



HAL
open science

Modélisation des lignes de bus pour la prévision temps réel et la régulation dynamique

Etienne Hans

► **To cite this version:**

Etienne Hans. Modélisation des lignes de bus pour la prévision temps réel et la régulation dynamique. Infrastructures de transport. École Nationale des Travaux Publics de l'État [ENTPE], 2015. Français. NNT : 2015ENTP0006 . tel-01499453

HAL Id: tel-01499453

<https://theses.hal.science/tel-01499453>

Submitted on 31 Mar 2017

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 2015-ENTP-0006

Année 2015

THESE

Modélisation des lignes de bus pour la prévision temps réel et la régulation dynamique

Pour obtenir le grade de

Docteur de l'École Nationale des Travaux Publics de l'État

Université de Lyon

École doctorale : MEGA (Mécanique, Énergétique, Génie Civil et Acoustique)

Spécialité : Génie Civil

Présentée et soutenue publiquement par

Etienne Hans

Ingénieur des Travaux Publics de l'État

Soutenue le 29 octobre 2015 devant le jury composé de :

Jorge LAVAL	Professeur (Georgia Tech)	Rapporteur
Saïd MAMMAR	Professeur des Universités (Université d'Evry)	Rapporteur
Christine SOLNON	Professeur des Universités (LIRIS, CNRS)	Examineur
François COMBES	Ingénieur des Ponts, Eaux et Forêts, Docteur (CEREMA)	Examineur
Ludovic LECLERCQ	Directeur de recherche, HDR (IFSTTAR)	Directeur de thèse
Nicolas CHIABAUT	Ingénieur des Travaux Publics de l'État, Docteur (ENTPE)	Directeur de thèse

Thèse préparée au LICIT (Laboratoire d'Ingénierie Circulation Transport), unité mixte ENTPE/IFSTTAR

Remerciements

Ce manuscrit concentre la majeure partie des travaux scientifiques conduits au cours de ces trois années de thèse. Il ne permet cependant pas de rendre compte de la richesse de cette expérience qui a tendance à transcender la frontière entre vie professionnelle et vie privée. Ces remerciements sont l'occasion d'en donner un meilleur aperçu. Je tiens à remercier ici toutes les personnes, collègues et proches, qui un jour ou l'autre ont été présentes à mes côtés et m'ont permis à leur manière de mener à bien ce projet aussi passionnant qu'exigeant.

Tout d'abord, je tiens à remercier Jorge Laval et Saïd Mammar d'avoir accepté de consacrer un temps certain pour lire et rapporter ce manuscrit. Merci également à François Combes et à Christine Solnon d'avoir fait partie du jury de soutenance.

J'exprime bien entendu mes remerciements à mes deux directeurs de thèse Ludovic Leclercq et Nicolas Chiabaut. À Ludovic, pour la grande liberté scientifique que tu m'as laissée et nos discussions sur la théorie variationnelle qui ont conduit à la plus belle valorisation de nos travaux. Je garderai également en mémoire nos discussions tout aussi techniques des mercredi midi et des événements sociaux. À Nicolas, pour ton soutien permanent et plus particulièrement pour toutes ces discussions qui ont bien souvent dépassé les frontières de la thèse. Tu as profondément et positivement changé ma vision du monde professionnel, et je t'en remercie.

Plusieurs travaux ont pu aboutir grâce au concours de quelques collaborateurs de qualité. Merci donc à Robert Bertini pour ta gentillesse et le temps passé à pallier mon faible niveau d'anglais, et à Simon Berrebi pour nos longues conversations téléphoniques qui ont assurément amélioré ma compréhension des stratégies de contrôle.

Les collaborateurs les plus importants sont ceux qui nous permettent de travailler sereinement. Ma chère Sonia, sois certaine qu'au-delà de l'amie, tu es la meilleure secrétaire-gestionnaire du monde. Merci Anne-Christine pour tes nombreuses relectures qui ont permis d'éliminer autant que possible les nombreuses coquilles que mon clavier laissait derrière lui. Un grand merci également à Nour-Eddin El Faouzi, directeur du LICIT et ancien voisin, pour ton éternelle gentillesse et pour la souplesse dont tu sais habilement faire preuve en de si nombreuses occasions.

Merci bien entendu à tous les collègues du bureau T018. Je me souviendrai en particulier de Thomas, Florian, Damby et Arthur pour les bons moments que j'ai pu partager avec vous : ils ont été très nombreux. Un grand merci aussi à ces chers thésards de MOMI : Fouad, Maxime, Pierre-Antoine et Raphaël. Vous êtes géniaux. Comment ne pas également remercier l'Alddentpe et tous les doctorants de l'ENTPE que j'ai pris plaisir à côtoyer pendant ces années, au travail comme le soir. Merci donc Pierre, Marine, Nicole, Diego, Lukas, Clémentine, et tous les autres.

Je transmets mes pensées les plus amicales aux collègues permanents du LICIT. À Delphine pour ton immense gentillesse. À Cécile pour SymuVia ! (mais pas que bien entendu). À Christine pour nos conversations variées éclairées par ta culture sans limite et ta bonne humeur. À Romain pour ton humour subtil que j'ai tant apprécié et nos échanges passionnants sur l'enseignement. À Jean-Luc pour

ta personnalité si atypique et attachante. J'ai sincèrement apprécié chacun d'entre vous et je prendrai plaisir à vous revoir dans les années qui viendront.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance toute particulière à Aurélien. Tu as été mon premier mentor dans la découverte du domaine si particulier qu'est l'ingénierie du trafic routier. Ces marques de ton passage, elles sont omniprésentes dans mon travail.

La thèse a également été l'opportunité de me lancer dans l'enseignement. Un grand merci, Céline, pour avoir été la première à m'accorder ta confiance pour le cours de Probabilités. Cette expérience m'a énormément appris. Merci également à tous ceux qui m'ont sollicité après toi.

Enfin, je ressens un immense plaisir à exprimer toute mon amitié aux anciens, ceux qui étaient là avant la thèse et qui sont toujours là après, malgré la distance et les contacts parfois ténus. Aux TPE : Éric et Aude, Florian et Maria, Kévin, Laurent, Florent, Anne-Claire, Alexis, Mathieu et Boris. Aux amis du lycée : Yannick, Marine, Alizée, Charline, Newlon, Mathilde et Alexandre. Vous êtes tous une partie de moi. Je ne pouvais écrire ces lignes sans quelques mots pour Marie-Lise. Merci d'avoir contribué à me rendre meilleur.

La thèse, c'est la fin des études. J'y suis non par mérite, mais grâce à cet environnement familial si propice. Merci Papa et Maman pour mon éducation, votre amour et vos sacrifices pour nous. À Pierre-Adrien, Sibylle et les bouts de choux. C'est vous ma famille. Et j'en suis fier. Merci aussi Grand-père, Grand-mère, Mamie, Marion, Victor, les cousins Hans et tous les oncles et tantes. Les occasions de nous voir ont toujours été extrêmement précieuses pour moi. J'espère qu'elles seront encore nombreuses.

Enfin à Clélia. Pour le bien-être que tu m'apportes depuis notre rencontre, et pour ce regard neuf sur le monde que tu m'offres au quotidien.

Résumé

Le bus est le moins cher des transports en commun. En contrepartie, il est beaucoup plus difficile à exploiter que le tramway ou le métro qui sont mieux protégés des influences extérieures. Un exemple typique est l'apparition de trains de bus, groupes de véhicules appartenant à la même ligne et arrivant ensemble à un arrêt. Ce phénomène augmente le temps d'attente moyen des usagers aux arrêts et induit un mauvais usage des bus disponibles. Cette thèse développe les outils permettant de garantir la régularité des lignes. Les recherches menées au cours de cette thèse s'articulent suivant deux directions.

Un premier constat est que les modèles de lignes de bus existants ne prennent pas en compte les éléments extérieurs que sont les feux de circulation et le trafic environnant. L'absence d'une modélisation mixte intégrant aussi bien les dynamiques internes des lignes que les influences extérieures contraint fortement la diversité des stratégies de contrôle qui ont été proposées jusqu'ici. En effet, les régulations s'appliquent principalement au niveau des arrêts par l'intermédiaire des conducteurs et ne cherchent jamais à réguler le trafic à l'aide des feux de circulation. Un premier axe de recherche développé dans cette thèse est le raffinement des modèles de bus pour prendre en compte le trafic. Plusieurs méthodes d'estimation de temps de parcours sur un boulevard à feu sont proposées. Elles sont basées sur le modèle LWR, compromis fort satisfaisant entre simplicité d'usage et robustesse pour reproduire des situations réelles.

Un second constat est que les stratégies de régulation classiques ne sont que rarement basées sur une prévision à court-terme de l'état du système. Elles sont donc souvent actionnées une fois que la situation est trop dégradée, ce qui les rend parfois inaptes à compenser l'instabilité des lignes. Le deuxième axe de recherche consiste à appliquer les modèles raffinés dans un contexte d'exploitation en temps-réel. Le modèle prévoit l'évolution des lignes de bus à court terme, ce qui permet d'actionner préventivement une stratégie de régulation adaptée. En particulier, une méthode de prévision à court terme est développée et testée sur des données réelles. Elle est ensuite combinée à une méthode récente de contrôle des bus.

Abstract

Bus is cheaper than other transport modes. However, maintaining optimal operations is harder than for streetcars or subways since buses are surrounded by traffic flows. Sometimes, buses of the same route bunch and travel together instead of keeping constant time headways. This phenomenon increases the average waiting time of passengers. As a result, they may tend to shift to other transport modes. This thesis proposes some methods to keep bus routes regular. Two main lines of research are investigated.

First, classical models of bus routes do not account for external events like traffic signals and traffic flows. Due to this gap, existing control strategies only apply on buses through their drivers. Traffic flows are not controlled to favor buses compared to cars. Thus, the first area of research consists in refining bus models to account for external events. Several travel time estimation methods on urban arterials are proposed. They are based on the kinematic wave model (LWR). It is known to be a fine trade-off between simplicity and robustness to properly reproduce traffic dynamics.

Second, control strategies are often applied once the bus route is too disrupted to be restored to regularity. Predictions of future bus route states could improve the efficiency of regulations. The second area of research consists in using the refined bus models in real time operations. The model forecasts the evolution of buses on their route for short-term. The predictions are evaluated thanks to real data to guarantee their quality. Then it enables regulations to be applied before bunching. In particular, headway holding control methods are presented and compared in simulation.

Sommaire

Résumé.....

Abstract.....

