur où le MAPE est moins influencé par la longueur des chemins. Le postulat de base étant qu'il est plus difficile d'estimer un temps de parcours juste et précis pour un chemin plus long. De plus, [Julio et al. \(2016\)](#) introduisent *Root Mean Square Error* (RMSE) indiquant à quel point un modèle donné d'estimation des temps de parcours est proche de la réalité (en unité de temps de parcours, dans notre cas, il s'agit de minute). [Julio et al. \(2016\)](#) décrivent MAPE et RMSE de la manière suivante respectivement :

$$(35) \quad MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|T(t_b) - T(t_a)|}{T(t_a)}}{n}$$

$$(36) \quad RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T(t_b) - T(t_a))^2}{n}}$$

où n est le nombre d'observations, $T(t_a)$ est le t -ième temps de parcours effectif et $T(t_b)$ est le t -ième temps de parcours estimé.

Au final, nous utilisons les indicateurs $MAPE$ et $RMSE$ pour mesurer les performances des estimations de temps de parcours. Notons que l'indicateur « erreur de temps de parcours » a été utilisé dans [Lopez et al. \(2017b\)](#) comme étant la différence entre le temps de parcours effectif et estimée. Cette formulation permet de conserver les écarts positifs et négatifs.

3.3.4 Résultats et analyse

La Figure 73 montre les performances de mappages temps réel. Un mappage est réalisé à toutes les périodes (de 10 minutes) de 8h à 12h. C'est-à-dire que toutes les 10 minutes, un nouveau jour donné est mappé au groupe de jours le plus similaire. De plus, les données collectées sont rafraichies toutes les heures à partir de 8h. Ce procédé de validation est réalisé pour tous les jours de la base de tests. Pour rappel, les jours d'apprentissage ont été partitionnés avec k -means puis classifiés avec $NCut$ où le nombre de *clusters* $N_c = 4$. La Figure 73-a présente la boîte à moustaches de la métrique ME pour chaque cross-validation. La moyenne de ME est environ de 0,17, ce qui signifie qu'en moyenne le mappage est incorrect dans 17% des cas. De plus, un ME minimum et maximum de 0,06 et 0,26 représentent une fourchette plutôt faible tant ME est borné entre 0 et 1. La Figure 73-b présente les différents ME des cross-validation ventilés par heure, permettant d'apprécier la dynamique de ME à travers les rafraichissements. L'axe x est le temps et l'axe y est ME. Les distributions semblent

imprévisibles où aucune tendance n'est perceptible, que ce soit sur la médiane, la longueur de la distribution ou l'écart-interquartile. La médiane de ME pour un rafraichissement à 8h est d'environ 0,17, représentant des mappages en temps réel réalisés sur peu d'information (où les données sont collectées entre 7h et 8h). Notons que la distribution de ME la plus étroite est celle avec un rafraichissement à 11h. Les motifs des zones spatio-temporelles du réseau de transport sont amenés à être davantage caractéristiques en heures de pointes. Les poches de congestion sont souvent considérées comme des caractéristiques saillantes à un profil journalier (Yildirimoglu, 2015 ; Krishnakumari *et al.*, 2017). En effet, la vitesse à capacité correspond à la vitesse libre alors qu'une déclinaison de vitesses inférieures à la vitesse libre décrit différents niveaux de services (Transportation Research Board, 1985). Notons par ailleurs que la vitesse peut aussi être limitée par les feux. La Figure 73-c représente la distribution de MS. Le nombre de périodes est borné entre [1 5] où 5 est le nombre maximal de périodes dans notre cas d'étude avant le prochain rafraichissement. La moyenne de MS est environ de 3,9 périodes, *i.e.* le nombre de périodes moyen de mappages stables est un peu moins de quatre. MS peut être utile pour caler la fréquence de rafraichissement des données collectées en temps réel.

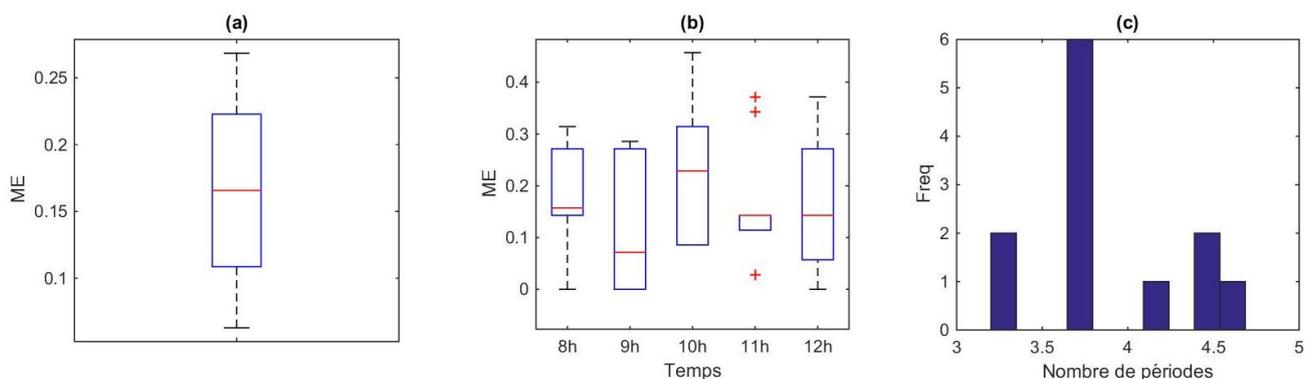


Figure 73 - (a) ME, (b) ME ventilées par heure et (c) la distribution de MS

La Figure 74-a montre les dix temps de parcours effectifs et estimés représentés par des bâtonnets pour une appréciation visuelle des résultats. Les temps de parcours sont estimés à 8h pour un jour test donné. Le mappage du jour donné à un groupe a été réalisé à partir d'une heure de collecte d'information des vitesses moyennes effectives par lien. Le profil-type de vitesses utilisé pour le raffinement est MSZ. L'axe x correspond aux dix chemins et l'axe y est le temps de parcours en minute. Les bâtonnets bleus correspondent aux temps de parcours effectifs. Les parcours effectifs sont calculés par le profil de vitesse du jour correspondant, *i.e.* considérés comme la variable réponse en apprentissage. Les bâtonnets verts sont les temps de parcours raffinés par les zones spatio-temporelles du jour donné. Le but est de montrer la dégradation des temps de parcours calculés par les vitesses moyennes des zones 3D du jour donné. Encore une fois, il s'agit de valeurs réponses car les zones 3D ne sont pas accessibles en temps réel. Enfin, les bâtonnets jaunes présentent les estimations des temps de parcours par le profil-type de vitesses mappé en temps réel.

La Figure 74-b présente les temps de parcours estimés et effectifs par un nuage de points. Les couleurs des points sont la discrétisation des dix chemins. Une estimation est réalisée pour les dix chemins, à partir de 8h, toutes les 10 minutes, jusqu'à 12h, pour les sept jours tests, de chacune des treize cross-validations réalisées. L'axe x est le temps de parcours effectif en minutes et l'axe y est le

3.3. Classifier un nouveau jour

temps de parcours estimé. Notons que la Figure 74-b a été recentrée ne visualisant pas certains *outliers*.

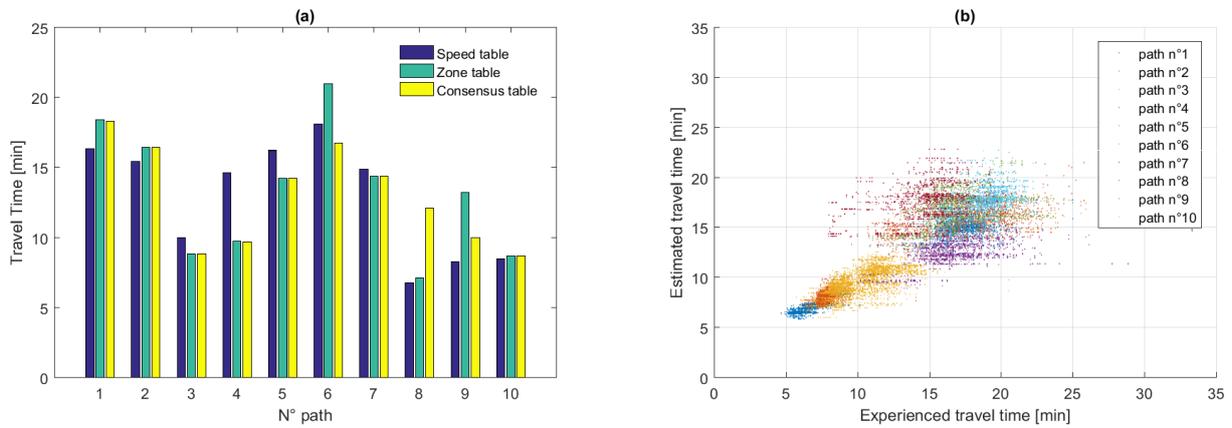


Figure 74 - (a) Estimation des temps de parcours par un jour test où les véhicules partent à 8h et (b) visualisation de tous les temps de parcours confondus

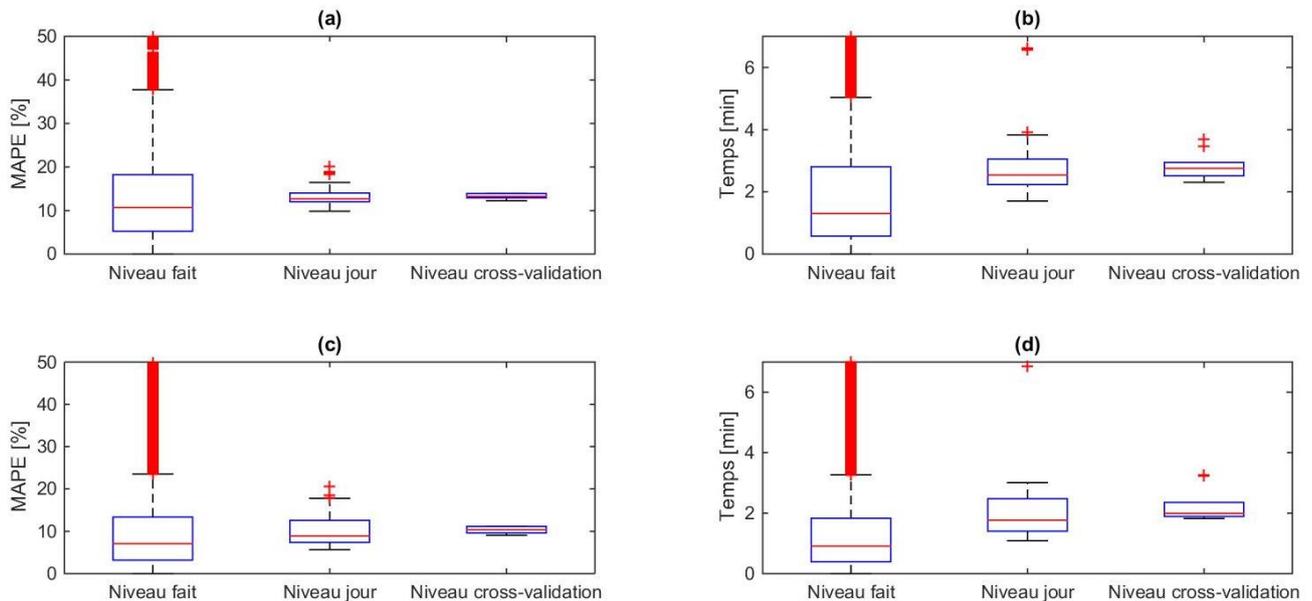


Figure 75 - Estimation des temps de parcours des 10 chemins à partir de 8h, toutes les 10 minutes, jusqu'à 12h où (a-b) APE et RMSE sont agrégés au jour test et (c-d) MAPE et RMSE sont agrégés à la cross-validation

Pour une évaluation agrégée des résultats, MAPE et RMSE sont considérés. Une question ouverte est le calage du niveau d'agrégation. En effet, un niveau agrégé a tendance à lisser les indicateurs. La Figure 75 montre les résultats de MAPE et de RMSE à trois niveaux d'agrégation : au niveau du fait, au niveau du jour et au niveau de la cross-validation. Un fait est une estimation de temps de parcours. Un jour est caractérisé par dix temps de parcours estimés de 8h à 12h toutes les 10 minutes. Une cross-validation est caractérisée par sept jours. Les Figure 75-a, c présentent les résultats mesurés par l'indicateur MAPE sous le profil-type de vitesses MSZ et MSL respectivement. De la même manière, les Figure 75-b, d montrent les résultats évalués par RMSE en minutes où le profil-type de vitesses est MSZ et MSL respectivement. La collecte des données est rafraîchie toutes les heures en commençant à 8h.

Les principaux résultats montrent un MAPE d'environ 13,25% et 10,28% pour un profil-type de vitesses MSZ et MSL respectivement. Ainsi, l'estimation de temps de parcours basée sur un profil-type de vitesses mappé en temps réel où le profil-type de vitesses est caractérisé des vitesses moyennes par zones consensuelle, a en moyenne une erreur relative de 13,25% des temps de parcours effectifs. Pour un niveau d'information plus important (profil-type de vitesses caractérisé par la vitesse moyenne par lien spatio-temporel), l'erreur est de 10,28%. Dans la littérature, [Yildirimoglu \(2015\)](#) présente dans son cas, un $MAPE_b$ moyen de 22%. [Kothuri et al., \(2008\)](#) estiment des temps de parcours basés sur des boucles électromagnétiques où le taux d'erreur est inférieur à 20% pour 85% de leurs estimations. Les auteurs identifient parmi les principales causes d'erreurs, les transitions d'états de trafic et les échecs de mesures des capteurs.

Une comparaison a été réalisée sur les résultats de la méthodologie systémique, où les données d'entrée sont différentes méthodes de partitionnement de réseau : k -means, $NCut$ et GNG. La Figure 76 présente les résultats où les profils-types de vitesses considérés sont MSZ pour les Figure 76-a, b et MSL pour les Figure 76-c et d. Notons que le niveau d'agrégation est le fait. De plus, la Figure 76 a été recentrée ne visualisant pas la totalité des *outliers*. Nous considérons de bons résultats de la méthodologie par une méthode de partitionnement minimisant la moyenne des deux indicateurs considérés et par leurs distributions étroites. Concernant l'estimation par profils-types de vitesses MSZ évalués par MAPE (Figure 76-a), nous identifions la méthode de partitionnement GNG maximisant l'erreur moyenne d'estimation des temps de parcours. Nous concluons que la qualité des données d'entrée à la méthodologie systémique d'estimation des temps de parcours par mappage temps réel est importante. Des estimations plus précises sont possibles avec des résultats de partitionnement où les zones sont homogènes. En effet, le Chapitre 2 détaille les résultats de la méthode GNG définie comme une méthode maximisant la dissimilarité interzones mais retournant des variances de vitesses intra-zones plus importantes que k -means et $NCut$.

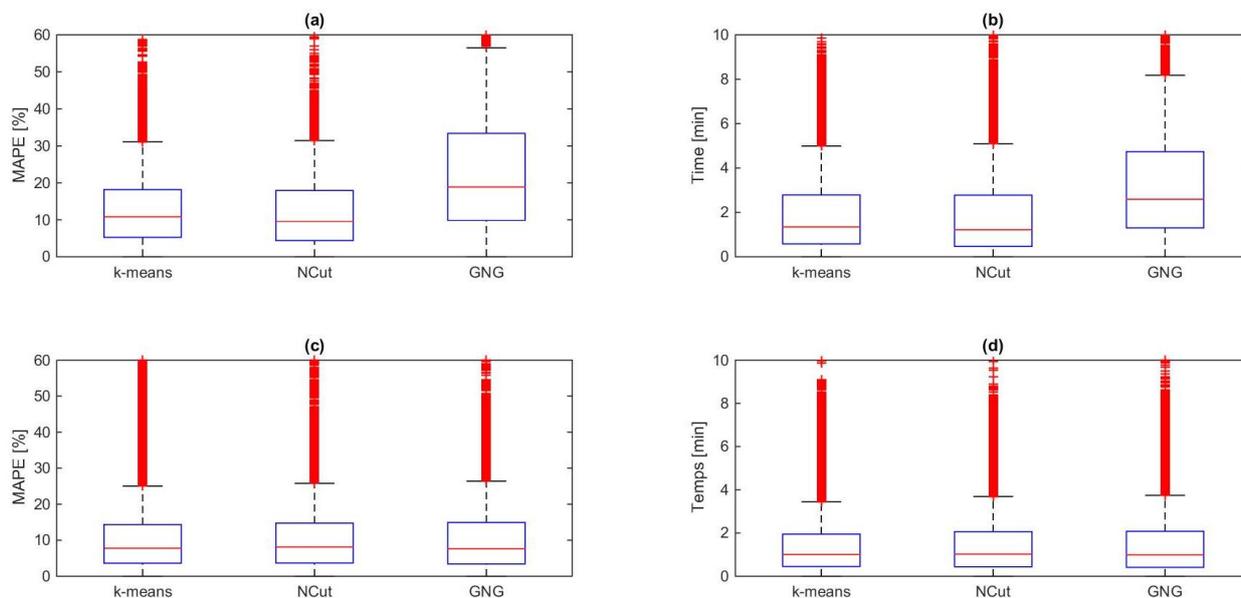


Figure 76 - Estimation des temps de parcours raffiné évalué par MAPE et RMSE où le profil-type de vitesses est (a-b) MSZ et (c-d) MSL

3.4 Conclusion et perspectives

Nous proposons une méthodologie de mappage temps réel basée sur les vitesses. Les données d'entrée sont les résultats de partitionnement de réseaux en zones spatio-temporelles homogène sur la vitesse obtenus dans le chapitre précédent. Un nouveau jour est associé en temps réel à un profil-type de vitesses. L'application visée est l'estimation de temps de parcours. Ces estimations sont basées sur l'historique de vitesses, mais plus précisément sur des profils-types d'historiques. Le principe du mappage est d'utiliser le profil-type le plus approprié. La notion de temps réel apparaît lorsque pour un nouveau jour donné, le mappage peut être réalisé avec peu de collecte de données, *i.e.* quelques périodes suffisent.

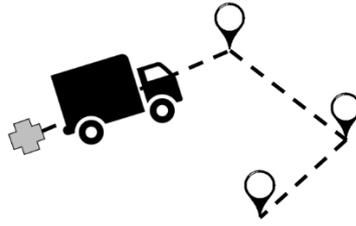
Les résultats principaux de notre cas d'étude présentent un taux d'erreur relative d'estimations des temps de parcours de moins de 14% en moyenne. Un nouveau jour en temps réel est pointé (mappé) au groupe de jours le plus approprié dans 88% des cas en moyenne. L'avantage d'une estimation des temps de parcours raffinée est son faible coût de calcul. Le principal inconvénient de cette méthodologie systémique est le format des données d'entrée où les jours doivent être partitionnés en zones spatio-temporelles. Notons que les méthodes de partitionnement peuvent être coûteuses. De nombreux travaux utilisent des bases de données d'un ordre de grandeur d'environ un an ([Yildirimoglu, 2015](#) ; [Krishnakumari et al., 2017](#)). De plus, la topologie du réseau est fixée. Pour un nouveau réseau, ou même pour la même ville mais avec un niveau plus fin ou plus agrégé, la méthodologie doit être exécutée.

Nous identifions trois perspectives à la classification de jours : (i) étudier le nombre optimal de groupes de jours, (ii) classifier les jours en utilisant conjointement les partitions et la densité des vitesses et (iii) classifier les jours à partir des liens saillants.

(i) Le nombre de groupes a été dans notre méthodologie un paramètre fixé. Une étude de sensibilité peut étudier l'évolution des performances d'estimation de temps de parcours par mappage temps réel en fonction du nombre de groupes de jours.

(ii) Nous distinguons deux approches pour classifier des jours basés sur leurs densités de vitesses : (1) considérer les profils de vitesses complets des jours par une matrice $\mathbf{X}(m \times n)$ où les lignes représentent les jours et les colonnes représentent les vitesses spatio-temporelles et (2) considérer les k premières composantes principales ([Pearson, 1901](#)) de \mathbf{X} . Le nombre de variables est un problème connu dans la littérature sous le terme de malédiction des grandes dimensions. En effet, à n dimensions où n est le nombre de liens spatio-temporels, les individus tendront à être davantage isolés. Le calage de n est usuellement défini au nombre de composantes principales résumant 95% des données. La réduction des données permet de gagner en temps d'exécution mais aussi en performance de classification.

(iii) La méthode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) ([Blei et al., 2003](#)) est un modèle probabiliste génératif initialement appliquée à la classification de texte permettant de faire ressortir les motifs latents d'un corpus. L'idée est d'étudier la distribution de chaque mot d'un corpus donné. Une application à la sélection de sections critiques (tronçons probants) d'un réseau de transport a été étudiée par [Laharotte et al. \(2014\)](#). Les liens sont classifiés par motifs de distribution. La classification de jours où un jour est caractérisé par k liens saillants peut être investiguée.