Liste des articles et communications

Introduction générale 1

Chapitre 1 Exploitation des bus en milieu urbain 5

1.1 Contexte opérationnel..... 5

1.1.1 Planification d'un réseau de bus..... 5

1.1.2 Irrégularité des lignes de bus au cours de l'exploitation 6

1.1.3 Observations empiriques 7

1.1.4 Stratégies de régulation dynamiques..... 13

1.2 Problématique et méthodologie 17

1.2.1 Constats et problématique..... 17

1.2.2 Verrous scientifiques et choix techniques..... 17

1.2.3 Méthodologie..... 21

Chapitre 2 Modélisation et analyse des lignes de bus 25

2.1 Formulation probabiliste des modèles mésoscopiques de lignes de bus..... 25

2.1.1 Modélisation mésoscopique des bus 25

2.1.2 Conditions aux bornes du système..... 27

2.1.3 Lois de probabilités usuelles pour la description des temps d'arrêt 27

2.1.4 Lois de probabilités pour la description des temps de parcours (M1) 30

2.2 Analyse du système 33

2.2.1 Indicateur d'irrégularité 33

2.2.2 Une instabilité du système due à la loi de poursuite des bus..... 34

2.2.3 Études d'irrégularités engendrées par des perturbations locales 36

2.3 Premiers raffinements physiques du modèle 41

2.3.1 Prise en compte des dynamiques lentes du système : le cas du trafic (M2) 41

2.3.2 Prise en compte des dynamiques rapides du système : le cas des feux (M3)..... 42

2.3.3 Intégration conjointe des feux et du trafic dans le modèle (M4)..... 46

Bilan du Chapitre 2 49

Chapitre 3	Temps de parcours sur un boulevard urbain	51
3.1	Méthodes d'estimation des temps de parcours basées sur le modèle LWR	52
3.1.1	Concepts de base pour la modélisation du trafic	52
3.1.2	Méthodes des pelotons (M5)	56
3.1.3	Application de la théorie variationnelle (M6)	62
3.1.4	Méthode macroscopique basée sur les coupes (M7)	67
3.2	Outils agrégés de représentation des temps de parcours	69
3.2.1	Diagramme fondamental macroscopique (MFD)	69
3.2.2	Distributions de temps de parcours	72
3.2.3	Le diagramme débit-peloton (FPD)	74
3.3	Bilan, comparaison et sélection des méthodes d'estimation de temps de parcours	77
3.3.1	Bilan des différentes méthodes proposées	77
3.3.2	Comparaison des méthodes M6 et M7 basées sur la VT	79
3.3.3	Comparaison des méthodes macroscopiques M2 et M7	79
3.3.4	Comparaison des méthodes déterministes M5 et M6	80
3.3.5	Comparaison des méthodes stochastiques M4 et M6	82
3.3.6	Choix des méthodes d'estimation de temps de parcours pertinentes pour leur intégration dans le modèle de bus	84
	Bilan du Chapitre 3	86
Chapitre 4	Prévision des bus pour leur régulation	89
4.1	Calage hors-ligne des paramètres et variables du modèle	89
4.1.1	Calage de constantes par régression linéaire	90
4.1.2	Calage de distributions	92
4.1.3	Calage de variables temporelles	96
4.2	Prévision de l'évolution des bus sur leur ligne	99
4.2.1	Méthodes d'assimilation de données pour la prévision	99
4.2.2	Présentation du filtre à particules (PF)	100
4.2.3	Cadre d'analyse de la méthode de prévision	104
4.2.4	Évaluation et comparaison des capacités de prévision des modèles de bus	106
4.3	Contrôle de la régularité des bus	115
4.3.1	Spécification de stratégies locales de contrôle des bus	115
4.3.2	Évaluation et comparaison des stratégies	121
	Bilan du Chapitre 4	129

Conclusion générale et perspectives	131
Les données terrain : un prérequis à l'usage opérationnel de la modélisation.....	131
Développements attendus sur la modélisation du trafic en milieu urbain	132
De nouvelles stratégies de régulation innovantes rendues possibles par la modélisation.....	133
Application de la méthodologie à d'autres modes de transport.....	135
Liste des notations	137
Liste des abréviations	141
Liste des tableaux	142
Liste des figures.....	143
Références.....	147
Annexes	161

Liste des articles et communications

Articles en revues internationales avec comité de lecture

- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., 2014. Investigating the irregularity of bus routes: Highlighting how underlying assumptions of bus models impact the regularity results. *Journal of Advanced Transportation* 39 (3), 358-370.
- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., 2014. A clustering approach to assess the travel time variability of arterials. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2422, 42-49. **Cunard award** : Prix du meilleur article avec un jeune premier auteur dans le domaine *Operations*.
- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., 2015. Applying variational theory to travel time estimation on urban arterials. *Transportation Research Part B: Methodological* 78, 169-181.
- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., Bertini, R.L., 2015. Real-time bus route state forecasting using particle filter and mesoscopic modeling. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 61, 121-140.
- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., submitted. Travel time estimation on congested urban arterials using mirror vehicles concept. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*.

Communications avec actes dans un congrès international

- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., 2014. A clustering approach to assess the travel time variability of arterials. *93rd Transportation Research Board Annual Meeting*, 12th – 16th January, Washington D.C. (USA).
- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., 2014. Real-time forecasting the bus route state by data assimilation process. *Transportation Research Arena*, 14th – 17th April, Paris (France).
- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., Bertini, R.L., 2014. Real-time bus route state forecasting using particle filter: An empirical data application. *4th International Symposium on Transport Simulation*, 1st – 4th June, Ajaccio (France).
- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., 2015. Travel time estimation on congested urban arterials using mirror vehicles concept. *94th Transportation Research Board Annual Meeting*, 11th – 15th January, Washington D.C. (USA).
- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., 2015. Travel time estimation on urban arterials using variational theory. *94th Transportation Research Board Annual Meeting*, 11th – 15th January, Washington D.C. (USA).

- **Hans, E.**, Berrebi, S., Chiabaut, N., Laval, J., Leclercq, L., Watkins, K., accepted for presentation. Comparing bus holding methods using real-time predictions. *95th Transportation Research Board Annual Meeting*, 11th – 15th January, Washington D.C. (USA).

Communications orales sans acte dans un congrès international

- **Hans, E.**, Chiabaut, N., Leclercq, L., 2015. Predicting and regulating operations of bus routes surrounded by traffic flows. *Doctoral student "Research in Transportation Operations and Traffic control"*. *94th Transportation Research Board Annual Meeting*, 11th – 15th January, Washington D.C. (USA).

Autres communications orales sans acte

- **Hans, E.**, 2013. Assurer la régularité des bus par l'utilisation de données archivées et en temps réel. *Journée « MobilCité » du pôle de compétitivité Lyon Urban Truck and Bus (LUTB)*, organisée par l'ITMU, Saint-Etienne, France, 21 mars.
- **Hans, E.**, 2014. Assurer en temps réel le respect des fréquences par la modélisation dynamique des lignes de bus. *Journée « Optimisation des réseaux de TC »*, organisée par le PST Rhône-Alpes, Vaulx-en-Velin, France, 6 février.
- **Hans, E.**, 2015. Modélisation et gestion des bus : solutions intermédiaires entre des voies partagées et réservées. *Journée « Voies réservées aux TC et au covoiturage »*, organisée par le PST Rhône-Alpes, Bron, France, 9 avril.

Autres productions

- **Hans, E.**, Laharotte, P.-A., 2014. Gestion innovante de la mobilité. *Aménagement & Territoires*, 52, 18-22.
- **Hans, E.**, 2012. Analyse et fonctionnement d'une ligne de bus : Conception d'un modèle réaliste centré sur les lignes de bus permettant d'étudier le respect des fréquences. Mémoire de Master, sous la direction de Nicolas Chiabaut, LICIT, ENTPE, Vaulx-en-Velin, France. **Premier prix ex-aequo de la Chaire Abertis.**

Introduction générale

« Le bus est moins cher et plus efficace que le métro ». Dans cette réponse volontairement provocatrice à un journaliste espagnol en avril 2012¹, Carlos Daganzo, directeur et professeur émérite de l'*UC Berkeley Center for Future Urban Transport*, se permet un pari sur l'avenir plus réaliste qu'il n'y paraît. Promouvoir un réseau de bus efficace est primordial. Économiquement, que ce soit en considérant le coût du matériel roulant ou de l'infrastructure, le bus est un transport en commun (TC) intéressant en tant qu'alternative au tramway ou au métro. Socialement, les TC sont majoritairement empruntés par des usagers qui n'ont pas le choix de leur mode de transport. Le rôle de la société est d'assurer à ces usagers captifs une mobilité équivalente, tout du moins comparable, à celle des automobilistes. Écologiquement, il s'agit d'un prérequis inévitable au report modal par la massification des usagers du TC. Ainsi, un bus fiable et performant est le moyen de transport idéal. L'objectif de cette thèse est de développer les outils permettant d'assurer cette fiabilité.

L'espace urbain est fortement contraint. Pour cette raison, toutes les lignes de bus ne peuvent pas disposer d'un site propre. Les bus circulent donc sur les mêmes voies que le trafic, ce qui limite leur vitesse commerciale. Des systèmes de priorité aux feux permettent théoriquement de pallier ce problème. Mais le croisement des différentes lignes aux intersections fait qu'il est très délicat de donner systématiquement la priorité aux bus à tous les carrefours. De nombreuses lignes sont donc gérées comme un système indépendant où les phénomènes externes apparaissent comme des contraintes, et non comme des leviers d'action.

Dans ce contexte, le trafic urbain affecte considérablement le fonctionnement des lignes. Il retarde les bus et dégrade également leur ponctualité. Un exemple typique est l'apparition de trains de bus, groupes de véhicules appartenant à la même ligne et arrivant ensemble à un arrêt. Ce phénomène illustre bien l'incapacité des exploitants à respecter les fréquences annoncées. Il a pour conséquence directe d'augmenter le temps d'attente moyen des usagers aux arrêts et allonge donc leur temps de parcours global. En effet, de nombreux usagers montent dans le premier bus après un temps d'attente élevé tandis que peu d'usagers montent dans le second après un temps d'attente faible. En plus d'être en retard, les premiers usagers voyagent dans un bus bondé, ce qui rend leur trajet peu confortable. Une ligne de bus irrégulière ne fait donc que renforcer la compétitivité du véhicule particulier par rapport aux TC.

Les gestionnaires doivent réguler leurs lignes pour éviter ces situations. De nombreuses stratégies ont déjà été proposées dans la littérature afin de maintenir les fréquences des bus. La plupart d'entre elles consistent à ralentir les bus en avance. Dans le meilleur des cas, ces stratégies sont enclenchées en fonction d'informations en temps réel. Elles sont rarement basées sur une prévision à court terme de l'état du système. Elles sont donc souvent actionnées une fois que la situation est trop dégradée, ce qui les rend parfois inaptes à compenser l'instabilité des lignes. Par ailleurs, les stratégies de contrôle s'appliquent principalement au niveau des arrêts par l'intermédiaire des conducteurs. Les études proposant de réguler le trafic à l'aide des feux de circulation pour favoriser le parcours des bus

¹ <http://www.brt.cl/interview-to-carlos-daganzo-the-bus-is-cheaper-and-more-efficient-than-the-subway-in-spanish>

sont extrêmement rares. Ce manque dans la littérature s'explique par l'absence d'une modélisation mixte intégrant aussi bien les dynamiques internes des lignes de bus que les influences extérieures.

Pour répondre à cette problématique, la thèse s'articule suivant deux directions. D'une part, un raffinement progressif des modèles de bus classiques est réalisé pour prendre en compte les éléments extérieurs que sont les feux de circulation et le trafic environnant. D'autre part, la modélisation est utilisée dans un contexte d'exploitation en temps réel afin de prévoir l'évolution des lignes de bus à court terme, et ainsi actionner préventivement des stratégies de régulation. La thèse synthétise les travaux de recherche réalisés et les structure en quatre chapitres. Les articles scientifiques acceptés ou soumis pour publication dans des revues internationales à comité de lecture sont placés en annexe. Ils apportent des compléments techniques parfois élagués dans le corps du texte par soucis de clarté.

Dans un premier temps, le Chapitre 1 présente le contexte général de l'exploitation des bus en milieu urbain. Celui-ci est illustré par les données utilisées dans cette thèse et servant de base aux développements théoriques de la thèse. Elles proviennent de la ville de Portland (USA) et sont caractéristiques des informations dont les exploitants peuvent disposer. Elles contiennent des données GPS des bus d'une ligne et des informations sur les comptages de passagers aux arrêts. Elle rassemble de plus les paramètres des feux et les flux de trafic le long de la ligne pour une période de deux mois. Ce chapitre fournit également un état de l'art des travaux antérieurs sur la régulation des bus. Il présente enfin la méthodologie complète de cette thèse visant à développer des outils pour assurer une gestion efficace et innovante des lignes de bus.

Basé sur cet état de l'art, le Chapitre 2 propose une classification technique des modèles de bus existants. Ceux-ci sont événementiels et se distinguent par le choix d'un module de temps d'arrêt et d'un module de temps de parcours. Les concepts probabilistes mobilisés dans la modélisation de chaque phase sont présentés. Ces modèles sont alors étudiés analytiquement puis en simulation afin de mettre en évidence la dynamique des lignes. Les résultats justifient le raffinement des modèles de bus existants. La comparaison des différents modules en simulation a été l'occasion d'écrire un premier article publié dans *Journal of Advanced Transportation* (Hans et al., A1).

Le Chapitre 3 se concentre tout particulièrement sur le développement de nouvelles méthodes d'estimation de temps de parcours afin de raffiner le module associé dans les modèles de bus. Pour cela, le cadre analytique du boulevard urbain à feux est considéré. Les méthodes proposées sont basées sur le modèle LWR, compromis fort satisfaisant entre simplicité d'usage et robustesse pour reproduire des situations réelles. Trois méthodes ont finalement été élaborées. La première a été valorisée dans un article accepté pour publication dans *Transportation Research Record* (Hans et al., A3) et une extension a été soumise dans la revue *Transportation Research Part C* (Hans et al., A4). La seconde méthode est extrêmement générale et mobilise des outils pointus de la théorie variationnelle. Elle est publiée dans la revue de référence *Transportation Research Part B* (Hans et al., A5).

Enfin, le Chapitre 4 applique la modélisation progressivement développée dans les chapitres précédents à des cas concrets. Il explique tout d'abord comment les données archivées permettent de caler simplement un modèle de bus. Un tel modèle peut ensuite être utilisé pour faire de la prévision d'évolution des bus sur leur ligne à court terme. Les données GPS des bus arrivant en temps réel sont suffisantes pour estimer avec précision l'état courant de la ligne considérée. La prévision des bus est ensuite réalisée à l'aide d'un filtre particulière modélisant différentes trajectoires possibles et en

considérant la trajectoire moyenne. La qualité des prévisions fournies est d'abord évaluée à l'aide de plusieurs indicateurs. Cette méthode a été valorisée par un article publié dans la revue *Transportation Research Part C* (Hans et al., A2). Ces prévisions permettent en particulier de détecter l'apparition de situations critiques (trains de bus). Elles donnent aussi accès à des distributions numériques de dates d'arrivée possibles des bus aux arrêts. Elles peuvent donc être utilisées pour appliquer des stratégies de contrôle basées sur une connaissance des états futurs de la ligne. En particulier, une méthode de contrôle basée sur les prévisions d'arrivées de plusieurs suiveurs a récemment été explicitée par une équipe de chercheurs de Georgia Tech. Cette technique se combine parfaitement avec le résultat de la méthode de prévision. Un travail en collaboration avec cette équipe a donc été entrepris et valorisé par la rédaction d'un article soumis pour la conférence *Transportation Research Board* 2016.

Chapitre 1

Exploitation des bus en milieu urbain

Ce chapitre a pour objectif de présenter le contexte de l'exploitation des bus en milieu urbain soumis au trafic de véhicules, fournir un état de l'art des travaux antérieurs, et présenter la méthodologie pour assurer une gestion efficace et innovante des lignes.

1.1 Contexte opérationnel

1.1.1 Planification d'un réseau de bus

D'après Nantes Métropole, les cinq critères faisant d'une ligne de bus un Bus à Haut Niveau de Service (BHNS) sont la rapidité, la régularité, le confort, une tarification adaptée et une bonne diffusion spatiale sur le territoire². Heddebaut (2011) fait une présentation générales des BHNS, en passant des raisons politiques qui les font naître jusqu'à des recommandations sur leur mise en œuvre. Satisfaire ces critères et ainsi offrir une bonne qualité de service aux usagers nécessite une planification adaptée du réseau de transports en commun (TC) par l'Autorité Organisatrice des Transports (AOT) et par l'exploitant. Selon Ibarra-Rojas et al. (2015), cette planification se décompose en trois échelles : stratégique, tactique et pratique. Cette planification est antérieure à l'échelle opérationnelle correspondant au temps réel.

A l'échelle stratégique, l'AOT décide de la politique et de l'organisation globale du réseau de bus afin d'attirer le plus grand nombre de clients (Hensher et al., 2014). Elle a également à l'esprit que ces choix ont un impact direct sur la consommation des bus et *a fortiori* sur la pertinence de recourir aux TC dans une logique de réduction de l'empreinte énergétique des transports (Chan et al., 2013 ; Alam et al., 2014). Tout d'abord, elle décide de la structure du réseau de TC, à savoir le nombre de lignes et leurs itinéraires, le nombre et la position des arrêts pour chacune d'elles. L'objectif est de toucher un maximum d'usagers potentiels et de leur offrir une grande diversité de trajets possibles avec peu de correspondances. Responsable de la rentabilité des TC, elle fixe également les tarifs en vigueur en se basant sur des critères économiques et sociaux. Il s'agit ici de trouver un compromis entre faire porter le poids des TC sur les usagers uniquement (recettes d'exploitation perçues par l'exploitant), ou sur l'ensemble de la population (impôts perçus par la collectivité). L'AOT représentant la collectivité, elle peut négocier directement avec les services de gestion de la voirie pour mettre en place des sites propres (*dedicated bus lane*) et des priorités aux feux (*transit signal priority* - TSP). Ces mesures ont

² Projet Chronobus http://www.nantesmetropole.fr/decouverte/les-grands-projets/le-chronobus-le-bus-nouvelle-generation-39677.kjsp?RH=PROJETS_PHARES&RF=1305218018340

pour but de garantir des vitesses commerciales élevées en protégeant les bus du trafic et de l'effet des feux. Enfin, elle décide du niveau de service pour chaque ligne au cours de la journée, à savoir la fréquence que les bus auront à respecter pendant leurs courses.

A l'échelle tactique, l'AOT, propriétaire du matériel roulant, choisit le design des bus à utiliser (nombre de portes, type de plancher, nombre de places assises, etc.). Le choix de la billettique (comme des cartes à puce sans contact pour les abonnements ou les tickets à composer) vient compléter cet aspect marketing. L'AOT et l'exploitant décident conjointement de la grille horaire (*time tabling*) à appliquer pour maintenir la vitesse et les fréquences annoncées. La grille évolue au cours de la journée en fonction de la demande en passagers (nombre de passagers voulant monter aux arrêts) et des conditions de trafic partageant la route du bus (Ceder, 1987). En pratique, lorsque les fréquences annoncées sont inférieures à 10 min, la grille horaire n'est plus annoncée aux usagers (Bartholdi et Eisenstein, 2012). Le conducteur doit alors théoriquement se contenter de respecter son écart temporel avec son leader. En pratique, les grilles horaires évoluent compte-tenu des observations sur le terrain. Les temps de parcours découlant des horaires doivent être suffisamment courts pour obtenir une vitesse commerciale élevée, et suffisamment longs pour que les bus puissent effectuer leur service dans les temps.

A l'échelle pratique, l'exploitant gère l'organisation du matériel roulant et du personnel afin de remplir les objectifs fixés par l'AOT en termes de niveau de service. La gestion de la flotte est le premier élément. Il s'agit d'une part d'organiser l'affectation des bus (souvent de différents types) sur l'ensemble des lignes au cours de la journée (Ceder, 2011). L'exploitant doit aussi organiser leur maintenance, en tenant compte aussi bien des vérifications d'usage que des réparations imprévues. L'organisation du personnel est un second élément crucial. L'exploitant doit créer les tableaux de service (*crew rostering*), c'est-à-dire affecter des conducteurs sur les bus au cours de la journée et de l'année. Pour cela, il doit tenir compte des courses à effectuer pour remplir le service, du temps de travail quotidien des conducteurs et de leurs jours de congé. Le facteur social est déterminant dans la gestion des réseaux de TC. En effet, une énergie très importante est déployée pour faire arriver chaque conducteur à son terminus programmé, et ce à la bonne heure. Ainsi, la règle « si un bus va vite, on ne le ralentit pas » est fréquemment appliquée, ce qui peut poser de gros problèmes en termes de niveau de service.

1.1.2 Irrégularité des lignes de bus au cours de l'exploitation

La régularité est le critère le plus important pour les utilisateurs de TC (Paine et al., 1969 ; Golob et al., 1972 ; Wallin et Wright, 1974). Une fois déterminé le design de la ligne, les bus doivent respecter les fréquences annoncées. Malheureusement, les bus sont confrontés à de nombreux éléments perturbateurs. Aussi leur temps de parcours n'est-il pas toujours celui prévu par l'Autorité Organisatrice des Transports (AOT). Un phénomène observé en de nombreuses occasions est l'apparition de trains de bus, i.e. des groupes de véhicules appartenant à la même ligne et arrivant ensemble à un arrêt. Ce phénomène est en partie responsable de l'image négative associée aux TC. Par exemple, l'existence de trains de bus est la plainte la plus fréquente adressée à l'AOT de Chicago et est très présente dans la presse (Luman, 2007). Très tôt, Newell et Potts (1964) ont donné une explication simple à l'apparition des trains de bus. Cette explication est illustrée par la Figure 1.1. Si un bus prend accidentellement du retard sur son prédécesseur, il prendra plus de passagers qu'il ne l'aurait du car

ces derniers auront plus de temps pour arriver aux arrêts (1). A l'inverse, ce retard accidentel se transforme en avance pour le suiveur de ce bus (2). Celui-ci va donc prendre moins de passagers que prévu, rendant ses temps d'arrêts toujours plus courts alors que ceux de son prédécesseur deviendront toujours plus longs. A terme, les deux bus (et parfois plus) peuvent se rejoindre et former un train de bus (Potts et Tamlin, 1964 ; Chapman et Michel, 1978). Ce phénomène se reproduit ensuite sur les autres bus de la ligne (3 et 4).

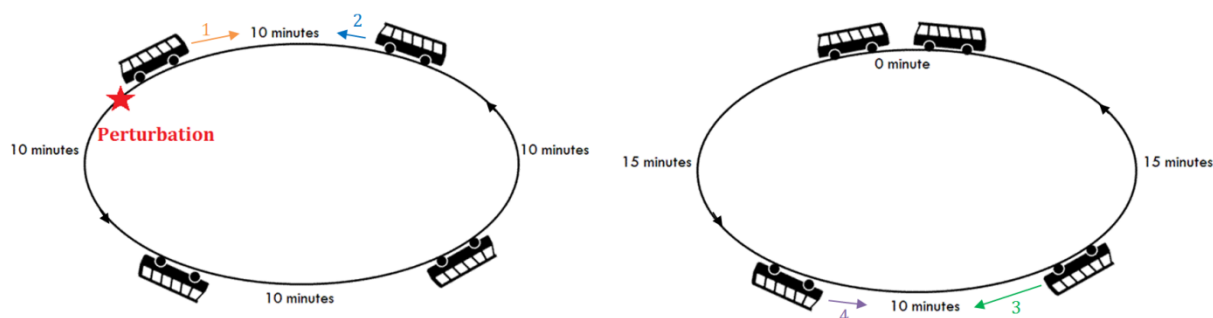


Figure 1.1. Apparition de trains de bus sur une ligne cyclique.