Chapitre 4 Raffinement de génération de tournées par la dynamique du trafic

4.1	INTRODUCTION.....	104
4.2	ÉLÉMENTS D'INTRODUCTION A LA GENERATION DE TOURNEES	105
4.2.1	<i>Le problème du voyageur de commerce (TSP).....</i>	<i>105</i>
4.2.2	<i>Problème de tournées de véhicules (VRP)</i>	<i>106</i>
4.2.3	<i>Les principales contraintes.....</i>	<i>107</i>
4.2.4	<i>Les résolutions des problèmes par contraintes</i>	<i>108</i>
4.3	METHODOLOGIE.....	109
4.3.1	<i>Utilisation d'algorithme de résolution du TSP existant</i>	<i>109</i>
4.3.2	<i>Évolution des temps de parcours dans la fonction</i>	<i>111</i>
4.4	IMPACT DES NIVEAUX D'INFORMATION SUR LES TOURNEES	112
4.4.1	<i>Scénarisation</i>	<i>112</i>
4.4.2	<i>Cas d'étude.....</i>	<i>113</i>
4.4.3	<i>Résultats et analyse</i>	<i>114</i>
4.5	UTILISATION OPERATIONNELLE DE ZONES SPATIO-TEMPORELLES	116
4.5.1	<i>Cas d'étude.....</i>	<i>116</i>
4.5.2	<i>Scénarisation</i>	<i>117</i>
4.5.3	<i>Indicateur.....</i>	<i>117</i>
4.5.4	<i>Résultats et analyse</i>	<i>118</i>
4.5.5	<i>Introduction de l'incertitude dans la génération de tournées</i>	<i>119</i>
4.6	CONCLUSION ET PERSPECTIVES	120

Ce chapitre étudie l'amélioration des prévisions de tournées par les informations dynamiques du trafic. Un algorithme existant d'optimisation de tournées est utilisé où deux niveaux d'information sont considérés : à l'échelle fine avec une matrice des vitesses par lien par période, et à l'échelle plus agrégée avec des zones spatio-temporelles (issues de méthodes de partitionnement de réseaux de transport). L'utilisation de zones spatio-temporelles permet une application opérationnelle des méthodes mises en œuvre dans les deux chapitres précédents. Par ailleurs, les états de trafic donnés au modèle peuvent être différents de ceux observés dans la réalité. Une incertitude existe sur les conditions de circulation tant qu'elles n'ont pas été mesurées. Dans ce chapitre, nous introduisons la notion d'incertitude (variabilité des temps de parcours) dans la génération de tournées.

4.1 Introduction

Les états de trafic sont hétérogènes, dus à certains facteurs tels qu'une demande et une répartition variable des VL sur le réseau, ou des réductions locales et variables de capacité. Or ces conditions de circulation impactent la capacité des véhicules à réaliser leurs tournées prévues. En effet, les états de trafic congestionnés augmentent le temps de parcours des véhicules et impactent leurs possibilités de livraison dans un problème à contraintes multiples (horaires d'ouverture des magasins, capacité maximale des véhicules, *etc.*).

Considérer les états de trafic du réseau de transport permettrait d'éviter les zones congestionnées et d'améliorer la prévision de tournée. De nombreux travaux ont montré que de la distribution de marchandises et les mouvements des camions de livraison peuvent être améliorés par l'information et la communication via les technologies embarquées (Regan *et al.*, 1995 ; Golob et Regan, 2001 ; Golob et Regan, 2003 ; Figliozzi, 2006 ; Crainic *et al.*, 2009), incluant même le contexte de collaboration entre transporteurs (Rabah et Mahmassani, 2002 ; Giesen *et al.*, 2009). Pour autant, les outils actuels ne prennent pas ou peu en compte la spécificité de la dynamique du trafic. Nous identifions deux freins à l'optimisation opérationnelle de tournées par les données du terrain : (i) la collecte de ces données peut être couteuse et (ii) la complexité des modèles d'optimisation est élevée et induit de lourds calculs.

L'objectif est d'étudier l'amélioration des prévisions de tournées par les informations dynamiques du trafic. L'idée est d'utiliser un algorithme existant de résolution de tournées et de le raffiner par différents niveaux d'information du trafic. À notre connaissance, l'influence du niveau d'agrégation et de la temporalité des données n'est que peu étudiée dans la littérature.

Deux approches sont possibles pour mesurer les états de trafic sur un réseau, mais restent toutes deux couteuses : (a) par les capteurs fixes et (b) par une flotte de véhicules. (a) L'instrumentalisation de l'infrastructure permet de collecter des données ponctuelles dans le temps. Les capteurs mesurent le passage des véhicules. Un nombre de capteurs important permet d'obtenir plus d'information, mais est aussi plus couteux. Grâce à des capteurs comme les Bluetooth, une estimation des itinéraires des véhicules est possible, mais reste approximative. (b) Les nouvelles technologies ont fait émerger une deuxième approche permettant de collecter les informations des usagers par leurs terminaux équipés de la technologie GPS. Un niveau d'agrégation plus fin des informations d'usagers individuels sont disponibles telles que les itinéraires, les temps de parcours et les vitesses pratiquées.

L'utilisation de zones spatio-temporelles (3D) est une approche intermédiaire permettant d'intégrer à faible coût, la dynamique du trafic dans les modèles de génération de tournées. En effet, les dimensions espace et temps sont ici considérées conjointement, permettant à l'algorithme d'être exécuté une seule fois. Pour un jour donné, la tournée optimale est déterminée par l'utilisation des zones 3D de son jour-type (*cf.* Chapitre 3). En effet, les zones 3D du jour donné ne seront disponibles qu'à la fin de la période temporelle, où une matrice complète de vitesses par lien et par période est requise. Les zones 3D du jour-type permettent de connaître *a priori* la dynamique spatio-temporelle des états de trafic du jour donné et semblent contribuer au soulèvement du frein (i) identifié précédemment.

De plus, malgré la connaissance *a priori* de la dynamique du trafic tout au long de la journée, celle-ci reste incertaine avant sa mesure et peut être variable. Pourtant, les algorithmes résolvent un problème posé, en se basant sur une quantité et une qualité d'informations données. La notion d'incertitude existante dans les conditions de trafic induit la question suivante : la prévision de tournées peut-elle être améliorée par la considération de l'incertitude des états de trafic ? Cette question additionnelle à l'objectif principal de ce chapitre, est traitée par une méthodologie intégrant de manière endogène la variabilité des temps de parcours dans l'algorithme existant de génération de tournées.

4.2 Éléments d'introduction à la génération de tournées

4.2.1 Le problème du voyageur de commerce (TSP)

Le problème du voyageur de commerce (en anglais *Traveling Salesman Problem (TSP)*) est un des problèmes les plus étudiés en optimisation combinatoire. Le principe est de déterminer le plus court chemin pour visiter une liste de villes données. De plus, l'énoncé contient deux contraintes : chaque ville ne doit être visitée qu'une seule fois ; et la ville de départ est également la ville d'arrivée. Le problème du voyageur de commerce est NP-complet (Lenstra et Rinnooy Kan, 1981), ce qui signifie que sa résolution ne peut pas se faire en un temps polynomial.

La Figure 77-a illustre le problème de voyageur de commerce où la ville d'arrivée et de départ, notée 1, représente un entrepôt et les trois autres villes à visiter, notées 2, 3 et 4, représentent trois établissements à livrer, appelés les *clients*. Une distance est définie entre chaque couple d'objets où l'unité de mesure est ici le kilomètre. La Figure 77-b montre le graphe associé au problème. Les quatre villes sont représentées par les nœuds du graphe. La distance à parcourir pour un couple de nœuds donné est le coût de l'arc. Notons que le graphe orienté est ici symétrique : le coût pour aller de 1 à 2 est identique au coût pour aller de 2 à 1.

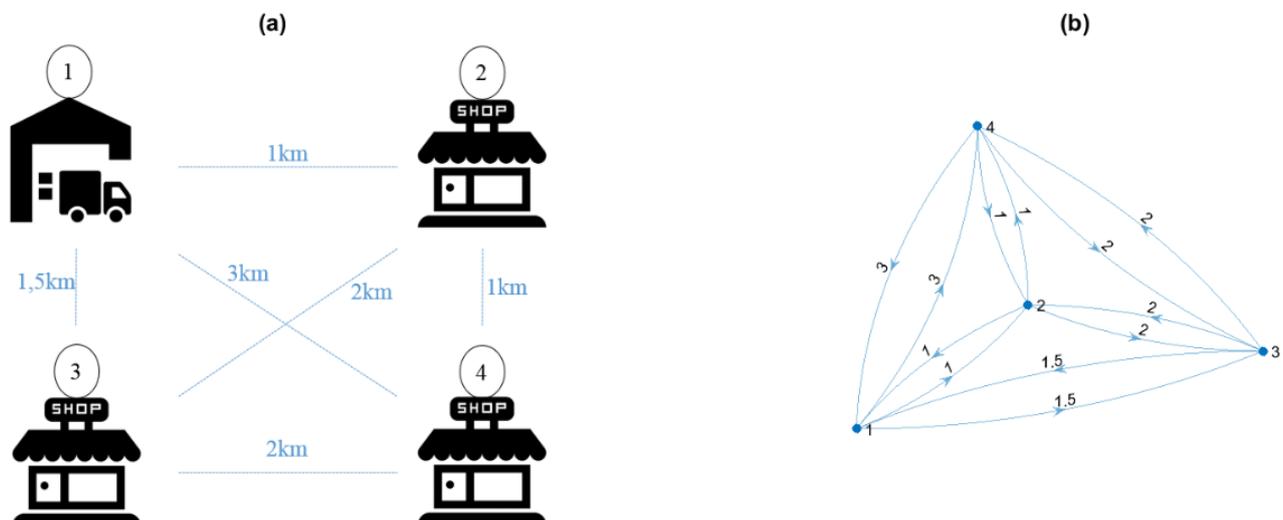


Figure 77 - (a) Illustration du problème du voyageur et (b) son graphe correspondant

Richter, 2009). La formulation d'un problème de VRP peut être définie par un graphe $G = (V, E, c, m)$, où $m \geq 1$ est le nombre de véhicules de la flotte et c la fonction de coût. Le problème peut être résolu par m cycles où : chaque cycle part et arrive du dépôt v_0 , chaque nœud du graphe apparaît une seule fois dans la solution, et la somme de m cycles minimise la fonction de coût.

Nous identifions au moins huit fonctions objectives : la distance parcourue (Figliozzi, 2008), le temps de parcours (Okhrin et Richter, 2009), le nombre de tournées (Figliozzi, 2009) – induisant la considération de la contrainte de capacité par véhicule –, la consommation de carburant (Zhang et al., 2015), l'émission de polluants atmosphériques (Figliozzi, 2010 ; Amirjamshidi, 2015), la taxe carbone (Wang et al., 2017), le budget (Zockaie et al., 2014) et le *buffer time index* (Lomax et al., 2003 ; Bremmer et al., 2004). Le *buffer time index* est le temps extra additionnel permettant d'arriver sans retard avec plus de 95% de chances. Notons que les *buffers* sont aussi utilisés pour les effets de variabilités de demandes ou de temps de parcours (Erera, 2000 ; Novaes et al., 2000 ; Laporte et Louveaux, 1993 ; Kenyon et Morton, 2003). Zhang et Chen (2014) proposent une fonction de coût de livraison de multiples produits congelés intégrant le coût de transport, le coût de congélation, le coût de pénalité et le coût de dommages causés par les cargos.

4.2.3 Les principales contraintes

Figliozzi (2007) identifie quatre caractéristiques d'une tournée : (1) ses contraintes de capacité, (2) ses contraintes de fréquence de service, (3) ses contraintes de durée et (4) ses contraintes de fenêtre temporelle. L'auteur établit que la durée de la tournée et les contraintes de fenêtres temporelles sont les deux caractéristiques les plus sensibles à la congestion.

Le *Capacitated Vehicle Routing Problem* (CVRP) considère la capacité limitée des véhicules à livrer de la marchandise. La capacité est communément considérée comme une contrainte à valider plutôt qu'à intégrer dans la fonction de coût (Daganzo, 1984 ; Figliozzi, 2008). L'expression de CVRP proposée par Figliozzi (2008) est une approximation robuste pour prédire la longueur moyenne d'une tournée, testée sur des instances aléatoires et empiriques ainsi qu'avec des données réelles (Figliozzi, 2008).

Le *Vehicle Routing Problem Time Window* (VRPTW) est un VRP à fenêtres temporelles. Dans le domaine d'application à la tournée de livraison, de nombreuses contraintes doivent être satisfaites telles que les horaires d'ouverture des magasins et la fenêtre temporelle limite de livraison.

Le *Time Dependent Vehicle Routing Problem* (TDVRP) (Malandraki, 1989 ; Malandraki et Daskin, 1992 ; Malandraki et Dial, 1996) introduit l'hypothèse que les temps de parcours varient au cours de la journée. Figliozzi (2009) proposent une revue littéraire des méthodes de TDVRP. Considérer la dépendance des temps induit un niveau de complexité supérieur au problème.

De nombreux travaux ont intégré les temps de parcours issus de la simulation microscopique dans la résolution de problèmes de TDVRP (Chen et al., 2006 ; Donati et al., 2008 ; Okhrin et Richter, 2009 ; Conrad et Figliozzi, 2010 ; Qureshi et al., 2012 ; Jiang et Mahmassani, 2014). Zockaie et al. (2016) étudient le problème de recherche de chemin dans un réseau stochastique avec une distribution de temps de parcours pour chaque lien.

La complexité de problèmes de TDVRP est influencée par trois caractéristiques selon [Jiang et Mahmassani \(2014\)](#) : (i) la taille du réseau, (ii) le temps d'intervalle par période et (iii) le nombre total de clients. La plupart des solutions de VRP proposées sont testées sur des problèmes artificiels de plus de cent clients et avec des intervalles de temps clairsemés ([Jiang et Mahmassani, 2014](#)). Les auteurs soulignent le manque de méthodologies générales de TDVRP à de petits intervalles de temps et proposent une solution efficace à un large réseau. Selon [Montemanni et al. \(2005\)](#), le meilleur temps pour une période est approximativement de vingt minutes pour leur cas d'étude artificiel, ainsi que leurs cas avec données réelles ([Okhrin et Richter, 2009](#)). Un temps de rafraichissement trop long peut amener un biais entre la solution d'optimisation et les états de trafic observés. De nombreux travaux considèrent un intervalle d'une heure ([Donati et al., 2008](#) ; [Conrad et Figliozzi, 2010](#)).

4.2.4 Les résolutions des problèmes par contraintes

Nous identifions deux principales catégories d'algorithmes de TSP : (i) les algorithmes exacts et (ii) les heuristiques.

(i) L'algorithme exact de TSP calcule les temps de parcours de toutes les permutations possibles pour un vecteur de clients donné. L'ordonnancement optimal minimise le temps de parcours de la tournée. La complexité de N_b clients est $O(N_b!)$. Une application numérique de 10 clients retourne 3628800 permutations possibles. En 1987, les problèmes résolus les plus larges contenaient approximativement 30 clients ([Laporte, 1987](#)). Le déploiement opérationnel de l'algorithme exact de TSP n'est que très peu envisageable dans la mesure où une tournée réaliste peut, à titre d'exemple, comprendre 50 clients à Portland ([Conrad et Figliozzi, 2010](#)).

(ii) Les heuristiques proposent des solutions faisables de TSP ou de VRP, et sont souvent interrompues avant d'atteindre l'optimum ([Clarke et Wright, 1964](#) ; [Wren, 1971](#) ; [Wren et Holliday, 1972](#) ; [Gillett et Miller, 1974](#) ; [Gendreau et al., 1991](#)). [Clarke et Wright \(1964\)](#) proposent une heuristique ignorant le coût fixe d'un véhicule et de la taille de la flotte. De nombreuses variantes de leur méthode ont été proposées ([Gaskell, 1967](#) ; [Yellow, 1970](#) ; [Paessens, 1988](#)). La complexité de leur heuristique est de $O(n^2 \log n)$ mais peut être réduite en utilisant une structure appropriée ([Golden et al., 1977](#) ; [Nelson et al., 1985](#) ; [Paessens, 1988](#)). Nous identifions deux types de méthodes : (1) les méthodes de recherche locale et (2) les méthodes évolutionnaires. (1) Les méthodes de recherche locale sont initialisées par une première solution puis améliorent la réponse avec un voisinage de solutions dans un espace de recherche. Quelques exemples de méthodes de recherche locale sont *TABU search* ([Gendreau et al., 1991](#)), *Variable Neighborhood Search* ([Mladenovic et Hanson, 1997](#)) et *adaptive large neighborhood search* ([Laporte, 2007](#) ; [Laporte, 2009](#)). (2) Les méthodes évolutionnistes (en anglais *evolutionary computation*) s'inspirent de la théorie de l'évolution. Dans la littérature, les méthodes les plus usuelles sont les réseaux de neurones, l'optimisation par les colonies de fourmis ([Montemanni et al., 2005](#) ; [Donati et al., 2008](#)) et les algorithmes génétiques ([Okhrin et Richter, 2009](#)). De nombreux travaux ont utilisé des algorithmes génétiques pour déployer le VRP et proposent de bons résultats ([Thangiah, 1995](#) ; [Taniguchi et Shimamoto, 2004](#) ; [Hanshar et Ombuki-Berman, 2007](#)). Plus particulièrement, [Okhrin et Richter \(2009\)](#) ont montré que leur algorithme génétique est efficace pour des temps de parcours constants et peut être utilisé avec des temps de parcours en temps réel.

4.3 Méthodologie

L'objectif est d'étudier l'influence du niveau d'agrégation de l'information du trafic dans la génération de tournées. L'idée n'étant pas de développer un nouvel algorithme de résolution du TSP, nous utilisons un algorithme existant de TSP à dépendances temporelles et nous analysons son adaptation à trois fonctions de temps de parcours (statique, quasi-statique et dynamique). Nous utilisons l'algorithme génétique proposé par [Okhrin et Richter \(2009\)](#) qui a été antérieurement étudié et utilisé au sein du LICIT. De plus, les performances des tournées optimales sont évaluées en intégrant une incertitude sur les conditions de circulation. Les temps de parcours des tournées sont étudiés pour plusieurs situations de trafic.

4.3.1 Utilisation d'algorithme de résolution du TSP existant

Le modèle proposé par [Okhrin et Richter \(2009\)](#) permet de résoudre un problème de VRP par un algorithme génétique. Leur modèle peut modifier les tournées en cours de route, par des informations en temps réel du trafic mais aussi par de nouveaux clients additionnels à livrer. Il s'agit d'un modèle dynamique en deux dimensions : dans le *temps*, par une information variable de temps de parcours par lien ; et dans le *nombre de clients*, où de nouvelles requêtes peuvent apparaître. Les auteurs se basent sur l'hypothèse que la pratique des transporteurs est d'accepter toutes les demandes de livraison. De plus, les auteurs posent l'hypothèse que le véhicule en transit peut rencontrer de la congestion imprévue. La méthode proposée permet de dériver un véhicule en cours de route. Un nœud artificiel est créé à la localisation du véhicule en temps réel sur le réseau. L'algorithme d'optimisation est alors ré-exécuté avec la contrainte de quitter l'arc actuel. En effet, les temps de parcours en temps réel sont considérés par la réexécution de l'algorithme où les coûts sont mis à jour.

Dans notre cas d'étude, nous considérons uniquement la partie de l'algorithme génétique permettant de résoudre un problème de TSP car l'objectif est d'étudier les effets endogènes des fonctions de temps de parcours sur le modèle. Les nombreuses contraintes de VRP ne sont pas considérées. De plus, nous utilisons les informations du trafic uniquement pour résoudre le problème de TSP. En d'autres termes, la solution obtenue n'est pas modifiée en temps réel. Le *pseudo* algorithme de TSP génétique est le suivant :

1. Générer une population initiale ;
2. Construire la nouvelle génération en trois phases : (i) la sélection par critère, (ii) la recombinaison et (iii) la mutation ;
3. Répéter l'étape 2 jusqu'à atteindre le nombre de générations fixé ;
4. Identifier l'individu de la dernière génération (élite) minimisant la fonction objective.

Notons qu'un individu est dans notre cas un ordonnancement (une suite de clients ordonnés) et une population est un ensemble d'individus.

(i) Sélection par critère

Le jeu de parents est construit par un processus itératif de tournoi de sélection jusqu'à atteindre la taille de la population « parents » désirée. Le tournoi de sélection proposé par [Dréo et al. \(2006\)](#) est utilisé. Un « jeu de tournoi » est caractérisé par k individus tirés aléatoirement. La pression de sélection permet de séparer deux cas de sélection de parents pour la reproduction : déterministe et

4.3. Méthodologie

stochastique. La pression de sélection doit être comprise entre 0,5 et 1. Ainsi, un nombre aléatoire noté $r \in [0,1]$ inférieur à la pression de sélection validera la sélection de l'individu minimisant la fonction objective. Sinon, un autre individu tiré aléatoirement dans le « jeu de tournoi » est affecté à la population « parents ».

Algorithme de sélection du jeu « parents »

```
Pour  $i = 1$  à  $TaillePopulation$ 
  Initialiser le « jeu tournoi » par  $k$  individus tirés aléatoirement de la
  population courante
  Générer un nombre aléatoire  $r$  compris entre 0 et 1
  Si  $r < Pr\acute{e}ssionS\acute{e}lection$  alors
    Affecter l'individu du « jeu tournoi » minimisant la fonction
    objective dans la population « parents »
  Sinon
    Affecter un autre individu du « jeu tournoi » dans la population
    parents, hors celui minimisant la fonction objective
  Fin
Fin
```

(ii) Recombinaison

La phase de recombinaison (aussi appelée *cross-over*) utilisée par Okhrin et Richter (2009) a été proposée par Ombuki *et al.* (2006). Celle-ci est particulièrement adaptée pour les VRP à fenêtres temporelles fortement contraintes. Les auteurs introduisent *Best Cost Route Crossover* (BCRC). Le but de BCRC est de minimiser simultanément le nombre de véhicules et le coût tout en validant les contraintes de faisabilité.

Prenons deux parents p_1 et p_2 (deux ordonnancements). Deux sous-ensembles de k clients successifs sont tirés aléatoirement dans p_1 et p_2 , notés respectivement r_1 et r_2 . Ensuite, les clients appartenant à r_2 sont retirés du parent p_1 . Inversement, r_1 est retiré de p_2 . Pour atteindre des potentiels enfants, les clients retirés sont réinsérés dans le vecteur d'ordonnements en minimisant le coût. Notons que les clients sont sélectionnés aléatoirement et itérativement pour la réinsertion (Okhrin et Richter, 2009).