Ce phénomène a deux conséquences néfastes directes. D'une part, il augmente le temps d'attente moyen des usagers à chaque arrêt. En effet, de nombreux usagers au temps d'attente élevé montent dans le premier bus tandis que peu d'usagers au temps d'attente faible montent dans le second. Or, les temps d'attente aux arrêts sont très mal perçus par les usagers (Lisco, 1967 ; Mohring et al., 1987). D'autre part, le premier bus du train prenant de plus en plus de retard et rencontrant de plus en plus d'usagers, son chargement de passagers augmente. Ainsi, les (nombreux) usagers l'empruntant voyagent dans un bus bondé. Ainsi, l'irrégularité des bus a pour conséquence de renforcer la compétitivité du véhicule particulier par rapport aux transports en commun. Cette thèse vise à développer des modèles pour améliorer la régularité des bus sur une ligne en préservant leur vitesse commerciale.

1.1.3 Observations empiriques

Les perturbations peuvent être de diverses natures, cf. Figure 1.2. Certaines sont intrinsèquement liées à la ligne de bus. C'est le cas de la variabilité de la demande en passagers, des différences de temps mis par chaque passager pour monter dans le bus et valider son titre de transport, le style de conduite du conducteur, un incident mécanique sur le bus, etc. Il est à noter qu'un bus est arrêté pour charger des passagers pendant plus d'un quart de son temps de service (Chapman et al., 1976). D'autres perturbations sont extérieures, comme les feux de circulation et le trafic routier qui impactent la circulation des bus. La congestion urbaine est en effet l'une des principales causes reconnues de l'irrégularité des bus (MacKnight et al., 2004). L'évolution du trafic entre heures creuses et heures de pointe fait fortement varier les temps de parcours des bus au cours de la journée. Cette dépendance temporelle n'est d'ailleurs pas uniforme sur l'ensemble de la ligne (Chapman et al., 1976). En outre, ces perturbations peuvent avoir différentes intensités. La plupart n'induisent que de faibles variations des temps d'arrêt et de parcours des bus par rapport aux horaires prévus. Leurs conséquences ne sont toutefois pas négligeables car ces simples variations suffisent à provoquer de fortes irrégularités. En revanche, d'autres événements sont bien plus problématiques. Par exemple, un

incident technique ou une forte congestion peuvent immobiliser un bus et le rendre hors service. La disparition d'un bus dans une ligne a les mêmes conséquences que pour de faibles perturbations, mais avec une intensité bien supérieure.

De nombreux moyens de mesure existent et permettent d'appréhender ce système complexe. Avec le déploiement des nouvelles technologies (*Intelligent Transportation System* – ITS), le nombre et la diversité des capteurs permettent de recueillir toujours plus de données à différents niveaux des lignes, cf. Figure 1.2. Ces données concernent (1) le design de la ligne de bus et du matériel roulant, (2) l'état en temps réel d'une ligne de bus, (3) les phénomènes se déroulant aux arrêts (internes) et (4) les phénomènes se déroulant entre les arrêts (externes).

Méthodologiquement, l'accès à des données réelles est crucial car elles interviennent dans trois phases du travail de recherche. Tout d'abord, elles permettent d'analyser un système réel, comprendre son fonctionnement, formuler des hypothèses et les valider. Ensuite, une fois qu'une modélisation a été établie pour représenter le système, les données permettent de caler les paramètres du modèle pour le rendre bien adapté à représenter un cas. Enfin, l'accès à des données permet d'avoir une connaissance précise de l'état d'une ligne en temps réel et de décider d'une régulation à appliquer le cas échéant.

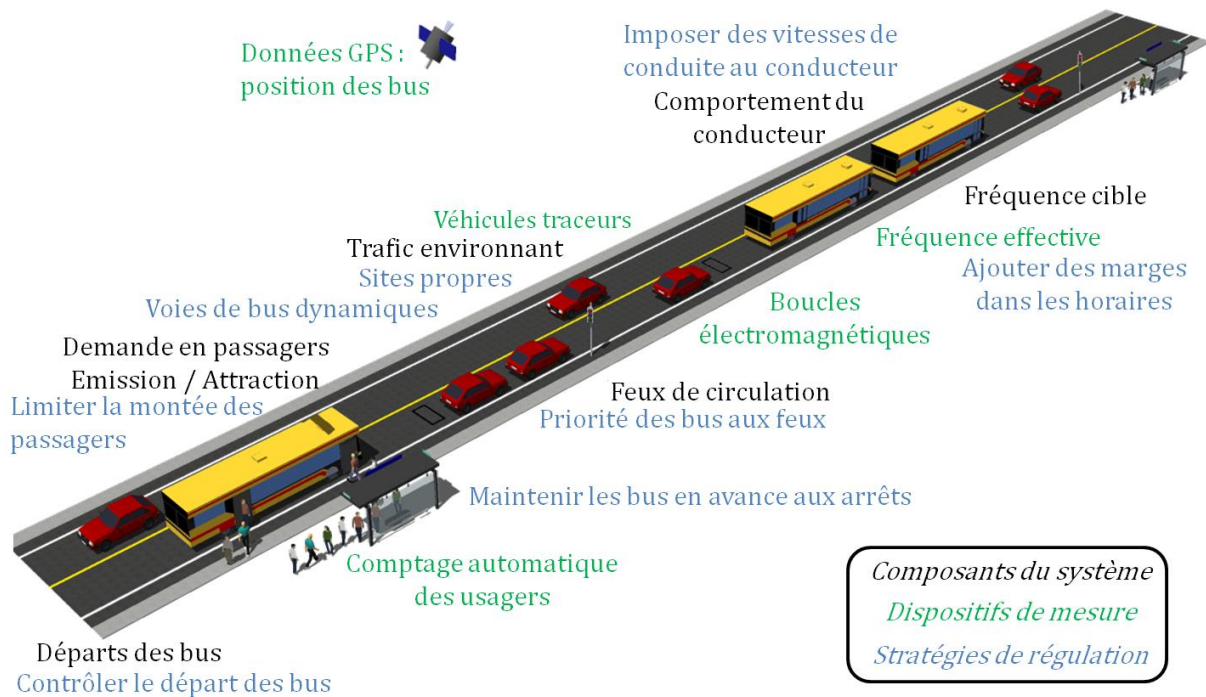


Figure 1.2. Systémique d'une ligne de bus

Les différents modes de mesures sont plus ou moins démocratisés, diffusés spatialement et ont différents taux de pénétration (proportion d'usagers enquêtés). Il est crucial d'utiliser principalement des données permettant le meilleur compromis entre ces critères. Un programme de recherche mené autour de la ville de Portland (Oregon, USA) a débouché sur une collecte à grande échelle de données de plusieurs natures. La base de données³ obtenue suite à cette campagne de mesures a été mise en libre accès par la ville. Elle sera utilisée par la suite pour illustrer le travail de recherche présenté dans ce manuscrit et appliquer les méthodes proposées. Elle archive deux mois de données et regroupe des

³ <http://portal.its.pdx.edu/Portal/index.php/fhwa>

informations concernant les TC (trajets effectués par les bus, flux de passagers...) et l'infrastructure (paramètres des feux, flux de trafic). Elle donne un excellent aperçu des informations disponibles à l'heure actuelle sur le fonctionnement d'une ligne de bus. La base de données concerne la route 72 circulant principalement sur la 82nd Avenue de Portland. Seule la moitié de la ligne apparaît dans les données, c'est-à-dire 65 arrêts dans la direction Sud-Nord (ligne bleue de gauche à droite sur Figure 1.3) incluant le point terminal.



Figure 1.3. Tracé de la route 72 sur la 82nd Avenue à Portland : arrêts, feux de signalisation et boucles de comptage du trafic.

1.1.3.1 Description de la ligne et du matériel roulant

La présente recherche vise l'amélioration de la régularité des lignes. Elle s'applique en aval du choix des différentes composantes du design de la ligne et du matériel roulant. Les caractéristiques du matériel roulant sont connues. Il s'agit du nombre de portes et de places assises, de la capacité d'un bus (nombre maximum d'usagers), de son accélération maximale ou des capacités de freinage. C'est aussi le cas pour la billettique, à savoir l'achat et la validation des titres de transport auprès du conducteur, ou compostage par machine, ou validation de cartes à puces sans contact. A l'échelle de la ligne, le nombre et les positions relatives des arrêts sont également connus. Ces éléments sont donc des données du problème. Ils ne présentent d'ailleurs aucune difficulté à être collectés. D'ailleurs, ils ne sont pas présents dans la base de données de Portland et sont estimés à partir des données présentées ci-après.

1.1.3.2 État de la ligne de bus en temps réel

Connaître l'état d'une ligne de bus revient à estimer la position de tous les bus sur la ligne. [Dessouky et al. \(1999\)](#) présentent les différentes technologies communément utilisées. Un odomètre installé dans les bus est un moyen quelque peu archaïque de connaître sa position à partir de la distance parcourue depuis son départ ([Horbury, 1999](#)). Chaque fois que le bus passe dans une aire définie, l'odomètre envoie la distance parcourue à un capteur fixe qui retourne l'information au centre de contrôle. Plus classiquement, des GPS (*Global Positioning Systems*) donnent une information tout aussi précise et en temps réel des positions des bus ([Tétreault et El-Geneidy, 2010](#) ; [Feng et Figliozzi, 2011](#)). Les problèmes de précision des GPS (précision de l'ordre de 30 m) ne sont plus d'actualité avec le développement de leur utilisation à des fins civiles, d'autant plus que le positionnement des bus sur leur ligne à partir des données GPS est un problème largement traité dans la littérature ([Cathey et Dailey, 2003](#) ; [Li, 2012](#)). Comme chez de nombreux exploitants, l'exploitant des TC de la ville de Portland TriMet a implémenté des ITS qui collectent des données relatives aux tournées des bus

(Bertini et El-Geneidy, 2003). Les bus sont équipés de GPS qui donnent accès en temps réel aux positions des bus toutes les 5 secondes. Ces positions permettent de connaître la trajectoire effective du bus en temps réel, et ainsi de détecter d'éventuels problèmes de respect des horaires ou de fréquences, cf Figure 1.4.

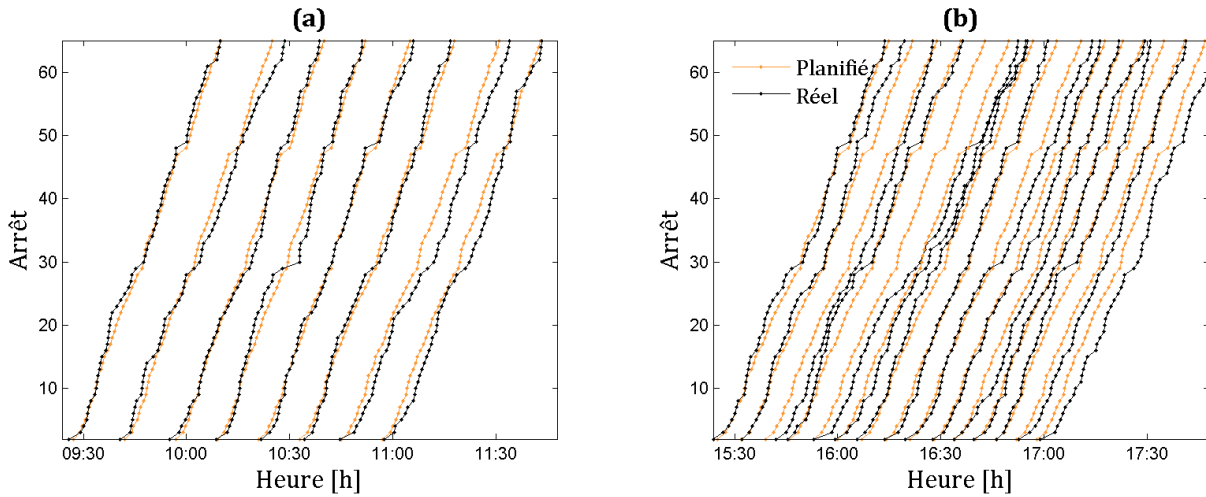


Figure 1.4. Trajectoires planifiées vs. trajectoires réelles (a) en heure creuse (b) en heure de pointe.