Algorithme de recombinaison des individus

```
Pour  $i = 1$  à  $TauxRecombinaison \times TaillePopulation$ 
  Tirer aléatoirement deux parents  $p_1$  et  $p_2$ 
  Retirer  $p_1$  et  $p_2$  de la population parents
  Tirer aléatoirement  $k$  clients strictement successifs par parent,  $r_1$  et  $r_2$ 
  Retirer  $r_2$  dans  $p_1$ 
  Retirer  $r_1$  dans  $p_2$ 
  Réinsérer chaque client de  $r_2$  dans  $p_1$  à la place minimisant la fonction
  objective
  Réinsérer chaque client de  $r_1$  dans  $p_2$  à la place minimisant la fonction
  objective
Fin
```

(iii) Mutation

Une opération de mutation permet d'assurer que la méthode générale génétique ne convergera pas prématurément vers un optimum local. La mutation induit une altération stochastique afin de

diversifier la population élite. Itérativement, le processus de mutation peut détériorer la fonction d'évaluation (en anglais *fitness*) de la solution. Dans notre cas, la fonction d'évaluation est le temps de parcours d'une tournée. Cependant, l'opération de mutation est réalisée sur une petite partie de la population à travers le taux de mutation t_m . Le processus de mutation sélectionne une paire d'éléments où les débuts de leurs fenêtres temporelles sont le plus similaires (Alvarenga *et al.*, 2007), puis inverse les deux éléments. Cet inversement est conservé si les contraintes de fenêtres temporelles sont respectées. Dans notre cas, nous ne considérons pas la contrainte de fenêtres temporelles.

Algorithme de mutation des individus

```

Pour  $i = 1$  à  $TaillePopulation$ 
    Générer un nombre aléatoire  $r$  compris entre 0 et 1
    Tirer un parent aléatoirement
    Si  $r < TauxMutation$  alors
        Tirer un client aléatoirement
        Intervenir avec un autre client tiré aléatoirement
    Fin
Fin

```

4.3.2 Évolution des temps de parcours dans la fonction

La fonction de temps de parcours permet de calculer le temps de parcours total d'une tournée donnée. Cette fonction est notamment utilisée dans l'algorithme génétique pour de calculer la fonction d'évaluation (la fonction objective à minimiser dans l'algorithme de TSP). Nous identifions trois approches pour calculer les temps de parcours : (i) statique, (ii) quasi-statique et (iii) dynamique.

(i) L'approche statique considère le temps de parcours comme une fonction linéaire de la distance parcourue. Trivialement, $tt = \frac{d}{v}$ où tt est le temps de parcours, d la distance et v la vitesse. La majorité des études proposées dans la littérature se basent sur des temps de parcours constants (Okhrin et Richter, 2009 ; Yang *et al.*, 2004). La vitesse v peut être par exemple fixée à la vitesse limite autorisée en ville ou à la vitesse moyenne pratiquée en raison des feux limitants. Néanmoins, le calage de v n'a aucun impact dans cette formulation statique. L'avantage de cette approche est sa faible quantité de données requises : seul le réseau physique est nécessaire. L'inconvénient de cette approche est que le calcul du temps de parcours ne représente pas la réalité du terrain où les temps de parcours changent au cours de la journée et sont influencés par de nombreux facteurs (congestion, feux de circulation, *etc.*). Dans notre cas d'étude, nous considérons arbitrairement $v = 50$ km/h correspondant usuellement à la vitesse limite en ville.

(ii) L'approche quasi-statique a été introduite par Malandraki (1989) sous la notion de *dépendances temporelles*. Par la suite, de nombreux travaux ont été poursuivis (Malandraki et Daskin, 1992 ; Malandraki et Dial, 1996). Dans la littérature, des travaux intègrent la dépendance temporelle dans des algorithmes génétiques (Jung et Haghani, 2001 ; Haghani et Jung, 2005) ou de colonies de fourmis (Donati *et al.*, 2008). L'idée est de considérer partiellement la variation des temps de parcours au cours d'une journée. Les auteurs divisent un jour en plusieurs périodes

temporelles et définissent la variation du temps de parcours comme une étape de la fonction (aussi appelée « fonction en escalier »).

(iii) **L'approche dynamique** utilise des vitesses pratiquées variant en fonction des périodes temporelles. Cette méthode décrite dans le Chapitre 3, est basée sur une matrice de vitesses par lien et par période. Ainsi, la dynamique spatio-temporelle des états de trafic est intégrée de manière endogène dans le calcul des temps de parcours, contrairement à l'approche quasi-statique. Un inconvénient identifié est qu'une matrice de vitesses complète est requise. Cette matrice peut soit être construite après avoir collecté les données de la journée considérée, soit correspondre à la matrice d'un jour-type (cf. Chapitre 3).

4.4 Impact des niveaux d'information sur les tournées

L'objectif de cette section est de mesurer le biais qui peut exister entre (i) les temps de parcours estimés par une approche statique, puis quasi-statique et (ii) les temps de parcours effectifs en simulation microscopique. Nous utilisons la simulation microscopique, d'une part pour raffiner les modèles par les vitesses pratiquées sur le réseau, et d'autre part pour capturer les temps de parcours de véhicules réalisant les tournées optimales proposées.

4.4.1 Scénarisation

La méthodologie se compose en trois étapes (cf. Figure 79) :

1. Construction de la matrice Origines-Destinations (OD) des temps de parcours ;
2. Génération du TSP ;
3. Comparaison entre les temps de parcours estimés par les différentes fonctions avec le temps de parcours effectif.

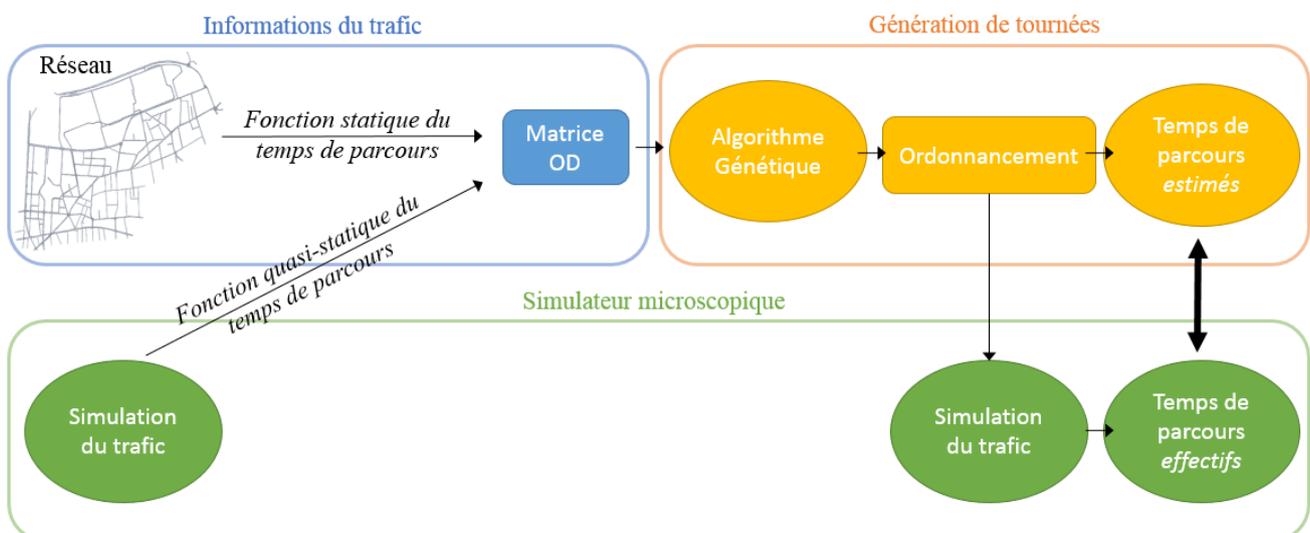


Figure 79 - Schéma de la méthodologie de comparaison

L'étape 1 est la construction de la matrice OD en deux temps. Premièrement les chemins des OD sont déterminés. Deuxièmement, les temps de parcours sur ces chemins sont estimés.

Une OD est un couple de nœuds, où un nœud peut correspondre à un client ou à l'entrepôt. Son chemin est basé sur le premier plus court chemin par la distance parcourue. La matrice OD des distances parcourues est de taille $N_v \times N_v$ où N_v est le nombre de nœuds et où sa diagonale est à zéro. Il s'agit d'une matrice non symétrique car les distances à parcourir des nœuds i à j , et des nœuds j à i , ne sont pas égales et dépendent de la topologie du réseau.

Dans cette première étude, deux fonctions de temps de parcours (*cf.* Section 4.3.2) sont comparées : (i) statique et (ii) quasi-statique. (i) Une fonction constante des temps de parcours permet de construire la matrice OD basée sur les distances parcourues. (ii) Une fonction quasi-statique des temps de parcours permet un niveau temporel plus fin, intégrant les états du trafic. Les temps de parcours sont agrégés à l'échelle de la période. Les temps de parcours moyens pratiqués par OD par période permettent de construire une matrice OD en trois dimensions : origine, destination et période. Dans notre cas d'étude, une période de 15 minutes est utilisée. De plus, les temps de parcours mesurés sont issus de la simulation microscopique du trafic. Plus précisément, les formules d'Edie (Edie, 1963) sont utilisées (*cf.* Chapitre 1).

L'étape 2 est l'utilisation d'un modèle de TPS existant. Dans notre cas d'étude, nous utilisons l'algorithme génétique proposé par Okhrin et Richter (2009) (*cf.* Section 4.3.1) dans notre problème de TSP.

L'étape 3 est la comparaison entre les temps de parcours estimés par les deux fonctions et les temps de parcours effectifs en simulation microscopique.

4.4.2 Cas d'étude

Le cas d'étude est la ville de Villeurbanne dont le réseau est constitué de 583 liens et de 167 nœuds. La Figure 80-a représente le réseau où les segments noirs sont les liens. Les paramètres des feux, ainsi que la scénarisation de la demande des VL ont été calés antérieurement au sein du LICIT par des données réelles. La Figure 80-b illustre un extrait de la simulation microscopique rendue possible par SymuVia reproduisant la dynamique du trafic. Les points mauves correspondent aux VL où des remontées de queues sont localisées aux intersections.

Nous utilisons un jeu de dix clients, correspondant aux pharmacies localisées à Villeurbanne. La Figure 80-a représente les clients en rouge, numérotés de 1 à 10, ainsi que le dépôt numéroté 0. La trajectoire bleue représente un exemple d'une tournée générée. Le choix du nombre de clients et de leurs localisations est arbitraire car l'objectif est de mesurer le biais existant entre les temps de parcours estimés en approche statique, quasi-statique et les temps de parcours effectifs en simulation microscopique. De plus, un temps de livraison (et prélèvement) constant de 5 minutes est considéré.

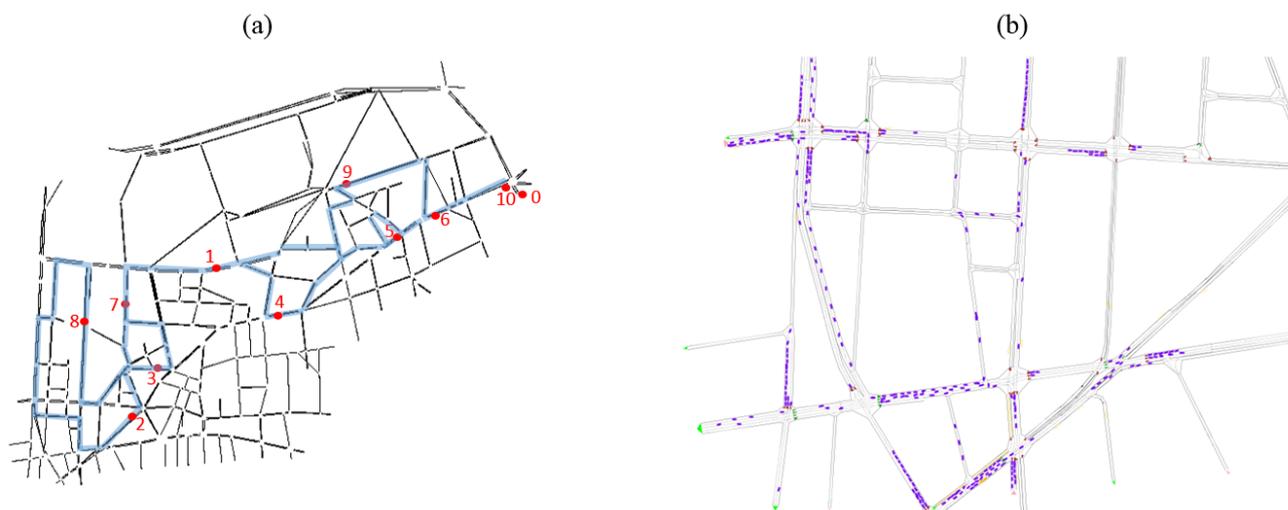


Figure 80 - (a) Réseau de Villeurbanne et (b) extrait de la simulation microscopique

Les six paramètres du TSP utilisés sont les suivants : la taille de la population initiale est 50, le nombre de générations est 20, le nombre de processus de sélection par tournoi est 10, le taux de sélection est 0,6, le taux de recombinaison est 0,3, et le taux de mutation est 0,3.

4.4.3 Résultats et analyse

Les résultats sont étudiés sous deux axes d'analyse : (i) les performances par les différentes fonctions de temps de parcours et (ii) le biais entre les temps de parcours estimés par le modèle, et les temps de parcours effectifs en simulation microscopique.

(i) Nous utilisons dans cette première étude deux fonctions de temps de parcours : statique et quasi-statique. L'algorithme de TSP retourne l'ordre optimal des clients (ordonnancement) pour réaliser la tournée, minimisant le temps de parcours. L'ordonnancement est influencé par la fonction du temps de parcours. En effet, une fonction différente peut retourner une matrice OD de temps de parcours différente. Cette matrice OD étant la donnée d'entrée, la solution optimale de TSP peut elle-même différer.

Les Figure 81-a et b illustrent les ordonnancements optimaux pour une fonction de temps de parcours statique et quasi-statique respectivement, correspondant à $[0\ 9\ 5\ 1\ 8\ 2\ 7\ 3\ 4\ 6\ 10\ 0]$ et $[0\ 10\ 5\ 9\ 8\ 3\ 2\ 7\ 1\ 4\ 6\ 0]$. Les points rouges sont les coordonnées des clients et de l'entrepôt comme représenté dans la Figure 80-a intégrant le réseau. Notons que les traits bleus ont un but illustratif de l'ordre des clients. Un trait permet de relier une paire de clients successifs, suivant l'ordre du TSP. Dans un réseau de transport, le chemin reliant deux clients donnés doit respecter la topologie du réseau.

La Figure 81-c présente les temps de parcours correspondant à l'ordonnancement par approche statique (Figure 81-a) et quasi-statique (Figure 81-b). Les temps de parcours estimés sont 62 min et 31 s, et 73 min et 37 s respectivement pour l'approche statique et quasi-statique. Malgré une minimisation du temps de parcours estimé par la fonction statique, notre intérêt se porte sur la minimisation du temps de parcours effectif en simulation microscopique. En effet, la fonction statique peut être qualifiée de biaisée par ses informations statiques, ne représentant pas forcément

les états du trafic. Au final, la tournée générée par la fonction quasi-statique permet de minimiser le temps de parcours effectif en simulation microscopique.

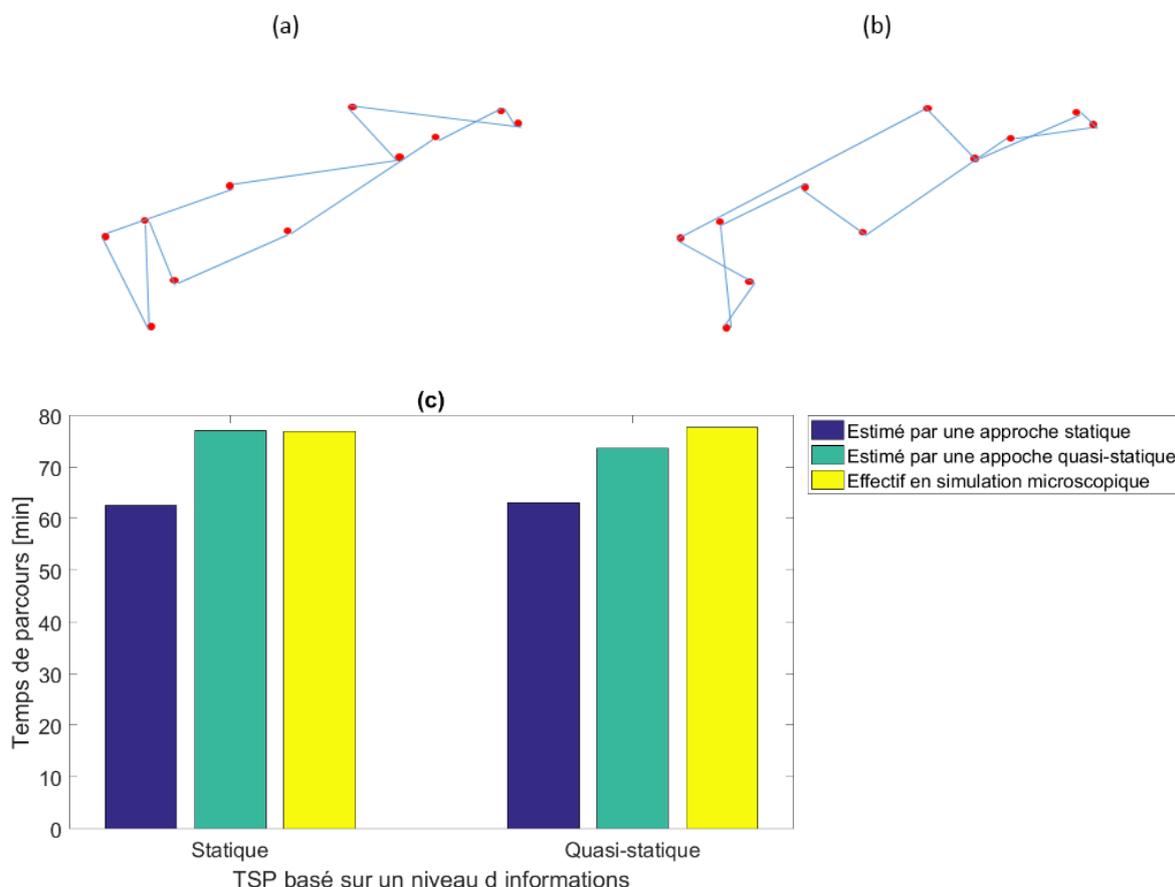


Figure 81 - (a, b) Ordonnements calculés par une approche statique et quasi-statique respectivement et (c) les temps de parcours

		Temps de parcours [min]		
		Estimés par approche		Effectifs en simulation microscopique
		Statique	Quasi-statique	
Meilleur ordonnancement par approche	Statique [0 9 5 1 8 2 7 3 4 6 10 0]	62,52	76,99	76,90
	Quasi-statique [0 10 5 9 8 3 2 7 1 4 6 0]	63	73,61	76,66

Tableau 2 - Temps de parcours estimés et effectifs

(ii) Des informations du trafic à dépendances temporelles permettent de s’approcher des états de trafic du réseau. Pour autant, un biais entre le temps de parcours estimé et effectif est mesurable par la simulation microscopique. Les temps de parcours estimés en approche quasi-statique sont basés sur le temps de parcours moyen par OD par période de 15 minutes. Ce niveau d’information agrégé ne permet pas de déterminer le temps de parcours effectif mais peut y tendre. En effet, au niveau des véhicules, le temps de parcours dépend de phénomènes microscopiques tels que les paramètres des feux, l’accélération, la décélération et les poches de congestion locales et temporaires. Les temps de parcours individuels peuvent être ainsi variables. Néanmoins, l’incertitude des temps de parcours reste faible dans notre cas d’étude car nous considérons un réseau en état fluide.

4.5 Utilisation opérationnelle de zones spatio-temporelles

Cette section propose une application opérationnelle des méthodes de partitionnement de réseaux de transport étudiées dans le Chapitre 2. L'idée est de valider l'utilisation de zones spatio-temporelles par une application logistique. Les tournées générées par des approches statiques et quasi-statiques, et par une approche dynamique avec des zones spatio-temporelles sont comparées.

4.5.1 Cas d'étude

Pour raffiner l'algorithme de TSP avec des zones spatio-temporelles, nous utilisons le même réseau que celui étudié dans le Chapitre 2 et le Chapitre 3. Il s'agit du réseau simplifié d'Amsterdam de 208 liens, commun aux 35 jours de données (*cf.* Chapitre 3). La matrice de vitesses correspond à la vitesse moyenne par lien et par période de 10 minutes. Les zones spatio-temporelles sont identifiées par la méthode de partitionnement k -means avec post-traitement (*cf.* Chapitre 2). La Figure 82-a illustre les zones spatio-temporelles. La Figure 82-a présente le réseau d'Amsterdam non orienté pour un jour donné où cinq clients sont considérés. L'itinéraire rouge illustre le résultat de TSP basé sur une vitesse constante (approche statique).