1.1.3.3 Composants internes

Les phénomènes internes à observer se rapportent principalement aux usagers. Le point crucial est l'évaluation de la demande en émission (origine des usagers) et en attraction (destinations des usagers) aux arrêts. Il existe trois manières classiques de procéder. La première consiste en une analyse socio-économique d'une ville basée sur des données d'enquêtes ménage-déplacement (celles-ci s'effectuent par exemple lors des recensements). Des statistiques sont ensuite dérivées de ces informations par le biais de méthodes comme le modèle à quatre étapes (Bonnel, 2004). Celui-ci évalue la génération de la demande, sa distribution entre les différentes zones d'une ville, le choix modal des usagers puis leur affectation (choix d'itinéraire). En particulier, cette analyse permet d'estimer la demande en usagers pour une ligne de bus spécifique. Pour obtenir des mesures plus précises, il est aussi possible d'avoir recours à des comptages manuels. Les arrêts sont regroupés en classes de fréquentations, et seuls quelques-uns font l'objet de comptages (Andersson et Scalia-Tomba, 1981). Enfin, des mécanismes de détection automatique de passagers peuvent être mis en place. Il existe là aussi plusieurs types de capteurs. Les données de cartes à puces validées automatiquement sont très répandues, mais elles ne donnent pas accès aux demandes en attraction (Trépanier, 2012). Des compteurs automatiques d'usagers au niveau des portes des bus permettent de compenser cette faiblesse (Bertini et El-Geneidy, 2003). Plus avant-gardiste, les avancées en reconnaissance faciale permettent d'imaginer l'installation de caméras aux arrêts, identifier les usagers par une reconnaissance de leur visage et de reconstituer leur trajet (Khoudour et al., 2004). Cette démarche présente cependant d'importants problèmes au regard de la protection de la vie privée. L'utilisation toujours plus importante des smartphones par les usagers laisse à penser qu'ils seront les capteurs de demain pour évaluer aussi bien la qualité de service que la demande en passagers (Aguilera et al., 2014).

A Portland, les bus sont équipés de compteurs automatiques de passagers (*automatic passenger counting* – APC). A chaque arrêt du bus, les dates d’ouverture et de fermeture des portes sont enregistrées tandis que l’APC enregistre le nombre de montées et de descentes détectées. La position du bus connue par le GPS permet d’identifier l’arrêt auquel ces événements se déroulent. Son identifiant ainsi que l’heure prévue de passage du bus sont associés aux mesures. Les données sont archivées et donnent ainsi accès aux demandes en passagers (émission et attraction), aux temps d’arrêts effectifs aux arrêts et aux temps de parcours sur les tronçons. Contrairement aux positions GPS des bus, les mesures des APC ne sont pas disponibles en temps réel (Horbury, 1999 ; Tétréault et El-Geneidy, 2010 ; Feng et Figliozzi, 2011).

Les données archivées permettent de réaliser quelques analyses sur le fonctionnement de la ligne de bus considérée. Par exemple, la Figure 1.5 représente en rouge la variation des fréquences planifiées au cours de la journée. Les points bleus représentent les écarts temporels effectifs entre deux bus successifs au niveau du premier arrêt, c’est-à-dire avant même le parcours de la ligne. Ces mesures proviennent de l’association entre données GPS et données de fermetures des portes. Ces points sont fortement dispersés autour de l’écart prévu par la grille horaire (écarts notables de plus de 5 min). Cela signifie que les conducteurs peinent parfois à respecter leur fréquence en début de ligne.

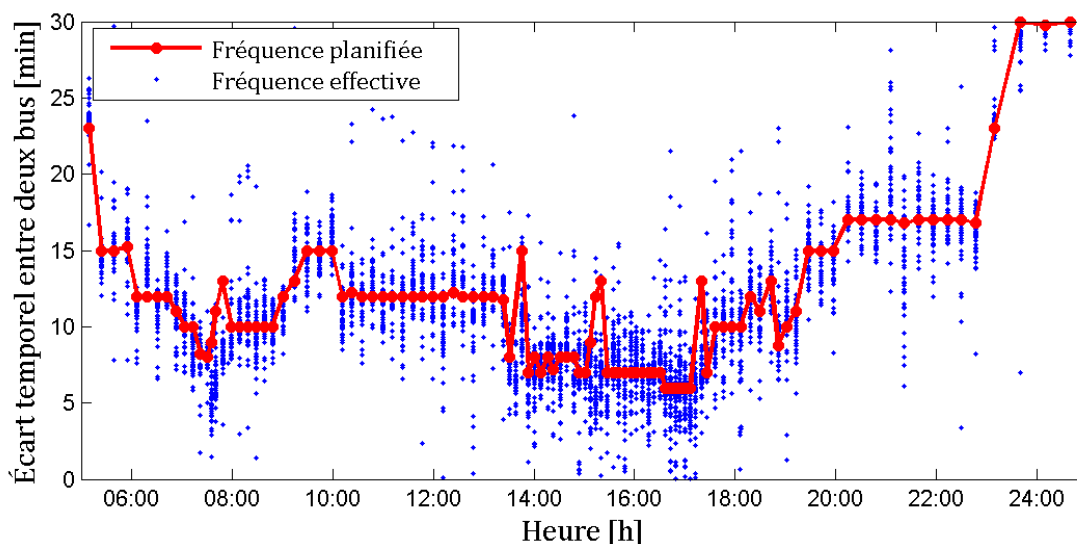


Figure 1.5. Fréquences planifiées vs. fréquences effectives au niveau du premier arrêt de la ligne.

1.1.3.4 Composants externes

D’autres sources de données donnent accès aux phénomènes externes s’appliquant sur les bus entre les arrêts. Historiquement, les données les plus classiques sont les boucles électromagnétiques placées sous la chaussée (Buisson et Lesort, 2010). Elles perçoivent les véhicules passant dessus en raison de leur carrosserie métallique et du signal qu’ils génèrent. Elles sont en mesure de fournir le nombre de véhicules détectés à chaque période dite période d’agrégation. Cette période peut être faible (de l’ordre de 1 seconde) et donner la date exacte de passage d’un véhicule, ou plus longue (classiquement de 1 ou 6 minutes) et donner une approximation du débit instantané [veh/s]. Les boucles mesurent également le taux d’occupation [%] du capteur, à savoir la fraction de temps pendant laquelle la boucle est occupée. Cette valeur donne accès à une estimation de la concertation k de

véhicules sur la route. La vitesse moyenne du flot de véhicules est aussi fournie. Les boucles permettent donc de quantifier les conditions de trafic.

Le fonctionnement des feux de circulation peut être appréhendé à travers les plans de feux. Ceux-ci contiennent toutes les informations utiles comme la durée des cycles, le temps de vert et de rouge, ainsi que le décalage des feux entre eux. Dans le cas où les feux ne sont pas cycliques (cas des priorités dynamiques des bus aux feux par exemple), il devient assez délicat d'avoir cette information d'une manière pratique. Un autre type de données, dites lagrangiennes (mobiles) sont des informations issues de capteurs mobiles. Ils s'opposent au premier type de données fixes dites eulériennes. Il s'agit des véhicules traceurs, i.e. munis de smartphones ou directement de GPS. Ils fournissent directement des informations sur les temps de parcours pratiqués sur une route et donc potentiellement par un bus. Avec l'explosion du nombre de smartphones, ce genre de données devrait se démocratiser à l'avenir. De manière plus anecdotique, des capteurs eulériens peuvent donner accès à des données lagrangiennes. C'est le cas des capteurs Bluetooth installés sur le bord de la route et qui relèvent les identifiants des véhicules équipés. Cela permet de déterminer leur trajet et de calculer le temps de parcours associé.

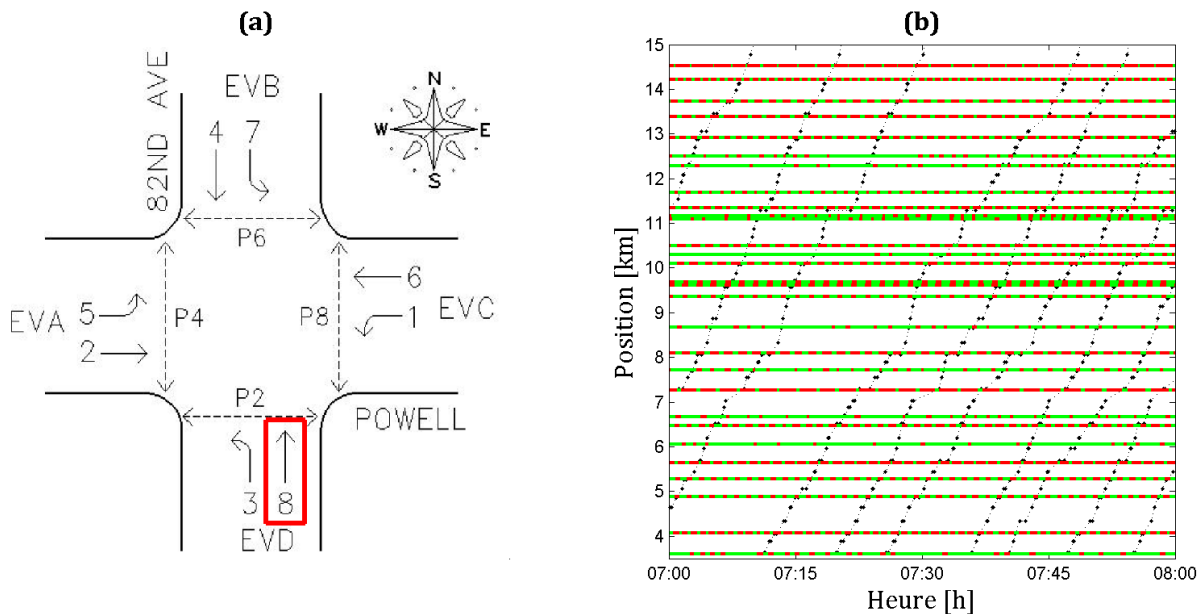


Figure 1.6. (a) Plan de feu d'une intersection particulière, (b) Phases des feux de circulation rencontrés par les bus de la route 72.