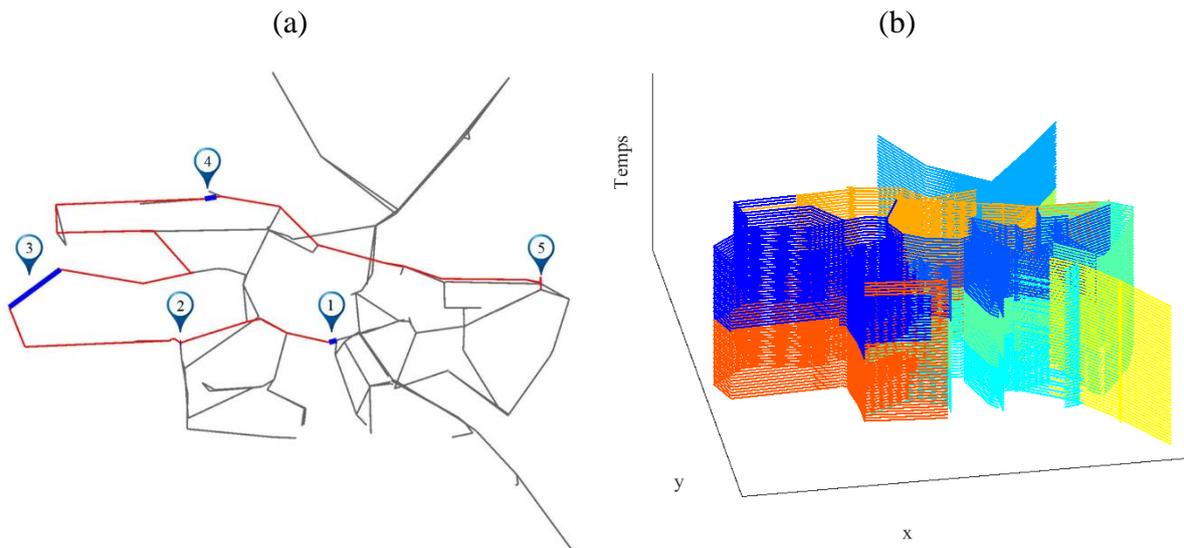


Figure 82 - (a) Réseau d'Amsterdam illustrant une solution de TSP et (b) zones spatio-temporelles

Dans notre cas d'étude, nous ne considérons pas (i) le dépôt et (ii) le temps de chargement et de déchargement. (i) Nous ne considérons pas le dépôt dans la séquence de clients. Dans la littérature, la formulation simple et intuitive de CVRP de [Daganzo \(1984\)](#) ne prend pas forcément en compte le dépôt dans la zone contrainte par les clients. [Figliozzi \(2009\)](#) intègre le dépôt noté v_0 et v_{n+1} dans l'ensemble des clients $V = (v_0, \dots, v_{n+1})$. Pour autant, l'auteur ne considère pas la fenêtre temporelle du dépôt dans la formulation du problème de VRP, *i.e.* la fenêtre temporelle du dépôt ne change pas les résultats de relaxation des fenêtres temporelles des clients. (ii) Le temps de chargement est le temps additionnel entre chaque couple de clients. Il représente le temps pour un chauffeur-livreur à charger et/ou décharger de la marchandise. [Wang et Regan \(2001\)](#) formulent leur problème de VRP par la minimisation du temps de service. Le temps de service inclut le temps de chargement, le temps d'attente, le temps de déchargement et le temps de parcours à vide. Dans notre cas d'étude, nous ne

considérons pas le temps de chargement car nous posons l'hypothèse que cette variable n'a pas d'impact significatif dans la comparaison des résultats suivant la fonction du temps de parcours, ni dans le niveau de granularité d'information du trafic.

Notons que de l'utilisation du réseau d'Amsterdam, découle plusieurs conséquences influençant les résultats de notre analyse. Notamment, nous soulignons deux points : (i) la dynamique du trafic est lissée par plusieurs hypothèses retenues dans le Chapitre 2 ; notamment par la méthode utilisée d'estimation des vitesses pratiquées sur le réseau à partir de temps de parcours individuels et par les vitesses moyennées par lien et par période ; (ii) le réseau est faiblement maillé. En conséquence, un panel faible d'itinéraires pour chaque couple d'OD est proposé.

Dans notre cas d'étude, le nombre de clients varie entre quatre et six. De plus, 50 générations de tournées ont été réalisées. Les six paramètres du TSP considérés sont les suivants : la taille de la population initiale est 3629, le nombre de générations est 20, le nombre de processus de sélection par tournoi est 10, le taux de sélection est 0,6, le taux de recombinaison est 0,5, et le taux de mutation est 0,3.

4.5.2 Scénarisation

L'objectif est de comparer les résultats issus de différentes fonctions de temps de parcours et les niveaux d'information du trafic. Notons les approches de la manière suivante :

- A1 : les temps de parcours effectifs de tournées générées par une approche statique ;
- A2 : les temps de parcours effectifs de tournées générées par une approche quasi-statique ;
- A3 : les temps de parcours effectifs de tournées générées par une approche dynamique basée sur les zones spatio-temporelles, issues d'une méthode partitionnement du réseau de transport ;
- A4 : les temps de parcours effectifs de tournées générées par une approche dynamique des liens par période (liens 3D).

Notons que nous considérons les temps de parcours estimés dynamiquement par la vitesse moyenne par lien par période comme les temps de parcours effectifs car il s'agit du niveau d'information le plus fin disponible dans notre cas d'étude.

4.5.3 Indicateur

La mesure utilisée dans cette analyse est le temps de parcours d'une tournée. Pour étudier les performances des différentes fonctions de temps de parcours, nous utilisons l'indicateur ΔD étant l'écart entre le temps de parcours d'une approche donnée et le temps de parcours par l'approche A4. L'objectif est de minimiser ΔD , défini de la manière suivante :

$$(37) \quad \Delta D = \frac{|T(t_b) - T(t_a)|}{T(t_a)} \times 100$$

où $T(t_a)$ est le temps de parcours effectif d'une tournée générée par une approche dynamique des liens 3D (A4) et $T(t_b)$ est le temps de parcours effectif d'une tournée générée pour une approche donnée.

4.5.4 Résultats et analyse

La Figure 83-a représente un exemple des temps de parcours effectifs d'une tournée générée par les quatre approches respectivement. L'approche A1 est basée sur une définition statique de temps de parcours. Il s'agit de la méthode proposant la tournée la plus longue. La méthode A2 basée sur des états de trafic quasi-statiques présente une tournée inférieure à celle générée par la méthode A1. La méthode A3 quant à elle, propose une tournée où le temps de parcours effectif est inférieur à celui de la tournée générée par la méthode A2, malgré son niveau d'information agrégé. En effet, les coûts sont calculés dynamiquement par la vitesse moyenne par zone spatio-temporelle. Enfin, la méthode A4 basée sur des coûts dynamiques avec une vitesse moyenne par lien spatio-temporel est la méthode minimisant le temps de parcours effectif. Il s'agit de la méthode la plus performante parmi les quatre approches proposées de TSP car cette approche considère le niveau le plus fin d'information sur les états de trafic.

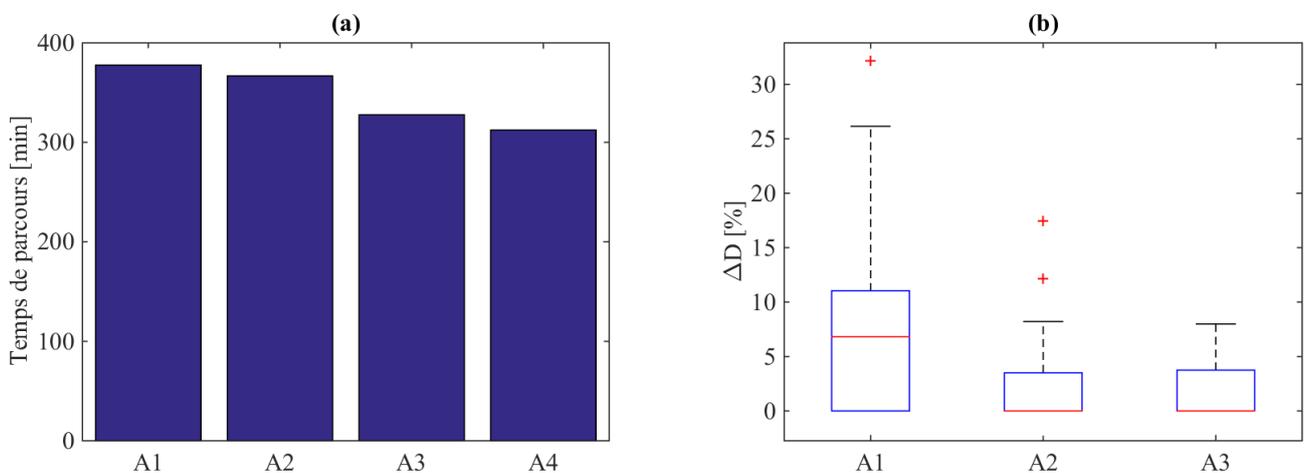


Figure 83 - (a) Exemple de temps de parcours effectifs d'une tournée par les quatre différentes approches de TSP et (b) l'écart entre les temps de parcours des différentes approches, avec l'approche A4 ayant le plus fin niveau d'information

La Figure 83-b présente les écarts entre les temps de parcours des différentes approches, avec l'approche A4 ayant la fonction de temps de parcours la plus fine. L'écart médian de temps entre la fonction statique (A1) et A4 est de 6,8% environ. L'approche quasi-statique (A2) minimise l'indicateur ΔD par rapport à l'approche statique (A1). Néanmoins, l'approche dynamique utilisant les zones spatio-temporelles (A3) présente des résultats de ΔD minimisés. Plus particulièrement, pour les approches A2 et A3, respectivement, la médiane de ΔD est environ de 0,004% et 0%, la moyenne de ΔD est environ de 2,4% et 1,9% et l'écart-type est environ de 4,3% et 2,7%.

Nous suggérons deux composantes dans la performance d'algorithmes de TSP raffinés par les informations du trafic : (i) le niveau d'agrégation des états du trafic et (ii) la formulation des coûts, *i.e.* le calcul des temps de parcours. L'approche A4 considère une fonction de temps de parcours dynamique basée sur un niveau de granularité fin des états du trafic (vitesse moyenne par lien et par période de 10 minutes). Les résultats de ce cas d'étude ont montré que l'utilisation de zones spatio-temporelles par une fonction dynamique du temps de parcours était une approche pouvant être davantage performante que l'approche quasi-statique. En effet, l'approche quasi-statique pourtant

basée sur les vitesses moyennes par lien par période, n'actualise sa fonction de coût que par intervalle temporel. Malgré la faible quantité d'information des zones spatio-temporelles, celles-ci peuvent reproduire une grande partie de la dynamique du trafic.

4.5.5 Introduction de l'incertitude dans la génération de tournées

Cette section traite de l'influence de l'incertitude des états de trafic sur l'algorithme de TSP utilisé. Il s'agit d'une étude complémentaire à celle sur les différentes fonctions de temps de parcours. Ici, l'approche A4 est utilisée, où le niveau d'information est fixé à l'échelle du lien et de la période, et la fonction dynamique de temps de parcours est utilisée.

L'algorithme de TSP génère une tournée optimale, en se basant sur des conditions de circulation données et attendues. Or, ces états de trafic ne sont pas déterministes tant qu'ils n'ont pas été mesurés. Notre hypothèse est que les informations de trafic ne sont pas forcément fiables et peuvent être sujets à quelques variations. La solution de TSP initiale n'est donc pas nécessairement optimale dans certaines variations des conditions de circulation.

L'idée est d'intégrer de manière endogène de l'incertitude des conditions de circulation routière dans l'algorithme de TSP. Nous utilisons le terme « tournée robuste » pour définir une solution de TSP ne minimisant pas forcément le temps de parcours pour des conditions de trafic données, mais pour de nombreuses de ses variations.

De nombreux travaux considèrent de la stochasticité dans les temps de parcours (Laporte *et al.*, 1992 ; Wang et Regan, 2001). Delhome *et al.* (2015) investiguent les algorithmes de plus courts chemins stochastiques et soulignent la pertinence d'intégrer de la stochasticité dans les modèles d'itinéraires. Par ailleurs, la fiabilité des temps de parcours peut être utilisée comme une mesure de congestion (Chen *et al.*, 2003).

La méthodologie utilisée pour déterminer une tournée robuste est la suivante. Premièrement, les états de trafic donnés sont variés. Deuxièmement, une solution de TSP est calculée pour chacune de ses variations. Troisièmement, la fréquence de chaque solution unique de TSP est dénombrée où la tournée robuste correspond à la solution maximisant sa fréquence.

Dans la littérature, plusieurs mesures de variabilité des temps de parcours ont été proposées (Lomax *et al.*, 2003) telles que l'écart-type (Rakha *et al.*, 2010) et la largeur de la distribution (Van Lint *et al.*, 2008). De plus, de nombreuses lois de distribution connues ont été utilisées pour estimer la variabilité des temps de parcours telles que la loi Gamma (Kim et Mahmassani, 2015), la loi Log-normal (El Faouzi et Maurin, 2007), la loi Log-Logistic (Durán-Hormazábal et Tirachini, 2016), la loi normale-exponentielle (Hans *et al.*, 2014), les lois de distribution d'Halphen (Delhome *et al.*, 2017). Delhome *et al.* (2015) utilisent quatre indicateurs mesurant les performances d'approximation de la distribution des temps de parcours : (1) la valeur du maximum de vraisemblance, (2) le RMSE, (3) la distance du Khi-deux et (4) la distance de Kolmogorov-Smirnov. Dans notre cas d'étude, nous utilisons la loi Gamma à trois paramètres estimés par le maximum de vraisemblance. La fenêtre temporelle glissante a été arbitrairement calée à cinq périodes de dix minutes. Plus précisément, cinq périodes antérieures et cinq périodes ultérieures à la période donnée.

La Figure 84-a montre les temps de parcours d'un lien donné à 8h00 - soit de 7h10 à 8h50. La distribution des 385 temps de parcours est caractérisée par une queue allongée vers la droite. Notons que la borne inférieure de la fonction de répartition de la loi Gamma est calée sur le plus petit temps de parcours.

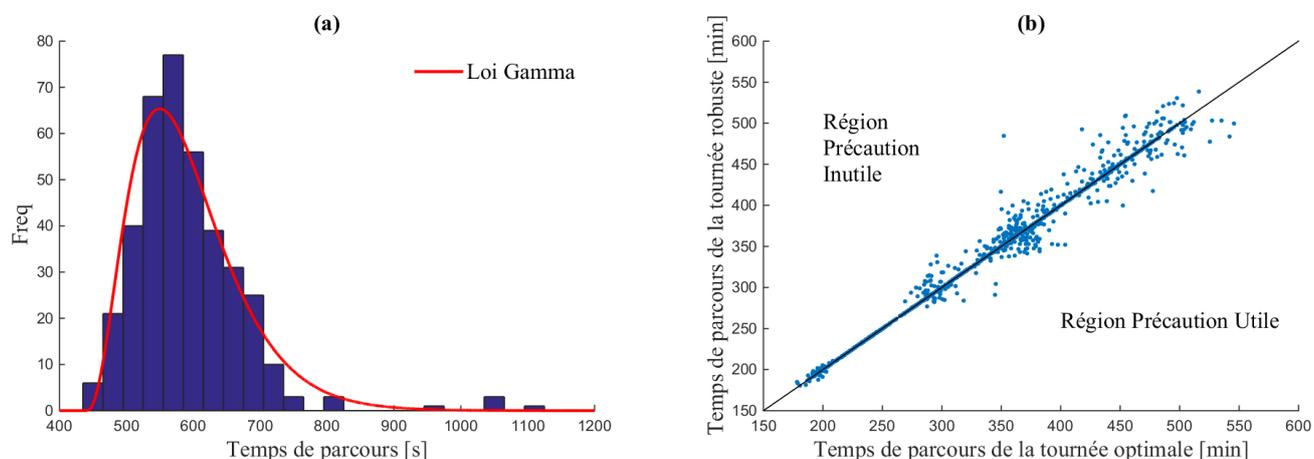


Figure 84 - (a) L'histogramme des temps de parcours d'un lien donné à 8h et (b) les temps de parcours des différentes variations des états de trafic, à partir des tournées optimales et robustes

La Figure 84-b projette les temps de parcours effectifs pour les tournées optimales et robustes à travers l'axe x et l'axe y respectivement. Le nuage de points comprend 1290 individus. Plus précisément, il s'agit de 43 solutions de TSP (basées sur une matrice de vitesses et une liste de clients donnée). Pour chaque solution, sa matrice de vitesses correspondante est déclinée en 29 variations. Nous identifions la région Sud-Est comme la région où les tournées robustes minimisent le temps de parcours, et la région Nord-Ouest minimise les temps de parcours des tournées optimales. La droite noire détermine la région où la solution optimale et robuste propose des temps de parcours équivalents. Une inspection visuelle nous permet d'apprécier une tendance similaire entre les résultats des tournées optimales et robustes.

4.6 Conclusion et perspectives

Ce chapitre est motivé par la volonté d'une application opérationnelle, utilisant les méthodes mises en œuvre dans les deux chapitres précédents. Nous nous sommes intéressés au raffinement des méthodes de génération de tournées par différentes fonctions du temps de parcours (statique, quasi-statique et dynamique). De plus, deux niveaux d'information du trafic sont étudiés : à l'échelle fine avec une matrice des vitesses par lien et par période, et à l'échelle plus agrégée avec les zones 3D. Ces zones 3D peuvent être identifiées pour le jour donné (*cf.* Chapitre 2), ou pour son jour-type associé (*cf.* Chapitre 3).

Les principaux résultats de notre cas d'étude montrent que l'algorithme de résolution de TSP présente de meilleurs résultats par la considération de la dynamique du trafic dans sa fonction de temps de parcours. L'utilisation de zones spatio-temporelles dans la fonction dynamique de temps de parcours permet de calculer des tournées plus proches de la réalité qu'avec une matrice de vitesses

par lien par période basée sur une fonction quasi-statique. Nous suggérons deux composantes dans la performance d'algorithmes de TSP raffinés par la prise en compte de la dynamique des états de trafic : (i) le niveau d'information du trafic et (ii) la formulation des coûts (la fonction de temps de parcours). Dans notre cas d'étude, une vitesse moyenne par zone spatio-temporelle semble être suffisante pour résumer la dynamique du trafic. Cette étude se positionne alors dans la suite de l'hypothèse défendue dans les Chapitres 2 et 3 où les zones spatio-temporelles peuvent reproduire une grande partie de la dynamique du trafic.

Le niveau d'information influence les modèles d'optimisation de tournée. En effet, une connaissance plus fine des états de trafic permet de générer des solutions au plus près de la réalité. Pour autant, nous mesurons un biais de temps de parcours entre la tournée attendue et la tournée réalisée en simulation microscopique. Ce biais existant est dû aux nombreux facteurs intervenant à l'échelle du véhicule (paramètre des feux, réductions locales et temporaires de la capacité, *etc.*). Au final, les temps de parcours peuvent être sujets à quelques variations. Nous proposons une méthodologie permettant d'intégrer de manière endogène la variabilité des temps de parcours dans l'algorithme de TSP utilisé. L'idée est de générer une tournée tendant à être robuste aux incertitudes des conditions de circulation.

Une perspective identifiée est un raffinement des modèles de TSP par la contrainte autorisant uniquement les mouvements vers la droite. En effet, éviter de tourner à gauche, en traversant la voirie double sens peut être une contrainte intéressante. La société de livraison UPS utilise un logiciel nommé ORION intégrant une solution de VRP éliminant le plus possible les mouvements vers la gauche (en anglais *left-hand turns*) et dit avoir réduit la consommation de carburants et les émissions de polluants atmosphériques tout en augmentant la productivité de livraisons de paquets. Empiriquement, 10% de leurs mouvements ont été vers la gauche. L'utilisation de la modélisation microscopique de ces phénomènes ou des traces GPS précises peut être envisagée.

Conclusion générale et perspectives

Le trafic urbain et le TMV : deux modèles imbriqués

L'objectif de cette thèse est d'étudier les interactions entre la modélisation dynamique du trafic et le TMV. Considérer ces deux modèles de manière imbriquée permet d'étudier leurs comportements et de mesurer les conséquences respectives de leurs coexistences. Plus précisément, l'approche combinée consiste à intégrer chacun de ces deux systèmes de transport l'un à l'autre.

La définition d'indicateurs du trafic fit l'objet de recherches particulières. En effet, capturer les conditions de circulation est nécessaire pour, d'une part, mesurer l'impact du TMV sur le trafic et pour, d'autre part, intégrer ces informations dans la génération de tournées. Plus particulièrement, ces états de trafic sont variables dans l'espace et au cours de la journée ; mais aussi peuvent être synthétisés en mesures fines ou agrégées. Le choix du niveau de granularité est discuté tout au long de la thèse. (i) Une mesure fine des états de trafic permet de capturer des variations localisées et temporaires de l'écoulement du trafic. L'inconvénient est que ce niveau demande une quantité importante de données. Ce niveau de mesure, appliqué à une échelle spatiale ou temporelle trop grande, peut être très complexe à modéliser et coûteux en temps de calcul. (ii) Une mesure agrégée des états de trafic permet de synthétiser les informations du trafic à des échelles spatiales et temporelles élevées. Nous proposons la mesure de zones 3D, qui est une approche considérant conjointement la dimension temps et espace. Les zones 3D permettent de reproduire la dynamique du trafic avec peu de variables. Ces zones 3D sont identifiées par des méthodes de partitionnement de réseaux de transport, adaptées en 3D par la réplification d'un réseau spatial à plusieurs couches temporelles. À notre connaissance, cette approche n'est que peu ou pas étudiée dans la littérature. L'inconvénient de ces méthodes est qu'elles requièrent une collecte complète des informations d'un jour donné. Une alternative proposée, notamment pour des applications en temps réel, est d'utiliser, non pas les zones 3D du jour donné, mais celles de son *jour-type*. En effet, la notion de *jours-type* a été introduite par l'analyse d'une certaine régularité de la dynamique du trafic (par la récurrence de leurs motifs 3D) à travers les jours.