A Portland, des données concernant l'infrastructure de la 82nd Avenue s'ajoutent aux données concernant les bus. Quatre boucles de comptage du trafic ont été installées le long de ce corridor (carrés verts sur la Figure 1.3). Les données donnent accès aux débits et concentrations toutes les 15 ou 45 secondes. De plus, cette base regroupe les informations de 32 feux de signalisation (traits rouges sur la Figure 1.3). Chaque fois qu'un feu change de phase à une intersection, la date du changement d'état ainsi que le nouveau plan de feu actif sont enregistrés. *A posteriori*, il est ainsi possible de déterminer l'état d'un feu à n'importe quelle date et ce en particulier pour les feux utilisés par la ligne de bus, cf Figure 1.6. Il est à noter que les paramètres des feux sont très rarement disponibles. Pour cause, lorsque les feux sont dynamiques comme c'est le cas à Portland, archiver toutes les dates de changement de phase demande une place mémoire très importante. A titre d'exemple, l'archive des 32 feux sur deux mois pèse 700 Mo et la ville de Portland dispose en première approximation d'au moins 30.000

intersections. Pour stocker les informations relatives à tous les feux d'une ville sur une année, il faudrait l'équivalent de 4.000 disques durs d'1 To.

1.1.4 Stratégies de régulation dynamiques

1.1.4.1 Classification des stratégies de régulation

Pour maintenir ou recouvrer la régularité de la ligne, les gestionnaires sont amenés à s'adapter en proposant des stratégies de régulation, cf. Figure 1.2. [Turnquist et Blume \(1980\)](#) distinguent les stratégies planifiées des stratégies dynamiques. Les stratégies planifiées cherchent principalement à limiter la variabilité des phénomènes, fortement responsable de l'irrégularité des lignes ([Barnett, 1974](#)). A ce titre, dédier des sites propres aux bus et leur offrir une priorité aux feux réduit à la fois les temps de parcours et leur variabilité ([Stevanovic et al., 2008](#)). La conception de grilles horaires plus larges permet aussi aux bus d'être plus facilement à l'heure. Une politique interdisant l'achat de titres de transport au conducteur diminue les temps de service (temps de montée des usagers et compostage) et limite aussi leur variabilité ([Tirachini et Esher, 2011](#)). Néanmoins, ces stratégies ne suffisent parfois pas à contenir l'irrégularité des lignes. Des stratégies dynamiques, i.e. qui s'enclenchent en fonction de l'état de la ligne à un instant donné, doivent alors être appliquées. Celles-ci sont de plusieurs niveaux. Les stratégies intermittentes sont soit actives soit inactives, et se mettent en place une fois qu'un certain seuil d'instabilité a été détecté. Ce seuil est fixé en fonction d'un écart aux horaires ou à la fréquence cible. Nous noterons que parmi les stratégies intermittentes, certaines sont irréversibles et s'appliquent à un bus durant toute sa course, d'autres peuvent être temporaires. Par ailleurs, d'autres stratégies sont permanentes à intensité variable. L'intensité choisie est basée sur la situation instantanée de la ligne, voire sur une prévision à court terme de l'évolution de cette situation.

Enfin, les régulations peuvent s'appliquer soit uniquement aux bus par l'intermédiaire des conducteurs, soit en impactant également le trafic environnant par l'intermédiaire des feux de circulation (bus vs. infrastructure). La Figure 1.7 présente l'ensemble des stratégies de régulations existantes d'une manière synthétique au regard de ces deux axes « statique vs. dynamique » et « bus vs. infrastructure ».

1.1.4.2 Stratégies appliquées au niveau des bus

Lorsque l'écart entre deux bus est trop important, une idée simple est d'ajouter un nouveau bus dans le système. Ce n'est pas toujours facile opérationnellement puisque cela nécessite d'avoir un bus disponible. Le pendant est de supprimer un bus lorsque celui-ci est trop proche de son prédécesseur. Cela présente l'intérêt de laisser un bus disponible pour une régulation sur une autre ligne, mais n'améliore pas la situation sur la ligne originale. De plus, réguler de cette manière plusieurs lignes conjointement semble assez irréalisable en pratique et n'a jamais été étudié dans la littérature. Plutôt que de supprimer un bus, il est aussi possible de laisser le bus suiveur, relativement peu chargé, doubler son prédécesseur ([Hickman, 2001](#)). En effet, dans le cas d'un train de bus, le premier est bondé tandis que le second est presque vide. En doublant son prédécesseur, le second bus pourra absorber le nombre important d'usagers présents aux arrêts suivants, tandis que le premier bus pourra se contenter de ne faire que descendre des usagers. Le point négatif de cette stratégie est la frustration ressentie par les usagers, souvent debout, présents dans le bus plein. Si la ligne est bien gérée, cette

situation n'est pas censée se produire. D'autres stratégies ont vocation à s'appliquer pour de faibles irrégularités. Lorsque deux bus ont tendance à se rapprocher (ou à s'éloigner), les deux moyens naturels pour les séparer sont de faire accélérer le bus en retard ou de ralentir le bus en avance.

Pour augmenter sa vitesse commerciale, un bus en retard peut sauter des arrêts (*stations skipping* – Suh et al., 2002 ; Fu et al., 2003 ; Sun et Hickman, 2005). Cette famille d'actions se développe en trois possibilités : le demi-tour (*short-turning*), le haut-le-pied (*deadheading*) et le bus express (*expressing*). Le demi-tour consiste à ne pas servir les derniers arrêts d'une ligne. Dans ce cas, le bus abandonne sa course pour repartir dans l'autre sens et ainsi rattraper son retard sur son prédécesseur (Furth, 1987). Le défaut majeur de cette idée est qu'elle nécessite de décharger l'ensemble des usagers non arrivés à destination avant d'effectuer le demi-tour. A l'inverse, lors d'un haut-le-pied, le bus ne commence sa course qu'à partir d'un arrêt déterminé. Il passe donc sans s'arrêter pour prendre des usagers aux arrêts précédents (Furth, 1985 ; Eberlein et al., 1999). Avec cette technique, des arrêts importants pourraient être passés, et l'accumulation d'usagers en découlant pourrait être dramatique pour le bus suivant. Plutôt que de ne sauter que les premiers arrêts, le bus express ne s'arrête qu'à une liste d'arrêts définie à l'avance (Furth, 1986 ; Leiva et al., 2010). D'ordinaire, il s'agit des plus importants. Une solution moins drastique que le saut d'arrêt est la limitation du nombre d'usagers autorisés à monter dans le bus à chaque arrêt (*boarding limit*). Ainsi, seule une partie des usagers est acceptée à bord afin de réduire le temps d'arrêt d'un bus déjà en retard (Delgado et al., 2009). Ces solutions sont attractives car elles permettent aux bus d'augmenter leur vitesse commerciale. Néanmoins, l'acceptabilité de ce genre de mesures visant à atteindre un optimum collectif plutôt qu'un optimum individuel est mitigée, car elle propose de désavantager certains usagers au profit de l'ensemble du réseau. Cela est forcément mal perçu par les principaux concernés. De plus, faire accélérer le bus en retard est délicat en pratique en raison du trafic et des feux de circulation.

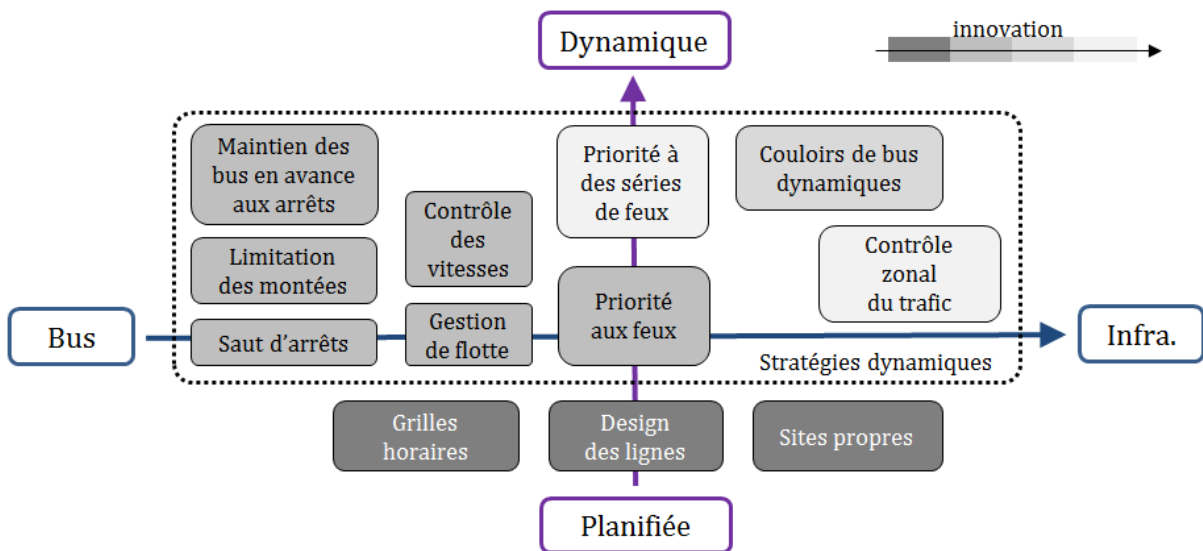


Figure 1.7. Classification des stratégies de régulation.

Dans la pratique, les exploitants peuvent préférer ralentir les bus en avance. La famille de stratégies la plus courante consiste à maintenir les bus concernés à des points de contrôle définis (*holding* – Osuna et Newell, 1972 ; Newell, 1974 ; Turnquist et Blume, 1980 ; Eberlein et al., 2001 ; Hickman, 2001 ; Zhao et al., 2003 ; Daganzo, 2009 ; Daganzo et Pilachowski, 2011 ; Xuan et al., 2011 ; Bartholdi et Eisenstein, 2012). La forme de *holding* la plus basique consiste ensuite à ne faire attendre

que les bus en avance pour qu'ils repartent avec le bon horaire (Newell, 1977) et à laisser passer les bus en retard sans délai. Dans ces stratégies, le choix du nombre et de la position des points de contrôle est une question en soi (Newell, 1977 ; Turnquist et Blume, 1980). A l'échelle macroscopique, la variance des écarts temporels entre les bus diminue à chaque point de contrôle, ce qui est caractéristique d'une amélioration locale de la régularité de la ligne (Vandedona et Richarson, 1986). Malheureusement, les marges dans les horaires diminuent naturellement la vitesse commerciale des bus. Les points de contrôle doivent être choisis comme un compromis entre la baisse de vitesse commerciale qu'ils occasionnent et la stabilité qu'ils apportent au système (Daganzo, 1997). Ces stratégies, c'est-à-dire le temps d'attente supplémentaire, peuvent se déterminer en temps réel en fonction des temps inter-véhiculaires (Daganzo, 2009 ; Bartholdi et Eisenstein, 2012). Une formulation générique de toutes les stratégies possibles de maintien a été proposée par Xuan et al. (2011). Malheureusement, les usagers acceptent difficilement d'être maintenus à un point de contrôle. Pour rendre le ralentissement d'un bus moins sensible, de récentes études proposent de diminuer la vitesse de parcours des bus (Chandrasekar et al., 2002 ; Daganzo et Pilachowski, 2011). L'idée est de déterminer deux vitesses libres pour les bus : une élevée lorsque le bus est à l'heure ou en retard, et une vitesse réduite lorsqu'il est en avance. Cependant, en raison des éléments externes qui s'appliquent aux lignes mélangées au trafic, la maîtrise de la vitesse n'est pas automatique. D'autres stratégies agissant sur ces éléments extérieurs sont alors nécessaires.