Les impacts du TMV sur le trafic ont été, dans un premier temps, étudiés à l'échelle d'un boulevard urbain. Malgré une littérature dense des phénomènes liés aux réductions mobiles et fixes de la capacité (pouvant être représentés par des PL traversant lentement le réseau et y stationnant en double file), peu de travaux analysent les effets des mouvements logistiques sur le trafic urbain. Considérer une petite échelle spatiale permet d'analyser les impacts pour un premier niveau d'interactions. Au final, le TMV apparaît comme une composante fondamentale qu'il est essentiel de considérer et d'intégrer dans les études du trafic, si l'on veut étudier au mieux les états de trafic d'un réseau multimodal.

La dynamique des informations du trafic influence les prévisions des tournées. Les temps de parcours estimés par les algorithmes de génération de tournées sont plus ou moins proches des temps

de parcours effectifs et varient en fonction de la quantité et de la qualité des informations fournies en entrée. Un intervalle plus court d'actualisation des états de trafic aura tendance à améliorer la justesse des tournées et de leurs temps de parcours estimés. Pour autant, une application opérationnelle des zones 3D montre des résultats pouvant être meilleurs que ceux obtenus par une matrice de vitesses par lien et par période de dix minutes. Intégrer de la dynamique du trafic dans les algorithmes de génération de tournées a permis de mettre en exergue le potentiel d'amélioration des prévisions de tournées.

Perspective n°1 : développement d'un indicateur basé sur les motifs de zones

Quantifier les impacts du TMV à l'échelle d'un quartier ou d'une agglomération peut être envisagé par l'utilisation d'un indicateur basé sur les motifs des zones. Nous distinguons deux phases du TMV : (i) le transport de la marchandise, considéré par des PL traversant le réseau et (ii) la livraison (et/ou prélèvement) de marchandises, réalisée par les PL à l'arrêt (en stationnement). Plus précisément, deux conditions peuvent impacter l'écoulement des VL : (i) la réduction mobile de la capacité, où un PL circule lentement et (ii) la réduction fixe de la capacité, où une livraison est réalisée en double file. Ces phénomènes locaux et temporaires induisent des impacts tendant à être lissés à une échelle agrégée.

L'utilisation de zones, et plus particulièrement de zones 3D, permet de caractériser les états de trafic d'un réseau pendant une période donnée. Les zones 3D sont influencées par la dynamique spatiale et temporelle des états de trafic. Les motifs des zones 3D peuvent être comparés sur des scénarios intégrant ou non le TMV. L'identification de poches de congestion plus importantes pourrait notamment mettre en exergue les effets du TMV sur les conditions de circulation.

Les propriétés des zones sont souvent utilisées comme donnée d'entrée à des modèles tels que pour l'optimisation de tournées, l'assistance routière et la définition de réservoirs en modélisation, où l'objectif est de raffiner les modèles. À notre connaissance, utiliser ces zones comme indicateur d'influence n'est que très peu étudié dans la littérature.

Perspective n°2 : le partitionnement basé sur la densité d'objets

Le partitionnement de réseaux de transport permet d'identifier des zones sur un critère donné. Dans la littérature, les critères utilisés sont souvent issus des états de trafic (la vitesse, la densité ou la concentration) ou des plans de déplacements des véhicules (zones iris). À notre connaissance, le critère « densité d'objets » n'est que peu ou pas étudié. Nous définissons un objet par un individu physique à coordonnées géographiques fixes. Par exemple, un objet peut être un feu de circulation,

une station de rechargement pour véhicule électrique, une borne à vélo de location, un arrêt de bus ou encore une place de parking.

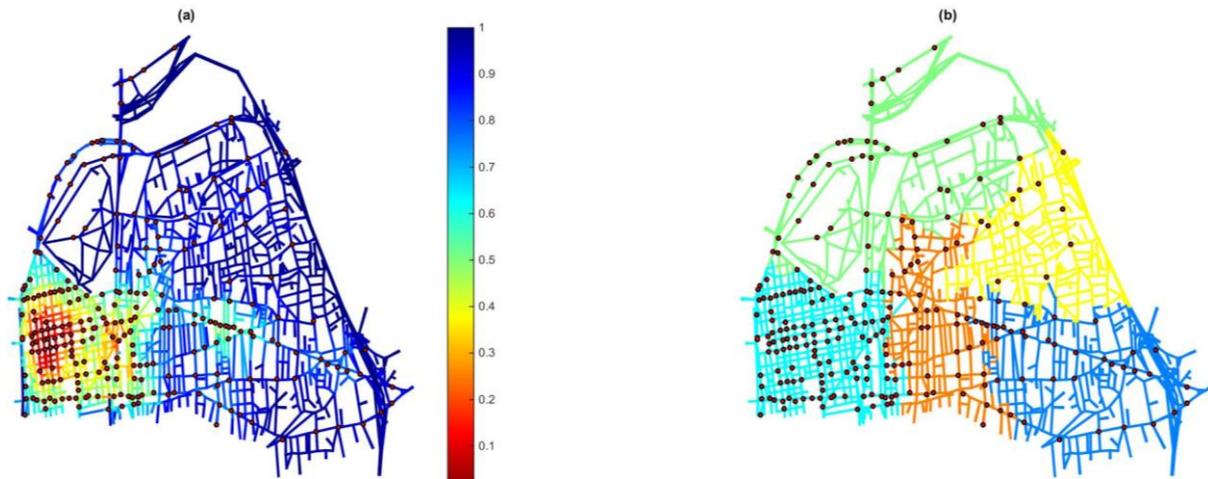


Figure 85 - Réseau de Lyon (a) où les liens sont discrétisés par leurs valeurs microscopiques de densité d_i et (b) partitionné en zones homogènes

Plus particulièrement, la densité de feux de circulation en ville (*e.g.* Figure 85-b) peut susciter un grand intérêt de la part de la communauté. En effet, les feux limitant la capacité du réseau, ils constituent une des caractéristiques majeures de l'infrastructure. [Laval et Castrillon \(2015\)](#) proposent une méthode d'estimation du MFD basée sur les plans de feux. Le postulat posé est que des zones homogènes en densité de feux tendent à être caractérisées par une homogénéité des vitesses moyennes pratiquées. Une perspective d'analyse est de comparer les résultats de partitionnement de réseaux basés sur les vitesses à ceux basés sur la densité des plans de feux. De plus, le partitionnement basé sur la densité des plans de feux peut aider à la définition d'un réservoir ([Mariotte et al., 2017](#)). Nous distinguons au moins trois caractéristiques principales à un réservoir bien défini : des plans de feux homogènes ([Gayah et al., 2014](#) ; [Girault et al., 2016](#)), une distribution spatiale homogène ([Knoop et al., 2015](#) ; [Geroliminis et Sun, 2011](#)) et un réseau géométriquement maillé ([Ortigosa et al., 2015](#) ; [Mühlich et al., 2015](#)).

Nous proposons une adaptation des méthodes de partitionnements étudiées dans cette thèse (*cf.* Chapitre 2) au critère de densité d'objets. Ces méthodes requièrent des réseaux complets, où chaque lien est caractérisé par une variable descriptive quantitative. Ainsi, un indicateur microscopique de la densité (à l'échelle d'un lien) doit être défini. Nous proposons la mesure *densité microscopique* notée d où sa formulation est la suivante :

$$(38) \quad d_i = \sum_{k=1}^{N_c} N_a \times p^k$$

Où d_i est la densité microscopique du lien i par un périmètre donné de rayon k mètres parcourables sur le réseau, N_a est le nombre d'objets, N_c est le nombre de cercles de rayons croissants, p le coefficient de pondération défini $p \leq 1$. Notons que la définition du périmètre influence d_i où un k important tendra à lisser d_i et un k faible tendra à définir à zéro les régions à faible densité d'objets. Le coefficient de pondération permet de mettre en valeur la densité d'objets à faibles distances parcourues du lien i .

La Figure 85-a illustre les valeurs des densités microscopiques discrétisées par un panel de couleurs. Au final, nous proposons deux définitions de mesures agrégées de densité par zone : (1) le ratio du nombre d'objets sur une distance et (2) la densité microscopique moyenne.

Perspective n°3 : le temps de recherche d'aires de livraison

Le stationnement en double file est une pratique existante dans le domaine du TMV permettant aux chauffeurs-livreurs de s'affranchir du temps pour rechercher une aire de livraison disponible et du temps de manœuvre pour stationner. Cette pratique illégale engendre des réductions de capacité de la voirie, donnant lieu à des impacts négatifs sur le réseau (*cf.* Chapitre 1) tels que la formation de congestion.

La simulation est un outil permettant d'évaluer *ex-ante* des solutions logistiques, sur le critère des performances d'écoulement du réseau. Néanmoins, l'acceptabilité des transporteurs vis-à-vis de nouvelles réglementations n'est que très peu considérée dans le domaine de la modélisation du transport. Le comportement des chauffeurs-livreurs par rapport aux réglementations est généralement étudié par les économistes. Nous proposons le temps de recherche comme mesure permettant d'apporter un socle de compréhension des pratiques des chauffeurs-livreurs. L'objectif est de quantifier le temps passé à rechercher des aires de livraison disponibles plutôt que de stationner systématiquement en double file.

Utiliser conjointement les mesures « temps de recherche » pour les PL et « états de trafic » pour les VL permettrait d'évaluer des solutions de gestion des réseaux de transport favorables aux deux systèmes simultanément. Ce postulat est rendu possible par l'hypothèse forte que les livraisons en double file ne sont pas pratiquées. Le temps de recherche est une mesure pouvant aussi évaluer des systèmes de réservation des aires de livraison.

Cette perspective de recherche a fait par ailleurs l'objet d'un encadrement d'un stage de Master réalisé en 2017. Plus précisément, l'influence de l'offre (la densité) et de la demande (le taux d'occupation) d'aires de livraison sur le temps de recherche est étudiée. Notons que le temps de recherche est dépendant des états de trafic, contrairement à la distance parcourue de recherche, usuellement utilisée dans les modèles de parking de VL (Benenson *et al.*, 2008 ; Levy *et al.*, 2013 ; Anderson *et de Palma*, 2004). Le temps de recherche est dynamique, influencé par les conditions de circulation.

Perspective n°4 : évaluation de la mutualisation par le *clustering* de tournées

La mutualisation de tournées de livraison est motivée par le constat que deux PL peuvent emprunter le même itinéraire. Regrouper les marchandises permettrait aux transporteurs de mieux se répartir

spatialement dans les centres villes. Avec des points de livraison plus rapprochés, les véhicules peuvent réduire leurs temps et leurs distances de parcours, induisant une réduction de la consommation de carburant.

De nombreuses études scientifiques évaluent les impacts de la mutualisation sur les performances de la ville, mais aussi pour les transporteurs. Malgré ces avantages économiques *a priori*, les entreprises de transports émettent des réserves à la mutualisation. En effet, le registre des clients regroupe des données confidentielles et stratégiques. Ces données sont essentielles au processus de mutualisation ; que ce soit la mutualisation de la prestation de transport (comme les Centres de Distributions Unifiés) ou la mutualisation des clients. Par exemple, les adresses des clients sont nécessaires à la génération des tournées, le poids des marchandises permet de valider les contraintes de capacité des véhicules, *etc.*

Le principe de mutualisation est en partie basé sur l'hypothèse que les différents transporteurs ont des zones de livraisons en commun. Nous proposons une perspective de méthode permettant d'évaluer le niveau de mutualisation potentielle entre deux transporteurs donnés. L'idée est de mesurer les sections de tournées communes. Cette méthode peut être une adaptation aux méthodes existantes de *clustering* de trajectoires. L'avantage de données telles que les trajectoires réside dans l'anonymisation des clients.

Dans la littérature du domaine du transport, nous identifions deux modes de transport appliqués au *clustering* de trajectoires : (i) les véhicules particuliers et (ii) les taxis. Avec l'émergence des nouvelles technologies, la collecte de trajectoires est de plus en plus populaire. [Camargo et Hernandez \(2016\)](#) proposent une méthode de reconstruction d'itinéraires à partir de traces GPS. (i) [Dandekar et al. \(2016\)](#) s'intéressent aux motifs de déplacements des usagers, où un usager est caractérisé par un nombre certain de trajectoires. Classifier les usagers semble plus complexe que de classifier des trajectoires caractérisées entre autre par une origine et une destination ([Dandekar et al., 2016](#)). Les auteurs utilisent la méthode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) pour identifier les communautés d'usagers. [Xyntarakis et al. \(2015\)](#) proposent d'utiliser les trajectoires de véhicules pour valider et calibrer les modèles de simulation. Notons que les auteurs n'ont pas encore défini un critère de validation pour l'instant. (ii) [Ji-Hua et al. \(2013\)](#) considèrent que les itinéraires de taxis tendent à être les itinéraires les plus représentatifs des conditions de trafic praticables sur le réseau. Le postulat est que les taxis ont une importante expérience de conduite. Les algorithmes de planification d'itinéraires ne prennent que très rarement en compte l'expérience de conduite. Les auteurs montrent des temps de parcours plus faibles avec les chemins générés considérant l'expérience des taxis plutôt les chemins générés par des algorithmes traditionnels. [Lyu et al. \(2016\)](#) classifient les trajectoires des taxis pour planifier les bus à la demande (en anglais *Customized Bus* (CB)). Les auteurs proposent un cadre méthodologique pour la création de ligne de CB basé sur les origines et les destinations des clients. De plus, les lignes de CB générées sont évaluées sur une mesure de profit, en considérant le nombre de clients de taxi pouvant être attirés par les CB. [Cui et al. \(2016\)](#) utilisent les traces GPS de taxis pour mesurer le niveau d'accessibilité des zones d'un réseau.

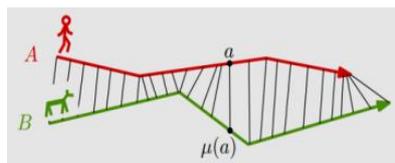


Figure 86 - Illustration de la similarité entre deux trajectoires par [Xyntarakis et al. \(2015\)](#)

La plupart des travaux existant classifiant les trajectoires se basent sur les coordonnées géographiques. Une des applications les plus prometteuses est la classification de traces GPS. Une trajectoire est alors caractérisée par une séquence de coordonnées latitudes et longitudes ([Kim et Mahmassani, 2015](#) ; [Mao et al., 2017](#)). La nouvelle approche proposée consiste à se baser sur la théorie des graphes pour classifier les trajectoires. Une trajectoire est alors considérée comme une séquence d'arcs. L'inconvénient de cette approche est qu'elle nécessite un prétraitement afin de transformer les trajectoires brutes en séquence d'arcs.

La définition de la mesure de similarité entre un couple de trajectoires fait l'objet d'une attention particulière. Dans la littérature, de nombreuses méthodes (principalement issues du domaine des séries temporelles) ont été adaptées aux trajectoires, telles que *Longest Common Subsequence* (LCSS) ([Kearney et Hansen, 1990](#)), *Dynamic Time Warping* (DTW) ([Kruskal, 1983](#)) et *Edit Distance on Real sequence* (EDR) ([Chen et al., 2005](#)). De plus, [Xyntarakis et al. \(2015\)](#) proposent trois mesures de similarité : la somme des distances euclidiennes entre les paires de points des deux trajectoires (cf. Figure 86), l'utilisation du logarithme, et la distance EDIT multidimensionnelle. [Kim et Mahmassani \(2015\)](#) utilisent LCSS pour identifier les trajectoires similaires. Plus récemment, [Mao et al. \(2017\)](#) proposent *Segment-based Dynamic Time Warping* (SDTW) et montrent des résultats meilleurs de 57%, 86% et 31% que ceux basés sur LCSS, EDR et DTW respectivement. [Mao et al. \(2017\)](#) identifient des limites de ces méthodes. Pour DTW, cette méthode se limite à calculer directement les distances point-à-point, ne considérant pas l'influence de la méthode d'échantillonnage sur la génération de séquences. Pour LCSS, cette méthode ne considère que très peu de la distance temporelle des trajectoires. Enfin pour EDR, cette méthode ne considère pas les motifs de trajectoires. [Cascetta et al., 1996](#) proposent le facteur commun noté CF_k , calculant le ratio de longueur commune sur la longueur totale pour toutes les paires de trajectoires. Ce dernier est utilisé par [Duruiseau et Leclercq \(2017\)](#).

Nous proposons une perspective de mesure de similarité de trajectoires à dépendances temporelles, basée sur la notion de *snake* ([Saeedmanesh et Geroliminis, 2016](#)) élevée à trois dimensions. La similarité de *snakes* 3D permettrait de considérer conjointement l'espace et le temps des trajectoires. L'espace du voisinage est à caler, permettant de définir une fenêtre de similarité plus ou moins importante.

Pour aller plus loin, les trajectoires peuvent être classifiées puis étiquetées, comme réalisé par [Magdy et al. \(2015\)](#). Nous identifions au moins deux perspectives d'applications aux *clustering* de trajectoires et plus particulièrement à l'utilisation de la trajectoire type (la trajectoire la plus représentative d'un groupe de trajectoires) : (i) le raffinement de l'estimation des polluants atmosphériques et (ii) le calage pour la modélisation par réservoirs. (i) Dans la littérature, les modèles d'estimations de polluants atmosphériques tendent à être plus précis au niveau d'un réseau homogène. L'échelle d'un quartier ou d'une zone est communément considérée. Pour cette dernière,

l'émission de polluants moyens est approximée par la distance parcourue et la vitesse moyenne des véhicules. L'identification de groupes de trajectoires similaires peut améliorer les modèles d'estimations des polluants par zone, où l'émission d'une trajectoire type est raffinée par zone (vitesse et distance parcourue moyenne par zone). (ii) La modélisation par réservoirs permet de simplifier les flux à l'échelle d'un réseau hétérogène (Yildirimoglu *et al.*, 2015). L'estimation de la longueur de parcours au niveau macroscopique d'un réservoir à un autre est un verrou scientifique (Batista *et al.*, *in prep*). Une trajectoire type traversant plusieurs frontières peut caractériser la longueur de parcours par zone. De plus, plusieurs questions restent actuellement en suspens, telles que la définition de la localisation de k origines par réservoir. Nous identifions au moins trois approches pour définir la position de la première origine par réservoir : (1) considérer le barycentre, (2) les k points de jonction d'entrées (Duruiseau et Leclercq, 2017) et (3) considérer l'origine de la trajectoire type.

Liste des notations

Chapitre 1 - Quantification des impacts des livraisons double file sur le trafic

l_i	Tronçon i
q	Débit
q_{max}	Débit maximum
k	Concentration
k_c	Concentration à capacité
k_{max}	Concentration maximum
u	Vitesse libre
w	Remontée de congestion
d	Distances totales parcourues
Δt	Pas de temps
N_{PL}	Nombre de PL
$vert$	Temps de vert
$cycle$	Temps d'un cycle de feux

Chapitre 2 - Partitionnement spatio-temporel de réseaux de transport

V	Ensemble de nœuds
E	Ensemble des arcs
W	Matrice de similarités
w_{ij}	Similarité entre les nœuds i et j
D	Matrice diagonale
L	Matrice laplacienne normalisée
r	Paramètre de voisinage
σ_N^2	Variance du <i>snake</i> de taille N
\bar{x}_N	Moyenne du <i>snake</i> de taille N
$l_{(i,t)}$	Lien i au temps t
p	Coefficient de pondération
S_{ik}	Sous-séquence du <i>snake</i> S_i à k éléments
ξ	signal d'entrée
N_{cc}	Nombre de CC
n_i	Nombre de liens dans le <i>cluster</i> i
$\bar{\tau}$	Moyenne glissante
$\Delta\tau$	Fenêtre de temps de parcours
L_i	Succession de liens
c_{ij}	Coût de l'arc entre les nœuds i et j
S	Vecteur de vitesses

Chapitre 3 - Estimation de temps de parcours par mappage temps réel

π	Partition
g	Indice du groupe / classe
N_g	Nombre de groupes
π_g^*	Partition consensus du groupe g
N_d	Nombre de dimensions

t	Période
$T(t_a)$	t -ième temps de parcours effectif
$T(t_b)$	t -ième temps de parcours estimé
T_{free}	Temps de parcours en vitesse libre
N_e	Nombre d'éléments d'un vecteur
N_j	Nombre de d'individus dans notre jeu de données (nombre de jours)
b	Barycentre
N_c	Nombre de <i>clusters</i>
τ	Indice d'agrégation
$dist_w(.)$	Distance de Ward
$dist(.)$	Distance Euclidienne
h	Matrice binaire de mappages incorrects
N_{jtest}	Nombre de jours test
N_{jap}	Nombre de jours d'apprentissage
N_h	Taille de h
ϵ	Terme d'erreur
N_{ite}	Nombre d'itérations
γ	Matrice
β	Matrice binaire contenant l'index du premier mappage incorrect
N_z	Nombre de zones
N_p	Nombre de périodes
t	Indice du temps

Chapitre 4 - Raffinement de génération de tournées par la dynamique du trafic

T	Fenêtre temporelle
P	Points de livraison
N_b	Nombre de points de livraisons
N_v	Nombre de variations de la matrice des temps de parcours
$A1$	Temps de parcours effectifs de tournées générés par une approche statique
$A2$	Temps de parcours effectifs de tournées générés par une approche semi-statique
$A3$	Temps de parcours effectifs de tournées générés par une approche dynamique basée sur les zones spatio-temporelles, issues de méthode partitionnement du réseau de transport
$A4$	Temps de parcours effectifs de tournées générés par une approche dynamique des liens 3D
TT	Temps de parcours total effectif
ΔD	Écart de temps entre les temps de parcours effectifs de deux tournées
$T(t_e)$	Temps de parcours estimé d'une approche donnée

Conclusion générale et perspectives

N_l	Nombre de liens spatiaux d'un réseau donné
N_a	Nombre d'aires de livraisons
d	Densité d'aire de livraisons

Liste des abréviations

ACP	Analyse en Composantes Principales	<i>Principal Component Analysis</i>
AL	Aire de Livraison	<i>Freight Loading Zone</i>
ANMI	Information Mutuelle normalisée moyen	<i>Average Normalized Mutual Information</i>
ARI	Rand Index ajusté	<i>Adjusted Rand Index</i>
BCRC	Meilleur coût d'une tournée par recombinaison	<i>Best Cost Route Crossover</i>
BDD	Base De Données	<i>Database</i>
BOEM	Meilleur élément à déplacer	<i>Best One Element Move</i>
CAH	Classification Ascendante Hiérarchique	<i>Hierarchical Ascendant Classification</i>
CRS	Sous-séquence de représentant de clusters	<i>Cluster-Representative Subsequences</i>
DBSCAN	Classification spatiale basée sur la densité avec application de bruit	<i>Density-based spatial clustering of applications with noise</i>
DF	Diagramme Fondamental	<i>Fundamental Diagram</i>
DTW	Déformation temporelle dynamique	<i>Dynamic Time Warping</i>
EDR	Distance Edit sur séquence réelle	<i>Edit Distance on Real sequence</i>
GNG	Gaz neuronal grandissant	<i>Growing neural gas</i>
HCM	Manuel de Capacité d'autoroute	<i>Highway Capacity Manual</i>
JC	Coefficient de Jaccard	<i>Jaccard Coefficient</i>
LCSS	Plus longue sous-séquence commune	<i>Longest Common Subsequence</i>
LOS	Niveau de service	<i>Level Of Service</i>
LWR	Lighthill, Whitam et Richards	<i>Lighthill, Whitam and Richards</i>
MAE	Erreur moyenne absolu	<i>Mean Absolute Error</i>
MAP	Maximum à Postériori	<i>Maximum a posteriori estimation</i>
MAPE	Pourcentage d'erreur moyenne absolu	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MFD	Diagramme Fondamental Macroscopique	<i>Macroscopic Fundamental Diagram</i>
MSL	Vitesse moyenne par lien	<i>Mean Speed Link</i>
MSZ	Vitesse moyenne par zone	<i>Mean Speed Zone</i>
NCut	Coupe spectrale normalisée	<i>Normalized Cut</i>
NMI	Information mutuelle normalisée	<i>Normalized Mutual Information</i>
OD	Origine-Destination	<i>Origin-Destination</i>
OEM	Déplacement d'un élément	<i>One Element Move</i>
PT	Post-Traitement	<i>Post-treatment</i>
RI	Index de Rand	<i>Rand Index</i>
RMSE	Erreur moyenne quadratique	<i>Root Mean Square Error</i>
SDD	Distance de différence symétrique	<i>Symmetric Difference Distance</i>
SDTW	Déformation temporelle Dynamique basé sur segments	<i>Segment-based Dynamic Time Warping</i>
SIG	Système d'Information Géographique	<i>Geographic information system</i>
SVM	Machine à vecteurs de support	<i>Support Vector Machine</i>
TMV	Transport de Marchandises en Ville	<i>Urban good mobility</i>
TOL	Voie réservée aux camions	<i>Truck-Only Lane</i>
TRAL	Temps de recherche d'Aires de Livraisons	<i>Freight Loading Zone Searching time</i>
TSP	Problème du voyageur de commerce	<i>Travelling Salesman Problem</i>
VL	Véhicules Légers	<i>Particular Vehicle</i>
VMT	Véhicule-Mile parcouru	<i>Vehicle-Miles Traveled</i>
VRP	Problème de génération de tournées	<i>Vehicle Routing Problem</i>

VRPRP	Problème de génération de tournées à dépendance temporelles	<i>Vehicle Routing Problem Time Dependent</i>
VRPTW	Problème de génération de tournées à fenêtre temporelles	<i>Vehicle Routing Problem Time Window</i>

Liste des tableaux

Tableau 1 - Notations.....	12
Tableau 2 - Temps de parcours estimés et effectifs.....	115

Liste des figures

Figure 1 - Intégration imbriquée des deux modèles : de TMV et de trafic.....	2
Figure 2 - Schéma des axes de recherches.....	3
Figure 3 - Illustration d'une livraison en double file.....	7
Figure 4 - (a) Le réseau théorique mais réaliste d'un boulevard commerçant et (b) la carte Google Maps du cours Lafayette à Lyon.....	12
Figure 5 - (a-b) Diagrammes espace-temps représentant des trajectoires de véhicules	13
Figure 6 - Illustration d'une région spatio-temporelle notée A , dans le plan $t-x$ (Daganzo, 1997)	14
Figure 7 - Diagramme Fondamental triangulaire.....	15
Figure 8 - Illustration d'un MFD	15
Figure 9 - (a) File d'attente créée par un arrêt de PL et (b) extrait de la modélisation microscopique.....	18
Figure 10 - Courbes MFD intégrant des PL stationnant en double file durant (a) 10 minutes, (b) 20 minutes et (c) 30 minutes	19
Figure 11 - (a, c) La capacité en fonction du nombre de PL représentée en 2D et 3D respectivement et (b) la capacité en fonction de la distance inter-PL.....	20
Figure 12 - (a) Représentation des q_{in} sur les courbes MFD et (b) analyse de la largeur des plateaux	20
Figure 13 - Niveaux de service intégrant des PL stationnant en double file (a) 10 minutes, (b) 20 minutes et (c) 30 minutes	21
Figure 14 - (a) La moyenne des temps de parcours par scénario sur l'écart-type et (b) la moyenne des vitesses par scénario sur l'écart-type	21
Figure 15 - Distribution d'un nombre de mouvements hebdomadaires pour une catégorie donnée ...	23
Figure 16 - Scénarisation d'une matinée avec (a-c) 123 mouvements distribués de manière uniforme et normale respectivement, (b-d) 68 mouvements distribués de manière uniforme et normale respectivement et (d) la capacité des quatre scénarios.....	25
Figure 17 - Voie de droite (a) mixte et (b) multi-usages	26
Figure 18 - Chroniques de demande	27
Figure 19 - Illustration (a) d'un réseau de transport (b) où des zones sont identifiées	30
Figure 20 - Principe de partitionnement d'un réseau avec une approche (a) quasi-statique et (b) dynamique.....	32

Figure 21 - Illustration d'un réseau de transport et son graphe non orienté correspondant, considérant comme nœuds (a) les liens et (b) les intersections.....	33
Figure 22 - (a) Définition des liens du réseau de transport, en nœud d'un graphe par : (b) les points au milieu des liens, (c) les points en amont des liens et (d) les points en aval des liens	34
Figure 23 - Illustrations de <i>moving clustering</i> tirées de (a) Li <i>et al.</i> (2010), (b) Kalnis <i>et al.</i> (2005) et (c) Liu et Ban (2013).....	36
Figure 24 - Cas illustratif où le minimum <i>cut criterion</i> est impertinent (Shi et Malik, 2000)	37
Figure 25 - (a) Réseau test partitionné : (b) considérant W avec des zéros et (c-d) sans zéros.....	40
Figure 26 - Résultats illustratifs de <i>NCut</i> sur (a) une image d'un cyclone où une seule composante est visualisée (Shi et Malik, 2000) et (b) un réseau de transport partitionné en deux clusters (Saeedmanesh et Geroliminis, 2016)	41
Figure 27 - Illustration des données d'entrées et leurs graphes associés en fonction des domaines d'application	41
Figure 28 - Exemple de séquences de trois <i>snakes</i>	43
Figure 29 - (a-d) Exemple de quatre <i>snakes</i> (leur nombre de liens et leur vitesse moyenne) calculés sur le réseau du 6ème arrondissement de Paris.....	43
Figure 30 - Exemple de la variance de deux <i>snakes</i>	44
Figure 31 - Liens voisins (en vert) du lien rouge, selon une approche (a) 2D et (b) 3D	45
Figure 32 - Comparaison des temps de calcul de trois approches de construction de la matrice de similarités pour un réseau donné de 10512 liens 3D (219 liens sur 48 périodes).....	46
Figure 33 - Complexité des <i>snakes</i> en fonction de la topologie du réseau	47
Figure 34 - Évaluation systématique de partitionnements par des longueurs de <i>snakes</i>	48
Figure 35 - Comparaison des résultats de partitionnement par deux points de séparation.....	50
Figure 36 - Image 2D partitionné par (a) DBSCAN, (b) <i>k</i> -means à la première itération et (c) <i>k</i> -means à la dernière itération	51
Figure 37 - (a et b) Une image 2D et sa dernière itération de l'algorithme GNG et (c) les résultats de GNG sur un réseau de transport 3D.....	52
Figure 38 - Résultats d'un partitionnement d'un réseau 3D en deux zones par (a) GNG-A et (b) GNG-B	53
Figure 39 - (a, c) Exemples illustrant les zones d'un réseau 2D et 3D respectivement par une méthode de <i>clustering</i> et (b, d) leurs PT correspondants.....	54
Figure 40 - Comparaison des performances de DBSCAN et GNG sans et avec le post-traitement....	55

Figure 41 - Étude systématique sur l'impact du post-traitement sur les méthodes <i>NCut</i> basé sur la similarité des <i>snakes</i> , DBSCAN et <i>k</i> -means	55
Figure 42 - Comparaison entre les performances du PT où GNG est paramétré $n = 10$ et $n = k$ sous l'indicateur (a) TVn et (b) CCD.....	56
Figure 43 - (a) 3 <i>clusters</i> : vert, rouge et jaune, puis résultante de 2 <i>clusters</i> par (b) fusion des <i>clusters</i> vert et jaune création d'un « pont » (en pointillé) et par (c) fusion des <i>clusters</i> adjacent rouge et jaune	56
Figure 44 - Exemple d'une évaluation systématique d'une méthode de partitionnement.....	59
Figure 45 - Les temps de parcours excédant la fenêtre des temps de parcours (courbe noire) sont considérés comme des observations aberrantes	60
Figure 46 - Illustration de trois temps de parcours mesurés	61
Figure 47 - (a) Données disponibles normalisées par le nombre de caméras utilisées pour 42 jours et (b) estimation des vitesses pour un réseau donné	64
Figure 48 - Réseau d'Amsterdam sous trois différents niveaux de granularité.....	65
Figure 49 - Exemples de topologie de réseau de transport et leurs simplifications correspondantes..	66
Figure 50 - Partitionnement du réseau d'Amsterdam (de 7h à 17h) où les zones 3D ($n = 2$) sont obtenus avec (a) <i>NCut</i> basé sur la matrice de similarités des <i>snakes</i> , (b) DBSCAN, (c) <i>k</i> -means	68
Figure 51 - (a, b, c) Visualisation 3D du réseau par partitionné par <i>k</i> -means de deux à quatre zones spatio-temporelles et (d, e, f) leurs histogrammes de vitesses correspondants.....	69
Figure 52 - Évaluation des méthodes de partitionnement par les trois métriques	70
Figure 53 - Cross-évaluation des méthodes de partitionnement (a) <i>NCut</i> basé sur la similarité des <i>snakes</i> , (b) DBSCAN et (c) <i>k</i> -means.....	71
Figure 54 - Évaluation systématique des partitionnements journaliers où le nombre de zones est (a) systématique et (b-e) fixé à neuf	72
Figure 55 - Illustration du mappage en temps réel	77
Figure 56 - Classification par GMM à partir des deux premières composantes principales des profils de vitesses	80
Figure 57 - Identification de quatre clusters d'objets 3D : (1) les chaussures, (2) les véhicules (VL et PL), (3), les animaux (lions, tigres, hippopotame et rhinocéros) et (4) les légumes (oignons et poivrons) (Basri <i>et al.</i> , 1998).....	81
Figure 58 - Temps d'exécution pour calculer la similarité d'une paire de partitions	83
Figure 59 - (a-d) Illustrations des partitions représentées en matrice adjacente de πa , $\pi b1$, $\pi b2$ et $\pi b3$ respectivement.....	84
Figure 60 - Dendrogramme des résultats de CAH.....	85

Figure 61 - Distribution des similarités des partitions	87
Figure 62 - Représentation des composantes principales des profils (a) par pourcentage de variance, (b) par la représentation des variables et (c) par la représentation des individus	87
Figure 63 - (a) Qualité de partitionnement par CAH et <i>NCut</i> ; histogramme des partitions classifiées en deux et quatre classes par (b-c) CAH et (d-e) <i>NCut</i>	88
Figure 64 - Visualisation des jours 3D partitionnés en 9 zones, puis classifiés par <i>NCut</i> en quatre classes basées sur la similarité des positions spatio-temporelles des zones	89
Figure 65 - (a-d) Répartition de l'échantillon discrétisée par les différents jours de la semaine pour chaque groupe de jours respectivement	90
Figure 66 - (a) Nombre de liens-frontières par jour et (b) sa distribution	92
Figure 67 - Illustration de deux cas de motif de zones spatio-temporelles impactant le nombre de liens-frontières	92
Figure 68 - Création de partitions consensuelles par OEM à 60000 itérations pour les quatre classes respectivement	93
Figure 69 - (a-c) Distance d'un nouveau jour considérant respectivement le barycentre, le nuage de points et le point du nuage de points le plus près ; (d,e) contres exemples de la méthode par nuage de points et par le point le plus près	94
Figure 70 - Visualisation des dix chemins sur le réseau d'Amsterdam.....	95
Figure 71 - Schéma de la construction de partitions consensuelles et profils-types de vitesses MSZ	96
Figure 72 - Illustration des notations pour une séquence de mappages.....	97
Figure 73 - (a) ME, (b) ME ventilées par heure et (c) la distribution de MS	99
Figure 74 - (a) Estimation des temps de parcours par un jour test où les véhicules partent à 8h et (b) visualisation de tous les temps de parcours confondus.....	100
Figure 75 - Estimation des temps de parcours des 10 chemins à partir de 8h, toutes les 10 minutes, jusqu'à 12h où (a-b) APE et RMSE sont agrégé au jour test et (c-d) MAPE et RMSE sont agrégés à la cross-validation	100
Figure 76 - Estimation des temps de parcours raffiné évalué par MAPE et RMSE où le profil-type de vitesses est (a-b) MSZ et (c-d) MSL.....	101
Figure 77 - (a) Illustration du problème du voyageur et (b) son graphe correspondant	105
Figure 78 - (a, b) Illustrations des chemins à parcourir pour deux points donnés en fonction de l'origine et la destination définie	106
Figure 79 - Schéma de la méthodologie de comparaison	112
Figure 80 - (a) Réseau de Villeurbanne et (b) extrait de la simulation microscopique	114

Figure 81 - (a, b) Ordonnancements calculés par une approche statique et quasi-statique respectivement et (c) les temps de parcours	115
Figure 82 - (a) Réseau d'Amsterdam illustrant une solution de TSP et (b) zones spatio-temporelles	116
Figure 83 - (a) Exemple de temps de parcours effectifs d'une tournée par les quatre différentes approches de TSP et (b) l'écart entre les temps de parcours des différentes approches, avec l'approche A4 ayant le plus fin niveau d'informations.....	118
Figure 84 - (a) L'histogramme des temps de parcours d'un lien donné à 8h et (b) les temps de parcours des différentes variations des états de trafic, à partir des tournées optimales et robustes...	120
Figure 85 - Réseau de Lyon (a) où les liens sont discrétisés par leurs valeurs microscopiques de densité d_i et (b) partitionné en zones homogènes	125
Figure 86 - Illustration de la similarité entre deux trajectoires par Xyntarakis <i>et al.</i> (2015).....	128

Références

1. ADEME, 2010. Logistique Urbaine : Agir Ensemble, Agence de l'Environnement de la Maitrise de l'Energie.
2. Allen, J., Browne, M., Woodburn, A., Leonardi, J., 2012. The role of urban consolidation centres in sustainable freight transport. *Transport Reviews*, 32 (4), 473-490.
3. Alvarenga, G.B., Mateus, G.R., Tomi, G., 2007. A genetic and set partitioning two-phase approach for the vehicle routing problem with time windows. *Computer and Operations Research*, 34, 1561-1584.
4. Ambrosini, C., Meimbresse, B., Routhier, J., Sonntag, H., 2008. Urban freight policy-oriented modelling in Europe. In: Taniguchi, E., Thompson, R.G. (Eds.), *Innovations in City Logistics*. Nova Science Publishers, Hauppauge, NY, 197–212.
5. Ambrosini, C., Patier, D., Routhier, J.L., 2010. Urban freight establishment and tour based surveys for policy oriented modelling. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2 (3), 6013-6026.
6. Ambrosini, C., Gonzalez-Feliu, J., Toilier, F., 2013. A design methodology for scenario-analysis in urban freight modelling, *European Transport/Trasporti Europei*, 54 (7), 1-21.
7. Amirjamshidi, G., 2015. Assessment of Commercial Vehicle Emissions and Vehicle Routing of Fleets using Simulated Driving Cycles. Thèse à l'Université de Toronto.
8. Anand, A., Quak, H., van Duin, R., Tavasszy, L., 2012. City logistics modeling efforts: trends and gaps – a review. In: Taniguchi, E., Thompson, R.G. (Eds.), *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, vol. 39. Elsevier Ltd., 101–115.
9. Anderson, S.P., de Palma, A., 2004. The economics of pricing parking. *Journal of Urban Economics*, 55 (1), 1-20.
10. Barnes, E.R., 1982. An Algorithm for Partitioning the Nodes of a Graph. *SIAM Journal on Algebraic Discrete Methods*, 3 (4), 514-550.
11. Basri, R., Roth, D., Jacobs, D., 1998. Clustering appearances of 3D objects. In *Proc. of IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, 414-420.
12. Batista, S., Leclercq, L., *in prep.* Trip length estimation for the macroscopic traffic simulation: scaling microscopic into macroscopic networks. To be submitted to *Transportation Research Part B: Methodological*.
13. Bender, M.A., Sethia, S., Skiena, S.S., 1999. Efficient Data Structures for Maintaining Set Partitions. *Proceedings of the Seventh Scandinavia Workshop on Algorithm Theory*, 83-96.
14. Benenson, I., Martens, K., Birfir, S., 2008. PARKAGENT: an agent-based model of parking in the city. *Computers, Environment and Urban Systems*, 32 (6), 431-439.

15. Benkabou, S.-E., Benabdeslem, K., Bruno, C., 2016. Entropy-based clustering for anomaly detection from time-series data. ICML Workshop on Anomaly detection, 2016, New York, United States.
16. Bertolacci, M., Wirth, A., 2007. Are approximation algorithm for consensus clustering worthwhile? Proceedings of the Seventh SIAM International Conference on Data Mining.
17. Beziat, A., 2016. Approche des liens entre transport de marchandises en ville, formes urbaines et congestion : le cas de l'île de France. Thèse, Université Paris-Est.
18. Blei, D.M., Ng, A.Y., Jordan, M.I., 2003. Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 993-10222.
19. Bodin, L.D., Golden, B.L., Assad, A.A., Ball, M.O., 1983. Routing and scheduling of vehicles and crews. The state of the art. *Computers and Operations Research*, 10, 69-211.
20. Bollobas, B., Das, G., Gunopulos, D., Mannila, H., 1997. Time-series similarity problems and well-separated geometric sets. SCG '97 Proceedings of the thirteenth annual symposium on Computational geometry, 454-456.
21. Bonnel, P., 2004. Prévoir la demande de transport, Presses de l'ENPC, Paris.
22. Boyce, D.E., Chon, K.S., Ferris, M.E., Lee, Y.J., Lin K.-T., Eash, R.W., 1985. Implementation and Evaluation of Combined Models of Urban Travel and Location on a Sketch Planning Network, University of Illinois at Urbana—Champaign, Urbana, and Chicago Area Transportation Study, Chicago.
23. Brackstone, M., McDonald, M., 1999. Car-following: a historical review. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2 (4), 181-196.
24. Bremmer, D., Cotton, K.C., Cotey, D., Prestrud, C.E., Westby, G., 2004. Measuring congestion – learning from operational data. *Transportation Research Record*, 1895, 188-196.
25. Bretherton, R.D., 1990. Scoot urban traffic control system – Philosophy and evaluation. *Control, Computers, Communication in Transportation*, 237-239, 19–21 September 1989, Paris (France).
26. Buisson, C., Ladier, C., 2009. Exploring the impact of homogeneity of traffic measurements on the existence of Macroscopic Fundamental Diagrams. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2124, 127-136.
27. Camargo, P.V., Hernandez, S.V., 2016. Vehicle route reconstruction from GPS data: a map-matching algorithm harnessing open source software. ARRB Conference, 27th, 2016, Melbourne, Victoria, Australia.
28. Cao, J., Menendez, M., Nikias, V., 2016. The effects of on-street parking on the service rate of nearby intersections. *Journal of Advanced Transportation*, 50, 406-420.
29. Cascetta, E., Nuzollo, A., Russo, F., Vitetta, A., 1996. A Modified Logit Route Choice Model Overcoming Path Overlapping Problems. Specification and Some Calibration Results for Interurban Networks. Proceedings of the 13th International Symposium on Transportation and Traffic Theory, Lyon, France, July 24–26.