1.1.4.3 Stratégies appliquées au niveau de l'infrastructure

Pour agir sur les éléments extérieurs (feux et trafic urbain), les régulations reposent principalement sur l'utilisation des feux de circulation. Trivialement, la priorité du bus s'effectue par la modification du cycle normal du feu lorsqu'un bus est détecté. Cette détection s'effectue classiquement par des capteurs sous la chaussée, mais peut aussi être optimisée par des informations précises sur le mouvement du bus directement envoyées par ce dernier (Feng et al., 2015). Gkoumas (2007) présente les différents moyens usuellement utilisés : tronquer la phase de rouge, rallonger la phase de vert, activer la phase spécifique aux bus, insérer une nouvelle phase spécifique aux bus, et modifier l'ordre des phases. Lorsque cette priorité est activée en permanence, la priorité n'est qu'une stratégie planifiée visant à augmenter la vitesse commerciale des bus sans avoir d'effet sur leur régularité. Elle peut également être intermittente et conditionnelle. D'ordinaire, le choix de l'activation ou non de la priorité est basé sur un compromis entre le bénéfice pour la ligne de bus et les retards générés sur les véhicules particuliers (Ma et al., 2014). L'intérêt est d'autant plus grand pour le bus qu'il est en retard (ou à l'heure), et est nul, voire contre-productif, lorsqu'il est en avance. Les priorités intermittentes basées sur les fréquences en temps réel sont donc des moyens très efficaces de maintenir la régularité des lignes (Chang et al., 1996 ; Tlig et Bhourri, 2011 ; Ling et Shalaby, 2004 ; Lin et al., 2013). Notons que certaines intersections voyant passer plusieurs lignes peuvent recevoir plusieurs demandes de priorités simultanées. Certaines règles de priorité ont été proposées pour ce genre de situation (Lin et al., 2013). La plupart des priorités aux feux ne prennent en compte qu'une unique intersection.

Une régulation synchronisée de plusieurs feux afin de fiabiliser le trajet d'un bus n'a été proposée qu'assez récemment (Skabardonis, 2000). L'avantage d'un tel procédé n'a même été prouvé que par la suite (Ma et al., 2010 ; Ma et al., 2013 ; Hu et al., 2015). Divers algorithmes de synchronisation en temps réel peuvent donc encore être proposés. Notamment, le trafic environnant

jouant une place très importante dans ce genre de mesure, il conviendrait de l'appréhender de manière précise.

Malgré tout, la priorité est généralement inutile en heure de pointe puisque les bus sont bloqués par les longues files d'attente aux intersections. Lorsque la place disponible sur l'infrastructure le permet, une courte voie dédiée aux bus juste en amont du feu permet de rendre la priorité plus efficace (*queue jumper lane*). Elle permet aux bus d'atteindre le feu sans être gênés par la file d'attente, et ce même en heure de pointe (Zhou et Gan, 2005). Cette légère modification de l'infrastructure associée à la priorité permet une meilleure adhérence des bus aux fréquences prévues (Zlatkovic et al., 2013). Réserver une partie de l'infrastructure exclusivement aux TC au niveau de l'intersection réduit mécaniquement le débit de véhicules maximum qu'une intersection peut laisser passer. Ce choix engendre une augmentation significative du délai des véhicules (création de longues files d'attente en raison du débit limité aux intersections), notamment en congestion. Une autre démarche consiste alors à dédier un site propre au bus le long d'un corridor, mais à arrêter celui-ci juste avant d'arriver à l'intersection. Un pré-feu (*pre-signal*) permet alors d'activer la priorité du bus lorsque celui-ci arrive, et de laisser le trafic s'écouler sur l'ensemble des voies dans le cas contraire (Guler et Menendez, 2014).

Un site propre est positif lorsque de nombreux bus l'utilisent (plusieurs lignes passant par la même intersection), car de nombreux usagers des TC bénéficient du gain de temps. Dans le cas contraire, une voie réservée aux bus est tout simplement de l'espace perdu. Basée sur ce constat, l'idée d'un couloir de bus dynamique (*bus lane with intermittent priority - BLIP*) a récemment été proposée et développée (Viegas et Lu, 2004 ; Eichler et Daganzo, 2006 ; Chiabaut et al., 2012 ; Xie, 2013 ; Chiabaut et al., 2014). Ce mécanisme consiste à réserver une voie de circulation à un bus uniquement lorsque celui-ci est effectivement présent. Un couloir de bus temporaire est alors créé. L'inconvénient de cette mesure repose dans sa difficulté de mise en œuvre, notamment dans la diffusion de l'information aux véhicules de libérer la voie. Elle reste néanmoins un exemple intéressant de stratégie innovante de préservation des lignes de bus face au trafic.

Les stratégies ralentissant les bus en avance sont faciles à mettre en œuvre mais diminuent la vitesse commerciale des bus, tandis que les stratégies accélérant les bus en retard sont parfois impossibles à appliquer. Pour être efficaces, les stratégies de régulation doivent donc être combinées. En particulier, les stratégies de maintien des bus en avance ont quelques fois été étudiées simultanément avec d'autres stratégies internes aux lignes, comme les stratégies de saut d'arrêts (Li et al., 1992 ; Eberlein et al., 1999) ou de limitation des montées des usagers (Delgado et al., 2012). Koehler et Kraus (2010) vont plus loin en combinant ces points de contrôle avec une TSP dynamique. Cette dernière méthode ne prend pas en compte le fait qu'un bus soit en avance ou en retard, mais elle peut aisément être modifiée dans un but de régulation de fréquences.

1.2 Problématique et méthodologie

1.2.1 Constats et problématique

De nombreuses stratégies existent déjà. Cependant, elles sont au mieux appliquées en fonction de la situation connue de la ligne de bus. La situation est alors souvent déjà trop dégradée pour être ramenée à la normale. Les stratégies gagneraient à être basées sur une prévision de l'évolution de l'état de la ligne. Elles seraient alors non pas appliquées de manière palliative, mais préventivement. Leur intensité serait limitée et pourrait être déterminée en fonction du risque d'apparition de trains de bus. Notons que des stratégies basées sur des estimations des possibles états futurs de la ligne ont déjà été proposées (Xuan et al., 2011 ; Yu et al., 2012 ; Liu et al., 2013 ; Berrebi et al., 2015). Mais paradoxalement, peu d'efforts ont été consacrés à la prévision de l'état des lignes dans les recherches antérieures. Développer cet aspect constituerait une réelle avancée.

Il est à noter que le développement des stratégies de régulation s'est naturellement plus orienté vers celles s'appliquant aux bus que vers celles impactant aussi le fonctionnement normal de l'infrastructure. Cette seconde classe ne regroupe que trois exemples : les priorités aux feux, les couloirs de bus permanents extrêmement classiques, et les couloirs de bus dynamiques qui n'ont jamais été mis en œuvre. Des stratégies innovantes de gestion des feux et du trafic pour privilégier les bus et préserver leur régularité manquent. Une idée innovante pouvant être proposée *a priori* est d'appliquer un contrôle zonal du trafic afin de limiter son influence autour de la ligne. Des recherches récentes fixent les bases suffisantes pour effectuer ce type de contrôle (Ji et Geroliminis, 2012 ; Ramezani et al., 2015). Il serait intéressant de l'appliquer pour favoriser la circulation des bus en les préservant du trafic dans les périodes de pointe. Figure 1.7 positionne ces actions innovantes par rapport aux autres régulations existantes. Combinées entre elles, les stratégies pourraient être très performantes tout en restant transparentes pour les usagers, les conducteurs, et même pour les automobilistes.

Ce travail de thèse vise à développer des outils permettant d'anticiper l'évolution du système, détecter une éventuelle dégradation des fréquences, et actionner préventivement des stratégies conçues s'appliquant à la fois aux bus et à l'environnement. Différentes manières d'empêcher cette dégradation ont déjà été proposées. Plusieurs verrous demeurent. (i) Une ligne de bus est-elle un système prédictible, i.e. peut-on anticiper sa dégradation ? (ii) Quelle modélisation utiliser afin de la rendre utilisable en temps réel, adaptée aux données classiquement disponibles, et apte à reproduire l'évolution des lignes de bus ? (iii) En particulier, comment intégrer le trafic dans la modélisation de manière explicite afin d'utiliser le modèle à la fois pour des prévisions et pour les tests de stratégies s'appliquant au trafic ?

1.2.2 Verrous scientifiques et choix techniques

1.2.2.1 Techniques de prévision

Comme tout système où les aléas ont une place importante, la prévision des lignes de bus n'est pas évidente. Plusieurs techniques d'assimilation de données permettent à un modèle de prévoir l'évolution d'une ligne à partir de sa connaissance à un moment donné. Celles-ci ont historiquement été développées dans le domaine de la météorologie et de l'océanographie. Elles combinent la connaissance

de données parcellaires arrivant en temps réel avec un modèle. Ce dernier permet d'une part de reconstruire éventuellement la connaissance entière du système à un instant donné, d'autre part de proposer une évolution possible de ce système.

Deux approches principales peuvent être distinguées : l'approche physique en opposition à l'approche statistique. L'approche statistique consiste à utiliser les observations que l'on a d'une situation réelle et en déduire une loi de comportement. Si par exemple, une congestion apparaît tous les jours à 9h15 à une intersection d'un réseau urbain, un modèle statistique en déduira qu'il en sera également le cas pour tous les jours suivants. À l'inverse, l'approche physique décompose un problème en éléments simples et propose une modélisation pour chaque composant. Les données n'interviennent que par la suite pour valider (ou réfuter) le modèle établi. Pour le même exemple du réseau urbain, l'approche physique part de l'étude du fonctionnement des feux et de la dynamique du trafic. Elle permet de comprendre que la congestion n'apparaît pas à cause de l'heure, mais parce que la demande de véhicules a dépassé l'offre de l'infrastructure. Notons que les deux approches peuvent être utilisées conjointement pour former un modèle intégrant plusieurs modules. Chacune de ces deux approches rassemble un ensemble de techniques d'assimilations de données.

Un premier ensemble de méthodes utilise les modèles statistiques. Les méthodes d'intelligence artificielle, par exemple les *support vector machines* et les réseaux de neurones artificiels (*artificial neural networks* – ANN), définissent elles-mêmes des relations entre les variables empiriques du système en utilisant des techniques de *clustering* (e.g. les k plus proches voisins) et des régressions (Chien et al., 2002 ; Jeong et Rilett, 2005 ; Yu et al., 2011 ; Mazloumi et al. 2011). D'autres méthodes dites séries temporelles (*time series*) se basent sur les données historiques des jours précédents pour en déduire l'évolution probable du système. Les méthodes classiques sont l'interpolation exponentielle (*exponential smoothing*) pour la prédiction de temps de parcours des véhicules particuliers (Li et al., 2008) ou les filtres de Kalman (KF) pour la prévision de l'évolution des systèmes de bus (Kalman, 1960 ; Wall et Dailey, 1999 ; Shalaby et Farhan, 2004 ; Chen et al., 2012). Cependant, les résultats issus de ces méthodes peuvent être physiquement incohérents, puisque basés sur des lois statistiques et non physiques. Par exemple, une prévision pourrait annoncer un temps de parcours négatif d'un bus, c'est-à-dire un retour dans le temps. Les fortes variations du trafic et de la demande en passagers pourraient également ne pas être prévues (Mazloumi et al. 2011). Ces méthodes doivent donc être raffinées d'une manière complexe, par exemple à l'aide d'algorithmes génétiques (Khosravi et al., 2011).

Les dynamiques réalistes de systèmes non-linéaires et stochastiques nécessitent l'utilisation d'un filtre à particules (*particle filter* – PF). Ce second type de méthodes utilise un modèle physique pour générer aisément de nombreux états possibles du système et ainsi obtenir l'état le plus probable (Hofleitner et al., 2012). Ce type de méthode est particulièrement efficace pour prévoir les futurs temps de parcours (Chen et Rakha, 2014). De plus, il permet d'anticiper les évolutions extrêmes du système grâce à l'utilisation d'un modèle physique pour analyser les données arrivant en temps réel, ce qui est très délicat voire impossible avec les autres méthodes.