30. Celebi, M.E., 2011. Improving the performance of k-means for color quantization. *Image and Vision Computing*, 29 (4), 260-271.
31. Chanut, S., 2005. A first-order macroscopic traffic flow model for mixed traffic including moving bottlenecks effects. *Proceedings of the 16th Meeting of the International Symposium on Transportation and Traffic Theory*, 323-344.
32. Charbonnier, S., Pitton, A., et Vassilev. A., 2012. Vehicle re-identification with a single magnetic sensor. In *Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, 380-385.
33. Chen, C., Skabardonis, A., Varaiya, P., 2003. Travel-time reliability as a measure of service. *Transportation Research Record*, 1855, 74-79.
34. Chen, H.-K., Hsueh, C.-F., Chang, M.-S., 2006. The real-time time-dependent vehicle routing problem. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 42, 383-408.
35. Chen, L., Zsu, M.T., Oria, V., 2005. Robust and fast similarity search for moving trajectories. *Proceedings of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, Baltimore, MD, USA, 14-16 June 2005, 491-502.
36. Cheng, C., Skabardonis, A., Varaiya, P., 2004. Systematic identification of freeway bottlenecks. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1867, 46-52.
37. Cheng, T., Anbaroglu., B, 2010. Spatio-Temporal Clustering of Road Network Data. *Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, 6319, 116-123.
38. Cherrett, T., Allen, J., McLeod, F., Maynard, S., Hickford, A., Browne, M., 2012. Understanding urban freight activity—key issues for freight planning. *Journal of Transport Geography* 24, 22–32.
39. Chiabaut, N., Xie, X., Leclercq, L., 2012. Road capacity and travel times with Bus Lanes and Intermittent Priority Activation: Analytical Investigations. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2315, 182-190.
40. Chiabaut, N., Lopez, C., Leclercq, L., 2016. Evaluation of the performance of an urban freight system using a Multi-use Lane Arterial. *95th Annual Meeting of the Transportation Research Board*, 16-0167.
41. Chow, J.Y.J., Yang, C.H., Regan, A.C., 2010. State-of-the art of freight forecast modeling: lessons learned and the road ahead. *Transportation* 37 (6), 1011–1030.
42. Christofides, N., 1985. Vehicle routing. *The Traveling Salesman Problem. A Guided Tour of Combinatorial Optimization*, Wiley, Chichester, 431-448.
43. Clarke, G., Wright, J.W., 1964. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research* 12, 568-581.
44. Comi, A., Donnelly, R., Russo, F., 2014. Urban freight models. In: Tavasszy, L., De Jong, J. (Eds), *Modelling Freight Transport*, Elsevier, 163-200 (chapter 8).

45. Conrad, R.G., Figliozzi, M.A., 2010. Algorithms to Quantify Impact of Congestion on Time-Dependent Real-World Urban Freight Distribution Networks. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2168, 103-113.
46. Cortes, C., Vapnik, V., 1995. Support-vector networks. *Machine Learning*, 20 (3), 273-297.
47. Courbon, T., Leclercq, L., 2011. Cross-comparison of macroscopic fundamental diagram estimation methods. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 20, 417-426.
48. Cover, T.M., Thomas, J.A., 1991. *Elements of Information Theory*, Wiley.
49. Cox, I.J., Rao, S.B., Zhong, Y., 1996. Ratio regions: A technique for image segmentation. *Pattern Recognition*, 557, Vienna (Austria). doi:10.1109/ICPR.1996.546886
50. Crainic, T.G., Gendreau, M., Potvin, J.-Y., 2009. Intelligent Freight-Transportation Systems: Assessment and the Contribution of Operations Research. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 17 (6), 541-557.
51. Crainic, T.G., Ricciardi, N., Storchi, G., 2009. Models for evaluating and planning city logistics systems. *Transportation Science* 43 (4), 432–454.
52. Cugliari, J., Goude, Y., Poggi, J.-M., 2015. Disaggregated electricity forecasting using wavelet-based clustering of individual consumers. *Energy Conference ENERGYCON*, 16156641.
53. Cui, J., Liu, F., Janssens, D., An, S., Wets, G., Cools, M., 2016. Detecting urban road network accessibility problems using taxi GPS data. *Journal of Transport Geography*, 51, 147–157.
54. Dablanc, L., 2008. Urban Goods Movement and Air Quality, Policy and Regulation Issues in European Cities. *Journal of Environmental Law*, 20 (2), 245-266.
55. Dablanc, L., 2011. Freight transport, a key for urban economics. Guidelines for practitioners. In Macharis, C., Melo, S. (Eds.), *City distribution and urban freight transport*, Chaltenham: Edward Elgard Publishing, 13-36.
56. Daganzo, C.F., 1984. The distance traveled to visit N-points with a maximum of C-stops per vehicle - an analytic model and an application. *Transportation Science* 18 (4), 331–350.
57. Daganzo, C.F., 1997. *Fundamentals of transportation and traffic operations*. Oxford; New York : Pergamon.
58. Daganzo, C.F., Laval, J.A., 2005. On the numerical treatment of moving bottlenecks. *Transportation Research Part B*, 39 (1), 31-46.
59. Daganzo, C.F., Knoop, V., 2016. Traffic flow on pedestrianized streets. *Transportation Research Part B: Methodological*, 86, 211-222.
60. Dai, P., Liu, K., Feng, L., Zhuge, Q., Lee, V.C.S., Son, S.H., 2016. Adaptive scheduling for real-time and temporal information services in vehicular networks. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 71, 313-332.
61. Dandekar, A., Bressan, S., Abdessalem, T., Wu, H., Ng, W.S., 2016. Detecting Communities of Commuters: Graph Based Techniques Versus Generative Models. *OTM Confederated International Conferences "On the Move to Meaningful Internet Systems"*, 485-502.

62. Delhome, R., Billot, R., Duret, A., El Faouzi, N.-E., 2015. Halphen Distribution System, Toolbox for Modeling Travel Time Variability. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2490, 32-40.
63. Delhome, R., Billot, R., El Faouzi, N.-E., 2017. Travel time statistical modeling with the Halphen distribution family. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, Mai 2017, 1-13.
64. Dell'Amico, M., Hadjidimitriou, S., 2012. Innovative logistics model and containers solution for efficient last mile delivery. *Procedia - Social and Behavioral Sciences, Transport Research Arena*, 48, 1505-1514.
65. Delling, D., Goldberg, A.V., Razenshteyn, I., Werneck, R.F., 2011. Graph Partitioning with Natural Cuts. *Parallel & Distributed Processing Symposium (IPDPS)*, 1135-1146.
66. Desrochers, M., Lenstra, J.K., Savelsbergh, M.W.P., Soumis, F., 1988. Vehicle routing with time windows: optimization and approximation. *Vehicle Routing: Methods and Studies*, 16, 65-84.
67. Dijkstra, E.W., 1959. A note on Two Problems in Connexion with Graphs. *Numerische mathematik*, 1, 269-271.
68. Donati, A.V., Montemanni, R., Casagrande, N., Rizzoli, A.E., Gambardella, L.M., 2008. Time dependent vehicle routing problem with a multi ant colony system. *European Journal of Operational Research*, 185, 1174-1191.
69. Dréo, J., Pérovski, A., Siarry, P., Taillard, E., 2006. *Metaheuristics for Hard Optimization*, Springer, Berlin.
70. Durán-Hormazábal, E., Tirachini, A., 2016. Estimation of travel time variability for cars, buses, metro and door-to-door public transport trips in Santiago, Chile. *Research in Transportation Economics*, 59, 26-39.
71. Duruisseau, C., Leclercq, L., 2017. Path Selection methods and Network Performance: a Sensitivity Analysis. 6th Symposium of the European Association for Research in Transportation (hEART), September 12-14, Haifa, Israel, 2017.
72. Eash, R.W., Chon, K.S., Lee Y.J., Boyce, D.E, 1983. Equilibrium Traffic Assignment on an Aggregated Highway Network for Sketch Planning, *Transportation Research Record*, 994, 30-37.
73. Edie, L.C., 1963. Discussion of traffic stream measurements and definitions. *Proceedings of the 2nd International Symposium on the Theory of Traffic Flow*, 139-154.
74. El Faouzi, N.-E., Maurin, M., 2007. Reliability metrics for Path Travel Time under Log-normal distribution. *The 3th International Symposium on Transportation Network Reliability, proceedings*.
75. Erera, A., 2000. *Design of Large-Scale Logistics Systems for Uncertain Environments*. Thesis, University of California-Berkeley, United States.
76. Ester, M., Kriegel, H.P., Sander, J., Xu, X., 1996. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data mining*, 226–231.

77. Etemadnia, H., Abdelghany, K., Hassan, A., 2014. A network partitioning methodology for distributed traffic management applications. *Transportmetrica A: Transport Science*, 10 (6), 518-532.
78. European Union INTERREG IVG, 2011. Sustainable Urban Goods Logistics. City Logistics Best Practices: a Handbook for Authorities. Barcelona, Spain.
79. Fang, Y., Chu, F., Mammar, S., Che, A., 2013. An optimal algorithm for automated truck freight transportation via lane reservation strategy. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 26, 170-183.
80. Fawlkes, E.B., Mallows, C.L., 1983. A method for comparing two hierarchical clusterings. *Journal of the American Statistical Association*, 78, 553-584.
81. Feng, Y., Tong, X., Li, Y., 2008. Spatial-temporal data model and fractal analysis of transportation network in GIS environment. *Geoinformatics 2008 and Joint Conference on GIS and Built Environment: The Built Environment and Its Dynamics*, 71443D (November 05, 2008). doi:10.1117/12.812871
82. Feng, Y., Head, K.L., Khoshmaghan, S., Zamanipour, M., 2015. A real-time adaptive control in a connected vehicle environment. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 55, 460-473.
83. Fiedler, M., 1973. Algebraic connectivity of graphs. *Czechoslovak Mathematical Journal*, 23, 298-305.
84. Figliozzi, M.A., 2006. Modeling Impact of Technological Changes on Urban Commercial Trips by Commercial Activity Routing Type. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1964, 118-126.
85. Figliozzi, M.A., 2007. Analysis of the efficiency of urban commercial vehicle tours: data collection, methodology, and policy implications. *Transportation Research Part B: Methodological*, 41, 1014-1032.
86. Figliozzi, M.A., 2008. Planning approximations to the average length of vehicle routing problems with time window constraints. *Transportation Research Part B: Methodological*, 43 (4), 438-447.
87. Figliozzi, M.A., 2009. A Route Improvement Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Dependent Travel Times. *Proceedings of the 88th Transportation Research Board Annual Meeting*. Washington DC. USA.
88. Figliozzi, M.A., 2010. Vehicle Routing Problem for Emissions Minimization. *Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board*, 2197.
89. Figliozzi, M.A., 2011. The Impacts of Congestion on Time-definitive Urban Freight Distribution Networks CO2 Emission Levels: results from a case study in Portland, Oregon. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 19, 766-778.
90. Figliozzi, M., Tipagornwong, C., 2017. Impact of last mile parking availability on commercial vehicle cost and operations. *Supply Chain Forum: An International Journal*, May 2017, 1-9.

91. Filkov, V., Skiena, S., 2004. Integrating microarray data by consensus clustering. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 13 (4), 863–880.
92. Fred, A., 2002. Similarity Measures and Clustering of String Patterns. *Pattern Recognition and String Matching*.
93. Friesz, T.L., Tobin, R., Harker, P., 1983. Predictive intercity freight network models: the state of the art. *Transportation Research*, 17A, 409-417.
94. Fritzke, B., 1995. A growing Neural Gas Network Learns Topologies. *Advances in Neural Information Processing Systems* 7, 625-632.
95. Gao, J., Ozbay, K., 2016. Modeling double parking impacts on urban street. *Transportation Research Board 95th Annual Meeting*, 16-4854.
96. Gaskell, T., 1967. Bases for vehicle fleet scheduling. *Operational Research Quarterly*, 18, 281-295.
97. Gayah, V.V., Gao, X., Nagle, A.S., 2014. On the impacts of locally adaptive signal control on urban network stability and the Macroscopic Fundamental Diagram. *Transportation Research Part B: Methodological*, 70, 255-268.
98. Gazis, D.C., Herman, R., 1992. *Transportation Science*, 26 (3), 223-229.
99. Gendreau, M., Hertz, A., Laporte, G., 1991. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem. *Publication #777, Centre de recherche sur les transports, Montréal*.
100. Gérardin, B., Patier, D., Routhier, J.L., Segalou, E., 2000. Diagnostic du Transport de marchandises dans une agglomération. *Programme national Marchandises en ville, DRAST*.
101. Geroliminis, N., Daganzo, C.F. 2007. Macroscopic Modeling of Traffic in Cities, *Transportation Research Board 86th Annual Meeting*, 07-0413.
102. Geroliminis, N., Daganzo, C.F, 2008. Existence of urban-scale macroscopic fundamental diagrams: Some experimental findings. *Transportation Research Part B: Methodological*, 42 (9), 759–770.
103. Geroliminis, N., Sun, J., 2011. Properties of a well-defined macroscopic fundamental diagram for urban traffic. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45 (3), 605–617.
104. Geroliminis, N., Boyaci, B., 2012. The effect of variability of urban systems characteristics in the network capacity. *Transportation Research Part B: Methodological*, 46 (10), 1607-1623.
105. Ghaemi, R., Sulaiman, M.N., Ibrahim, H., Mustapha, N., 2009. A Survey: Clustering Ensembles Techniques. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 50, 636-645.
106. Giesen, R., Mahmassani, H.S., Jaillet, P., 2009. *Logistics in Real Time: Inventory Routing Operations under Stochastic Demand*. *Innovations in Distribution Logistics*, Springer, 109-148.
107. Gillett, B., Miller, L., 1974. A heuristic algorithm for the vehicle dispatch problem. *Operations Research*, 22, 340-349.

108. Girault, J.-T., Gayah, V.V., Guler, I., Menendez, M., 2016. Exploratory Analysis of Signal Coordination Impacts on Macroscopic Fundamental Diagram. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2560, 36-46.
109. Goder, A., Filkov, V., 2008. Consensus clustering algorithms: Comparison and refinement in *Proc. SIAM Workshop on Algorithm. Engineering and Experiments*, J. I. Munro and D. Wagner, Eds., 2008, pp. 109–117.
110. Golden, B.L., Magnanti, T.L., Nguyen, H.Q., 1977. Implementing vehicle routing algorithms. *Networks*, 7, 113-148.
111. Golob, T.F., Regan, A.C., 2001. Impacts of Information Technology on Personal Travel and Commercial Vehicle Operations: Research Challenges and Opportunities. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 9 (3), 87-121.
112. Golob, T.F., Regan, A.C., 2003. Traffic Congestion and Trucking Manager's Use of Automated Routing and Scheduling. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 39, 61-78.
113. Gonzalez-Feliu, J., Routhier, J.L., 2012. Modelling urban goods movement: how to be oriented with so many approached? *Procedia Social and Behavioral Science*, 39, 89-100.
114. Gonzalez-Feliu, J., Sanchez-Diaz, I., Ambrosini, C., 2016. Aggregation level, variability and linear hypotheses for urban delivery generation models, *TRB 95th Annual Meeting*, Washington, January 10-14.
115. Gonzalez-Feliu, J., 2017. *La logistique urbaine durable. Mémoire d'HDR, école doctorale Ville, Transports, Territoires.*
116. Guilbert, D., Le Bastard, C., Leng, S.-S., Wang, Y., 2016. State machine for detecting vehicles by magnetometer sensors. *IEEE Sensors Journal*, 16 (13), 5127-5128.
117. Haddad, J., Ramezani, M., Geroliminis, N., 2013. Cooperative traffic control of a mixed network with two urban regions and a freeway. *Transportation Research Part B: Methodological*, 54, 17-36.
118. Haghani, A., Jung, S., 2005. A dynamic vehicle routing problem with time-dependent travel time. *Computers and Operations Research*, 32, 2959-2986.
119. Han, J., Kamber, M., Pei, J., 2011. *Data mining: concepts and techniques: concepts and techniques*, Third Edition. Elsevier.
120. Hans, E., Chiabaut, N., Leclercq, L., 2014. Clustering Approach for Assessing the Travel Time Variability of Arterials. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2422, 42-49.
121. Hanshar, F.T., Ombuki-Berman, B.M., 2007. Dynamic vehicle routing using genetic algorithms. *Applied Intelligence*, 27, 89-99.
122. Harker, P.T., 1985. The state of the art in the predictive analysis of freight transport systems. *Transport Review*, 5, 143-164.

123. Hensher, D., Figliozzi, M.A., 2007. Behavioural insights into the modelling of freight transportation and distribution systems. *Transportation Research Part B: Methodological*, 41 (9), 921–923.
124. Ho, J., Yang, M.-H., Lim, J., Lee, K.-C., 2003. Clustering appearances of objects under varying illumination conditions. *CVPR*, 11-18.
125. Holguin-Veras, J., Wang, Q., Xu, N., Ozbay, K., Cetin, M., Polimeni, J., 2006. The impacts of time of day pricing on the behavior of freight carriers in a congested urban area: Implications to road pricing. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 40 (9), 744-766.
126. Holguin-Veras, J., Ozbay, K., Kornhauser, A., Brom, M., Iyer, S., Yushimito, W., Ukkusuri, S., Allen, B., Silas, M., 2012. Overall Impacts of Off-Hour Delivery Programs in New York City Metropolitan Area. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2238.
127. Holguin-Veras, J., Jaller, M., 2014. Comprehensive freight demand data collection framework for large urban areas. In: Gonzalez-Feliu, J., Semet, F., Routhier J.L. (eds) *Sustainable Urban Logistics: Concepts, Methods and Information Systems*. Springer, Heidelberg, 91-112.
128. Horni, A., Montini, L., Waraich, R.A., Axhausen, K.W., 2013. An agent-based cellular automaton cruising-for-parking simulation. *Transportation Letters*, 5 (4), 167-175.
129. Hubert, L., Arabie, P., 1985. Comparing partitions. *Journal of Classification*, 2, (1), 193-218.
130. Jaller, M., Holguin-Verras, J., Hodge, S., 2013. Parking in the City: Challenges for Freight Traffic. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2379 (1) 46-56.
131. Ji, Y., Geroliminis, N., 2012. On the spatial partitioning of urban transportation networks. *Transportation Research Part B*, 46, 1639-1656.
132. Ji, Y., Luo, J., Geroliminis, N., 2014. Empirical Observations of Congestion Propagation and Dynamic Partitioning with Probe Data for Large-Scale Systems. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2422-01.
133. Jiang, L., Mahmassani, H.S., 2014. City Logistics Freight Distribution Management with Time-Dependent Travel Times and Disruptive Events. 93th Annual Meeting of the Transportation Research Board, 14-1463.
134. Ji-Hua, H., Ze, H., Jun, D., 2013. A Hierarchical Path Planning Method Using the Experience of Taxi Drivers. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 96, 1898-1909.
135. Jin, W.-L., 2013. A multi-commodity Lighthill-Whitham-Richards model of lane-changing traffic flow. *Transportation Research Part B: Methodological*, 57, 361-377.
136. JPISla Logistica, 2010. Criteria to determine the usage of multi-lanes, individual loading/unloading areas and night deliveries.
137. Julio, N., Giesen, R., Lizana, P., 2016. Real-time prediction of bus travel speeds using traffic shockwaves and machine learning algorithms. *Transportation Economics*, 59, 250-257.
138. Jung, S., Haghani, A., 2001. Genetic algorithm for the time-dependent vehicle routing problem. *Transportation Research Record*, 1771, 164-171.

139. Juran, I., Prashker, J.,N., Bekhor, S., Ishai, I., 2009. A dynamic traffic assignment model for the assessment of moving bottlenecks. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 17 (3), 240-258.
140. Kaandorp, J.A., 1994. *Fractal Modelling: Growth and Form in Biology*. Springer-Verlag.
141. Kalnis, P., Mamoulis, N., Bakiras, S., 2005. On Discovering Moving Clusters in Spatio-temporal Data. *Advances in spatial and temporal databases*. Springer Berlin Heidelberg, 364-381.
142. Kearney, J.K., Hansen, S., 1990. *Stream Editing for Animation*; Iowa University Iowa City Department of Computer Science.
143. Kenyon, A.S., Morton, D.P., 2003. Stochastic vehicle routing with random travel times. *Transportation Science*, 37, 69-82.
144. Keogh, E., Chakrabarti, K., Pazzani, M., Mehrotra, S., 2001. Dimensionality Reduction for Fast Similarity Search in Large Time Series Databases. *Knowledge and Information Systems*, 3: 263.
145. Kim, J., Mahmassani, H.S., 2015. Spatial and temporal characterization of travel patterns in a traffic network using vehicle trajectories. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 59, 375-390.
146. Kim, J., Zheng, K., Corcoran, J., Ahn, S., Papamanolis, M., 2016. Trajectory flow map: graph-based approach to analyzing temporal evolution of aggregated traffic flows in large-scale urban networks. 96th Annual meeting of Transportation Research Board, 17-06885.
147. Kladeftiras, M., Antoniou, C., 2013. Simulation-based assesment of double-parking impacts on traffic and environmental conditions. 92nd Transportation Research Board meeting.
148. Knoop, V.L., Van Lint, H., Hoogendoorn, S.P., 2015. Traffic dynamics: Its impact on the Macroscopic Fundamental Diagram. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 438, 236-250.
149. Kothuri, S.M., Tufte, K.A., Fayed, E., Bertini, R.L., 2008. Toward understanding and reducing errors in real-time estimation of travel times. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2049, 21–28.
150. Krishnakumari, P., Nguyen, T., Heydenrijk-Ottens, L., Vu, H.L., van Lint, H., 2017. Traffic congestion pattern classification using Multiclass active shape models. 96th Annual meeting of Transportation Research Board, 17-01621.
151. Kruskal, J.B, 1983. An Overview of Sequence Comparison: Time Warps, String Edits, and Macromolecules. *SIAM Rev.*, 25, 201–237.
152. Kwong, K., Kavalier, R., Rajagopal, R., Varaiya, P., 2010. Arterial travel time estimation based on vehicle re-identification using wireless magnetic sensors. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 17 (6), 586-606.
153. Laharotte, P.-A., Billot, R., Come, E., Oukhellou, L., Nantes, A., El Faouzi, N.-E., 2014. Spatiotemporal Analysis of Bluetooth Data: Application to a Large Urban Network. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 16 (3), 1439-1448.

154. Lanczos, C., 1950. An iteration method for the solution of the eigenvalue problem of linear differential and integral operators. *Journal Research Nat'l Bur. Standards*, 45, 255-282.
155. Laporte, G., 1987. Exact Algorithms for the Vehicle Routing Problem. *North-Holland Mathematics Studies*, 132, 147-184.
156. Laporte, G., Louveaux F., Mercure, H., 1992. The Vehicle Routing Problem with Stochastic Travel Time. *Transportation Science*, 26, (3), 161-171.
157. Laporte, G., Louveaux, F.V., 1993. The integer L-shaped method for stochastic integer programs with complete recourse. *Operations Research Letters*, 13, 133-142.
158. Laporte, G., 2007. What you should know about the vehicle routing problem. *Naval Research Logistics*, 54, 811.
159. Laporte, G., 2009. Fifty Years of Vehicle Routing. *Transportation Science*, 43, 408-416.
160. Laubard, B., Lissorgues, G., 2010. La logistique urbaine, fonction vitale pour la métropole parisienne. *Chambre de Commerce et d'Industrie*.
161. Laval, J.A., Castrillon, F., 2015. Stochastic Approximations for the Macroscopic Fundamental Diagram of Urban Networks. *Transportation Research Procedia*, 7, 615-630.
162. Leclercq, L., Chanut, S., Lesort, J.-B., 2004. Moving bottlenecks in the LWR model: a unified theory. *Transportation Research Record*, 1883, 3-13.
163. Leclercq, L., 2009. Le modèle LWR : théorie confrontation expérimentale et applications au milieu urbain. *Mémoire d'HDR, école doctorale MEGA*.
164. Leclercq, L., Geroliminis, N., 2013. Estimating MFDs in simple networks with route choice. *Transportation Research Part B* 57, 468-484.
165. Leclercq, L., Senecat, A., Mariotte, G., 2017. Dynamic macroscopic simulation of on-street parking search: a trip based approach. *Transportation Research Part B: Methodological*, 101, 268-282.
166. Lenstra, J.K., Rinnooy, Kan, A.H.G., 1981. Complexity of vehicle routing and scheduling problems. *Networks*, 11, 221-227.
167. Leveque, R., 1992. Numerical methods for conservation laws. *Volume Lectures in mathematics*. Birkhäuser, Basel, 2nd edition.
168. Levy, N., Martens, K., Benenson, I., 2013. Exploring cruising using agent-based and analytical models of parking. *Transportmetrica A: Transport Science*, 9 (9), 773-797.
169. Li, T., Ding, C., Jordan, M.I., 2007. Solving Consensus and Semi-supervised Clustering Problems Using Nonnegative Matrix Factorization. *Proceeding of IEEE International Conference on Data Mining*, 577-582.
170. Li, T., Ding, C., 2008. Weighted Consensus Clustering. *Proceeding of the 2008 SIAM International Conference of Data Mining*.
171. Li, Z., Ding, B., Han, J., Kays, R., 2010. Swarm: Mining Relaxed Temporal Moving Object Clusters. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 3 (1-2), 723-734.

172. Lighthill, M.J., Whitham, G.B., 1955. On kinetic wave II: a theory of traffic flow on crowded roads. In: Proceedings of the Royal Society of London, Series A, 229 (1178), 317-345.
173. Liu, X., Ban, Y., 2013. Uncovering Spatio-Temporal Cluster Patterns Using Massive Floating Car Data. *SPRS International Journal of Geo-Information*, 2 (2), 371-384.
174. Lomax, T., Schrank, D., Turner, S., Margiotta, R., 2003. Selecting travel reliability measures. Texas Transportation Institute Monograph.
175. Lopez, C., Gonzalez-Feliu, J., Chiabaut, N., Leclercq, L., 2016. Assessing the impacts of goods deliveries' double line parking on the overall traffic under realistic conditions. The International Conference on Information systems, Logistics and Supply chain (ILS), Bordeaux, France.
176. Lopez, C., Krishnakumari, P., Leclercq, L., Chiabaut, N., van Lint, H., 2017a. Spatio-temporal Partitioning of Transportation Network using Travel Time data. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2623.
177. Lopez, C., Leclercq, L., Krishnakumari, P., Chiabaut, N., van Lint, H., 2017b. Revealing the day-to-day regularity of urban congestion patterns with 3D speed maps. *Scientific Reports*, 7, 14029.
178. Luk, J.Y.K., 1984. Traffic-responsive Area Traffic Control Methods: SCATS and SCOOT. *Traffic Engineering and Control*, 25 (1), 17-18.
179. Luo, D., Cats, O., van Lint, H., 2017. Constructing Transit Origin-Destination matrices using Spatial Clustering. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2652.
180. Lyu, Y., Chow, C.-Y., Lee, V.C.S., Zeng, J., 2016. T2CBS: Mining taxi trajectories for customized bus systems. *IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*, 10-14 April 2016, San Francisco, CA, USA.
181. Ma, L., 2001. Analysis of un loading goods in urban streets and required data. *City Logistics II*, 367-379.
182. Ma, Y.-Y., Chiu, Y.-C., Yang, X.-G., 2009. Urban traffic signal control network automatic partitioning using laplacian eigenvectors. *Intelligent Transportation Systems Conference*, 1-5.
183. McCulloch, W.S., Pitts, W., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5 (4), 115-133.
184. MacQueen, J.B., 1967. Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations. *Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 281-297.
185. Magdy, N., Sakr, M.A., Mostafa, T., El-Bahnasy, K., 2015. Review on trajectory similarity measures. *Proceedings on the 2015 IEEE Seventh International Conference on Intelligent Computing and Information Systems*, Cairo, Egypt, 12-14 December 2015, 613-619.
186. Malandraki, C., 1989. Time Dependent Vehicle Routing Problems: Formulations, Solution Algorithms and Computational Experiments, PhD Thesis, Northwestern University, Evanston.

187. Malandraki, C., Daskin, M.S., 1992. Time dependent vehicle routing problems: formulation, properties and heuristic algorithms. *Transportation Science*, 26, 185-200.
188. Malandraki, C., Dial, R.B., 1996. A restricted dynamic programming heuristic algorithm for the time dependent traveling salesman problem. *European Journal of Operational Research*, 90, 45-55.
189. Mao, Y., Zhong, H., Xiao, X., Li, X., 2017. A segment-Based Trajectory Similarity Measure in the Urban Transportation Systems. *Sensors*, 17 (3), 524.
190. Mariotte, G., Leclercq, L., Laval, J.A., 2017. Macroscopic urban dynamics: Analytical and numerical comparisons of existing models. *Transportation Research Part B: Methodological*, 101, 245-267.
191. Marsden, G., 2006. The evidence base for parking policies - a review. *Transport Policy*, 13, 447-457.
192. Martinetz, T., Schulten, K., 1991. A "neural gas" network learns topologies. *Artificial Neural Networks*, 397-402.
193. Mladenovic, N., Hansen, P., 1997. Variable neighborhood search. *Computers & Operations Research*, 24 (11), 1097-1100.
194. Mohar, B., 1989. Isoperimetric numbers of graphs. *Journal of Combinatorial Theory Series B*, 47 (3), 274-291.
195. Montemanni, R., Gambardella, L.M., Rizzoli, A.E., Donati, A.V., 2005. Ant colony system for a dynamic vehicle routing problem. *Journal of Combinatorial Optimization*, 10, 327-343.
196. Monti, S., Tamayo, P., Mesirov, J., Golub, T., 2003. Consensus Clustering: A Resampling-Based Method for Class Discovery and Visualization of Gene Expression Microarray Data. *Machine Learning*, 52, 1, 91-118.
197. Morillo Carbonell, C., Campos Cacheda, J.M., 2016. Effect of illegal on-street parking on travel times in urban environment. *Proceedings of A: Congreso de Ingeniería del Transporte. "XII Congreso de Ingeniería del Transporte*, 2491-2503.
198. Moskowitz, K., 1965. Discussion of "freeway level of service as influenced by volume and capacity characteristics" by DR Drew and CJ Keese. *Highway Research Record*, 99, 43-44.
199. Mühlich, N., Gayah Vikash, V., Menendez, M., 2015. An Examination of MFD Hysteresis Patterns for Hierarchical Urban Street Networks Using Micro-Simulation. *Transportation Research Board 94th Annual Meeting*.
200. Muñoz, J.C., Daganzo, C.F., 2002. Moving bottlenecks: a theory grounded on experimental observations. *Transportation and Traffic Theory in the 21st Century*. Elsevier Science Publishers, 441-461.
201. Muñuzuri, J., Larrañeta, J., Onieva, L., Cortés, P., 2005. Solutions applicable by local administrations for urban logistics improvement. *Cities*, 22, 15-28.
202. Nelson, M.D., Nygard, K.E., Griffin, J.H., Shreve, W.E., 1985. Implementation techniques for the vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 12, 273-283.

203. Nesheli, M.M., Ceder, A.A., Ghavamirad, F., Thacker, S., 2017. Environmental impacts of public transport systems using real-time control method. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 51, 216-226.
204. Newell, G.F., 1998. A moving bottleneck. *Transportation Research*, 32B, 531-537.
205. Newell, G.F., 2002. A simplified car-following theory: a lower order model. *Transportation Research Part B: Methodological*, 36 (3) 195-205.
206. Newman, M.E.J., Girvan, M., 2004. Finding and evaluating community structure in networks. *Physical Review E*, 69, 026113.
207. Nikolic, M., 2012. Measuring similarity of graph nodes by neighbour matching. *Intelligent Data Analysis*, 16 (6), 865-878.
208. Nourinejad, M., Wenneman, A., Nurul Habib, K., Roorda, M.J., 2014. Truck parking in urban areas: Application of choice modelling within traffic simulation. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 64, 54-64.
209. Novaes, A.G.N, De Cursi, J.E.S., Graciolli, O.D., 2000. A continuous approach to the design of physical distribution systems. *Computers & Operations Research*, 27, 877-893.
210. OCDE, 2004. *Transport urbain de marchandises : les défis du XXIème siècle*, Organization for Economic Co-operation and Development (OECD).
211. Okhrin, I., Richter, K., 2009. Vehicle routing problem with real-time travel time. *International Journal of Vehicle Information and Communication Systems*, 2, 1-2.
212. Ombuki, B., Ross, B.J., Hanshar, F., 2006. Multi-objective genetic algorithms for vehicle routing problem with time windows. *Applied Intelligence*, 24, 17-30.
213. Ortigosa, J., Menendez, M., Gayah, V.V., 2015. Analysis of Network Exit Functions for Various Urban Grid Network Configurations. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2491, 12-21.
214. Ozay, M., Kulkarni, S.R., 2013. Fusion of image segmentation algorithms using consensus clustering. *ICIP IEEE*, 4049-4053.
215. Ozay, M., 2014. Semi-supervised Segmentation Fusion of Multi-spectral and Aerial Images. *22nd International Conference on Pattern Recognition ICPR*, 24-28 Aug.
216. Paessens, H., 1988. The savings algorithm for the vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, 34, 336-344.
217. Pascale, A., Mavroeidis, D., Thanh Lam, H., 2015. Spatio-temporal clustering of urban networks: a real case scenario in London. *TRB 2015 Annual Meeting*, 15-4344.
218. Patier, D., Routhier, J.L., Segalou, E., Durand, S., 2001. Mesurer l'impact du transport de marchandises en ville – le modèle de simulation FRETURB. *Guide technique MELT, ADEME, LET*, 104 p.
219. Pearson, K., 1901. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine*, 2 (11), 559-572.
220. Pearson, K., 1905. The Problem of the Random Walk. *Nature*, 72, 294.

221. PIPAME, 2009. Logistique et distribution urbaine, Pôle Interministériel de Prospective et d'Anticipation des Mutations Economiques.
222. Pluvinet, P., Gonzalez-Feliu, J., Ambrosini, C., 2012. GPS data analysis for understanding urban goods movement. *Procedia – Social and Behavioral Science*, 39, 450-462.
223. Pothen, A., Simon, H.D., Liou, K.-P., 1989. Partitioning Sparse Matrices with Eigenvectors of Graphs. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 11 (3), 430-452.
224. Princeton, J., Cohen, S., 2011. Impact of a Dedicated Lane on the Capacity and the Level of Service of an Urban Motorway. 6th International Symposium on Highway Capacity and Quality of Service, Stockholm, Sweden, June 28 – July, 1, 2011.
225. Qin, A.K., Suganthan, P.N. 2004. Robust growing neural gas with application in cluster analysis. *Neural Network*, 17 (8-9), 1135-48.
226. Qureshi, A.G., Taniguchi, E., Yamada, T., 2012. A microsimulation based analysis of exact solution of dynamic vehicle routing with soft time windows. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 39, 205-216.
227. Rabah, M., Mahmassani, H.S., 2002. Impact of Information and Communication Technologies on Logistics and Freight Transportation: Example of Vendor-Managed Inventories. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1790, 10-19.
228. Rakha, H., El-Shawarby, I., Arafeh, M., 2010. Trip Travel-Time Reliability: Issues and Proposed Solutions. *Journal of International Transportation Systems*, 14 (4), 232-250.
229. Ramadan, A., Roorda, M.J., 2017. An integrated traffic microsimulation model of illegal on-street parking in downtown Toronto. The 96th international conference of Transportation Research Board, 17-05970.
230. Ramezani, M., Haddad, J., Geroliminis, N., 2015. Dynamics of heterogeneity in urban networks: aggregated traffic modelling and hierarchical control. *Transportation Research Part B: Methodological*, 74, 1-19.
231. Rand, W.M., 1971. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical Association*, 66, 846-850.
232. Regan, A.C., Mahmassani, H.S., Jaillet, P., 1995. Improving Efficiency of Commercial Vehicle Operations Using Real-Time Information: Potential Uses and Assignment Strategies. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1493, 188-198.
233. Regan, A.C., Garrido, R.A., 2001. Modeling freight demand and shipper behaviour: state of the art, future directions. In: Hensher, D. (Ed.), *Travel Behaviour Research: The Leading Edge*. Pergamon, Amsterdam.
234. Reynolds, D.A, 1992. A Gaussian Mixture Modeling Approach to Text-Independent Speaker Identification. PhD thesis, Georgia Institute of Technology.
235. Richards, P.I., 1956. Shock waves on the highway. *Operations Research*, 4 (1), 42-51.
236. Rousseeuw, P.J., 1987. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65.

237. Rudra, M., Roorda, M., 2014. Truck-Only Lanes on Urban Arterials: A Value of Time Approach. *Procedia - Social and Behavioral Science*, 125, 75-83.
238. Ruan, J.-M., Liu, B., Wei, H., Qu, Y., Zhu, N., Zhou, X., 2016. How Many and Where to Locate Parking Lots? A Space-Time Accessibility-Maximization Modeling Framework for Special Event Traffic Management. *Urban Rail Transit*, 2 (2), 59-70.
239. Saeedmanesh, M., Geroliminis, N., 2015. Clustering of heterogeneous networks with directional flows based on “snake” similarities. *Transportation Research Board*, 15-1354.
240. Saeedmanesh, M., Geroliminis, N., 2016. Clustering of heterogeneous networks with directional flows based on “Snake” similarities. *Transportation Research Part B: Methodological*, 91, 250-569.
241. Sanchez-Martinez, G.E., Koutsopoulos, H.N., Wilson, N.H.M., 2016. Real-time holding control for high-frequency transit with dynamics. *Transportation Research Part B: Methodological*, 83, 1-19.
242. Schwager, M., Slotine, J.-J., Rus, D., 2008. Consensus Learning for Distributed Coverage Control. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1042-10488.
243. Shi, J., Malik, J., 2000. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22 (8), 888-905.
244. Shi, Q., Abden-Aty, M., 2015. Big Data applications in real-time traffic operation and safety monitoring and improvement on urban expressways. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 58 Part B , 380-394.
245. Sankaran, J.K., Wood, L., 2005. The impact of road traffic congestion on supply chains: insights form Auckland New Zealand. *International Journal of Logistics*, 8, 159-180.
246. Simicevic, J., 2014. The influence of parking regime on intersection capacity. *European Transport Conference*, 01552581.
247. Simon, H.D., 1991. Partitioning of unstructured problems for parallel processing. *Computing Systems in Engineering*, 2 (2-3), 135-148.
248. Strehl, A., Ghosh, J., 2002. Cluster Ensembles – A Knowledge Reuse Framework for Combining Multiple Partitions. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 583-617.
249. Székely, G.J., Rizzo, M.L., 2005. Hierarchical clustering via Joint Between-Within Distances: Extending Ward's Minimum Variance Method. *Journal of Classification*, 22, 151-183.
250. Taniguchi, E., Thompson, R.G., Yamada, T., van Duin, R., 2001. *City Logistics – Network Modelling and Intelligent Transport Systems*. Pergamon.
251. Taniguchi, E., Shimamoto, H., 2004. Intelligent transportation system based dynamic vehicle routing and scheduling with variable travel times. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 12, 235-250.
252. Thangiah, S.R., 1995. Vehicle routing with time windows using genetic algorithms. *Applications Handbook of Genetic Algorithms: New Frontiers*, 2, 253–277.

253. Tonny, Z., Laurendeau, D., Giguere, P., Gagne, C., 2014. 3D-NCuts: Adapting Normalized Cuts to 3D Triangulated Surface Segmentation. *Computer Graphics Theory and Applications (GRAPP)*, 2014 International Conference on, 1-9.
254. Transportation Research Board, 1985. Highway Capacity Manual. TRB
255. Transportation Research Board, 2000. Highway Capacity Manual. TRB
256. Treiber, M., Hennecke, A., Helbing, D., 2000. Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations. *Physical Review E*, 62 (2), 1805-1824.
257. Van Es, J.V., 1982. Freight Transport, an evaluation. ECMT Round Table 58, European Conference of Ministers of Transport, Paris.
258. Van Lint, H., Van Zuylen, H.J., Tu, H., 2008. Travel Time Unreliability on Freeways: Why Measures Based on Variance Tell Only Half the Story. *Transportation Research Part A: Practice and Policy*, 42 (1), 258-277.
259. Wang, H., Wang, W., Yang, J., Yu, P.S., 2002. Clustering by Pattern Similarity in Large Data Sets. *Proceedings of the 2002 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, 394-405. Doi 10.1145/564691.564737
260. Wang, S., Tao, F., Shi, Y., Wen, H., 2017. Optimization of Vehicle Routing Problem with Time Windows for Cold Chain Logistics Based on Carbon Tax. *Sustainability*, 9 (5), 694.
261. Wang, X., Regan, A.C., 2001. Assignment Models for Local Truckload Trucking Problems with Stochastic Service Times and Time Window Constraints. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1771, 61-68.
262. Wardrop, J.G., 1952. Some theoretical aspects of road traffic research. *Proceedings of the Institute of Civil Engineers, Part II*, 1, 325–378.
263. Wren, A., 1971. *Computers in Transport Planning and Operation*, Ian Allan, London.
264. Wren, A., Holliday, A., 1972. Computer scheduling of vehicles from one or more depots to a number of delivery points. *Operations Research Quarterly*, 23, 333-344.
265. Wu, Z., Leahy, R., 1993. An optimal graph theoretic approach to data clustering: theory and its application to image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15 (11).
266. Wu, Y., Chu, C., Chu, F., Wu, N., 2009. Heuristic for lane reservation problem in time constrained transportation. *Proceedings of Automation Science and Engineering*, Bangalore, India, 543-548.
267. Xu, X., Yuruk, N., Feng, Y., Schweiger, T.A.J., 2007. SCAN: A Structural Clustering Algorithm for Networks. *Proceedings of 13th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*.
268. Xyntarakis, M., Campbell, R., Alexiadis, V., Colyar, J., Halkia, J.A., 2015. Validation and calibration of simulation models using vehicle trajectories. 94th international meeting of Transportation Research Board, 15-5669.
269. Yang, F., Li, T., Zhou, Q., Xiao, H., 2017. Cluster Ensemble Selection with Constraints. *Neurocomputing*, 235, 59-70.

270. Yang, J., Jaillet, P., Mahmassani, H.S., 2004. Real-Time Multi-Vehicle Truckload Pickup and Delivery Problems. *Transportation Science*, 38, 135-148.
271. Yellow, P., 1970. A computational modification to the savings method of vehicle scheduling. *Operational Research Quarterly*, 21, 281-283.
272. Yildirimoglu, M., Ramezani, M., Geroliminis, N., 2015. Equilibrium analysis and route guidance in large-scale network with MFD dynamics. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 59, 404-420.
273. Yildirimoglu, M., 2015. Traffic modeling, forecasting and assignment in large-scale networks. PhD thesis, École Polytechnique Fédérale de Lausanne.
274. Zhang, J., Zhao, Y., Xue, W., Li, J., 2015. Vehicle routing problem with fuel consumption and carbon emission. *International Journal of Production Economics*, 170 (A), 234-242.
275. Zhang, Y., Chen, X.D., 2014. An Optimization Model for the Vehicle Routing Problem in Multi-product Frozen Food Delivery. *Journal of Applied Research and Technology*, 12 (2), 239-250.
276. Zheng, H., Kulkarni, S.R., Poor, H.V., 2011. Consensus Clustering: The filtered stochastic best-one-element-move algorithm. 45th Conf. Inf. Sci. Syst. (CISS), Baltimore, MD, 1-6.
277. Zhou, Z., Lin, S., Xi, Y., 2012. A Dynamic Network Partition Method for Heterogenous Urban Traffic Networks. *International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*.
278. Zockaie, A., Nie, Y., Mahmassani, H.S., 2014. Simulation-Based Method for Finding Minimum Travel Time Budget Paths in Stochastic Networks with Correlated Link Times. *Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board*, 2467 (1), 140-148.
279. Zockaie, A., Mahmassani, H.S., Nie, Y., 2016. Path Finding in Stochastic Time Varying Networks with Spatial and Temporal Correlations for Heterogeneous Travelers. *Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board*, 2567, 105-113.