Le choix d'une méthode d'assimilation est délicat, car il n'en existe pas une qui soit toujours meilleure que les autres. Kumar et al. (2014) comparent deux techniques de prévision des bus, l'une basée sur un ANN et l'autre sur un KF. Ils montrent que la première est plus efficace lorsque la base de données est très importante, mais moins lorsque les données sont faibles. Le recours à un PF est plus intéressant car il est basé sur un modèle physique, et donc plus compréhensible pour un acteur opérationnel.

1.2.2.2 Le choix d'une modélisation adaptée

Que ce soit pour prévoir l'évolution d'une ligne de bus ou pour analyser et comprendre le fonctionnement du système, le recours à la modélisation est nécessaire. Les modèles de bus peuvent être classés en trois catégories : la micro-simulation (micro), les modèles statistiques (macro) et les modèles dynamiques centrés sur les lignes de bus (méso).

Une première approche consiste à utiliser les logiciels commerciaux de simulation (Koffman, 1978 ; Chandrasekar et al., 2002 ; Stevanovic et al., 2008). Ces logiciels sont initialement conçus pour simuler le trafic routier sur des réseaux, aussi les lignes de bus n'y ont souvent été intégrées que tardivement. Le comportement des bus y est parfois mal décrit (Gkoumas, 2007). Par exemple, les temps d'arrêts sont considérés comme constants d'un bus à l'autre. Les stratégies de régulation existantes ne sont pratiquement jamais intégrées. Un exemple rare et notable d'une modélisation croisée et équilibrée des TC et du trafic est la plate-forme de contrôle Claire-Siti⁴. Elle permet à la fois de représenter l'irrégularité des bus, mais aussi d'appréhender les correspondances entre lignes, le trafic par ses variables macroscopiques (débit, concentration), et l'environnement par l'émission des polluants. Néanmoins, le recours à ce genre d'outils est très lourd en temps de calculs. Il requiert de plus le calage délicat de nombreux paramètres pour représenter le trafic, ce qui le rend difficilement utilisable par des exploitants de TC.

C'est pourquoi une grande partie de la littérature utilise des modèles centrés sur les bus pour étudier leurs dynamiques et évaluer des stratégies de contrôle. Les modèles statistiques expriment des relations entre moyennes et variances des différentes variables en se basant sur des lois de probabilités pour décrire les différents phénomènes. Ainsi, des lois d'évolution des fréquences instantanées entre les bus d'un arrêt à l'autre peuvent être exprimées (Adebisi, 1986 ; Adamski, 1992). Dans la même logique, la contribution des variations des phases d'arrêt et de parcours dans la variabilité des fréquences peut être quantifiée (Hickman, 2001). Cependant, ce type de modélisation macroscopique ne permet pas de reproduire la dynamique des lignes de bus. Ce genre de modèle n'est donc pas valable pour faire de la prévision à court terme.

Des modèles simples et centrés sur les lignes de bus ont donc été développés. Ils sont événementiels (mésoscopique) et consistent à calculer itérativement les temps de parcours et les temps d'arrêt de chaque bus au cours d'une simulation (Cats et al., 2010). Ces modèles s'inspirent tous de celui initialement proposé par Newell et Potts (1964), où les temps de parcours étaient supposés constants pour chaque bus, et le temps d'arrêt d'un bus dépendant uniquement de son écart avec son prédécesseur. Cette modélisation simple et déterministe suffit à reproduire l'instabilité des lignes de bus. Avec le développement de la puissance de calcul des ordinateurs, et notamment leur capacité à générer rapidement des nombres aléatoires, des modèles stochastiques ont été proposés (Barnett, 1974 ; Andersson et al., 1979 ; Turnquist et Blume, 1980 ; Andersson et Scalia-Tomba, 1981 ; Daganzo, 2009 ; Cats et al., 2011 ; Daganzo et Pilachowski, 2011 ; Bartholdi et Eisenstein, 2012). Ils permettent ainsi de reproduire la variabilité des phénomènes pendant une simulation. Munoz et al., (2013) comparent des stratégies de régulation avec une simulation stochastique et déterministe, et montrent que le recours à des modèles stochastiques est indispensable pour la prévision à court terme dans certaines situations. Par ailleurs, le raffinement de ces modèles s'est presque exclusivement concentré

⁴ <http://claire-siti.inrets.fr/>

sur les lois des temps d'arrêt au détriment des temps de parcours. De manière anecdotique, [Toledo et al. \(2010\)](#) utilisent une fonction vitesse dépendant de la densité avec des valeurs seuils pour prendre en compte le trafic. Néanmoins, le trafic n'est pas pris en compte de manière explicite pour déduire les temps de parcours des bus. Son intégration dans une perspective de contrôle mixte sur les bus et le trafic est indispensable.

1.2.2.3 Estimation des temps de parcours

L'intérêt de l'estimation des temps de parcours dépasse le cadre de la modélisation des bus et une littérature dense y fait référence. Ils sont en effet une composante clé de n'importe quel système de gestion de trafic et sont l'information de base à diffuser aux usagers pour les informer des conditions de trafic sur leurs itinéraires.

Différentes sources de données peuvent être utilisées. Certaines études s'intéressent aux *véhicules traceurs* (capteurs Lagrangiens car mobiles) tels que les bus, les taxis, ou les téléphones embarqués dans les voitures particulières ([Bertini et Tantiyanugulchai, 2003](#) ; [Hererra et al., 2010](#) ; [Zhan et al., 2013](#)). Ils donnent directement accès aux temps de parcours réalisés et permettent de déduire des distributions empiriques de temps de parcours ([Ramezani et Geroliminis, 2012](#) ; [Holfleitner et al., 2012](#)). Néanmoins, de telles données restent assez rares et ne sont en particulier pas mises à disposition du gestionnaire de trafic. C'est pourquoi d'autres méthodes consistent à estimer les temps de parcours instantanés à partir d'informations provenant de capteurs fixes (Eulériens). Les plus classiques sont les boucles électromagnétiques qui fournissent des mesures de vitesse et de débit en certains points du boulevard. La connaissance des paramètres des feux de circulation est également une donnée très importante pour estimer précisément les temps de parcours ([Dion et al., 2004](#) ; [Skabardonis et Geroliminis, 2005](#) ; [Liu et al. 2009](#) ; [Nagati, 2009](#) ; [Viti et Van Zuylen, 2010](#) ; [Zheng et Van Zuylen, 2011](#) ; [Wu et Liu, 2011](#) ; [Qi et al., 2013](#)). Ces données sont parfaitement accessibles par les gestionnaires de trafic. Cependant, elles ne fournissent pas directement les temps de parcours réalisés et/ou instantanés. Pour cela, des hypothèses sur la dynamique de l'écoulement du trafic doivent être faites. Le modèle de trafic le plus connu est le modèle LWR dit encore modèle des ondes cinématiques ([Lighthill et Whitham, 1955](#) ; [Richards, 1956](#)), souvent combiné avec un diagramme fondamental (*fundamental diagram* – FD) triangulaire ([Chiabaut et Leclercq, 2011](#)). Ce modèle très simple reproduit correctement la dynamique globale du trafic, en particulier dans les réseaux urbains où la dynamique du trafic est principalement induite par les feux de circulation ([Papageorgiou, 1998](#)). La pertinence de ce modèle a été validée expérimentalement dans de nombreux travaux.

Pour estimer les temps de parcours, une première approche est de calculer la solution du modèle LWR sur le boulevard entier pour une situation (une demande et une offre) donnée. Une méthode simple consiste à calculer directement les trajectoires des véhicules suivant le modèle de Newell ([Newell, 2002](#)). Des solutions numériques basées sur une discrétisation spatiotemporelle ([Gonudov, 1959](#) ; [Daganzo, 1994](#)) ou des schémas de résolution exacts ([Mazare et al., 2011](#)) fournissent également les solutions du modèle LWR. D'autres travaux utilisent le concept très pratique de courbe de véhicules cumulés (CVC) pour calculer la solution uniquement au niveau de chaque intersection plutôt que sur le boulevard entier ([Qian et al., 2012](#)). La principale lacune de ces méthodes est qu'elles ne détectent pas les remontées de files d'attente sur les intersections amont. Négliger ces remontées peut entraîner des erreurs importantes dans l'estimation des temps de parcours ([Knoop et al., 2006](#)). De nombreuses études cherchent à résoudre ce problème complexe ([Wu et Liu, 2011](#) ; [Geroliminis et](#)

Skabardonis, 2011 ; Qian et al., 2012 ; Qi et al., 2013). Toutes ces méthodes calculent la solution pour une situation donnée dépendant de la demande (débit) en entrée et de l'offre (débit maximum possible) en sortie. Des distributions théoriques de temps de parcours peuvent alors être obtenues.

Les temps de parcours résultant dépendent fortement des conditions de trafic. La plupart des études se contente d'étudier les conditions fluides (Viti et Van Zuylen, 2010 ; Zheng et Van Zuylen, 2011). D'autres travaux considèrent un boulevard saturé en raison d'une demande supérieure à la capacité du boulevard (Skabardonis et Geroliminis, 2005 ; Nagatani, 2009 ; Wu et al., 2011 ; Hofleitner et al., 2012). De fortes congestions peuvent aussi apparaître lorsque le flux aval est réduit en sortie (Leclercq et al., 2014). Il manque une approche globale capable de calculer efficacement les temps de parcours et leur variabilité pour toutes les conditions de trafic.

Récemment, Daganzo (2005a, 2005b) a introduit le concept de théorie variationnelle (VT). Elle permet de calculer la solution du modèle LWR sur un boulevard urbain à partir des conditions aux limites. Elle est entre autres utilisée pour calculer analytiquement le diagramme fondamental macroscopique (*macroscopic fundamental diagram* – MFD) caractéristique d'un boulevard urbain (Daganzo et Geroliminis, 2008 ; Geroliminis et Boyaci, 2012 ; Leclercq et Geroliminis, 2013 ; Leclercq et al., 2014). Le MFD est un outil élégant et attractif permettant de décrire les caractéristiques de tous les états de trafic homogènes possibles (débit et concentration moyenne). L'utilisation de la VT pour son calcul permet de détecter les remontées de files d'attente et d'estimer correctement les réductions de capacité dues à la proximité des feux de circulation (Leclercq et Geroliminis, 2013). Enfin, cet outil peut être raffiné afin de prendre en compte l'impact des bus sur le trafic (Xie et al., 2013). Malheureusement, il ne donne accès qu'à la vitesse harmonique des véhicules, et non à la variabilité (incertitude) associée.

MFD, distributions de temps de parcours, et temps de parcours résultant de la solution analytique du modèle LWR ont chacun leurs avantages et inconvénients. Le MFD est simple à obtenir et prend explicitement en compte le trafic, mais ne fournit qu'une vitesse moyenne. Les distributions de temps de parcours ne prennent pas en compte le trafic. La solution du modèle LWR doit être calculée pour chaque situation (et chaque simulation) et est donc coûteuse en temps. Une approche permettant de les combiner serait une avancée majeure et permettrait de compléter les modèles bus-centrés pour les rendre *a priori* aptes à la prévision à court terme.

Trois questions cruciales ont été mises en évidence. Il s'agit de choisir une modélisation capable de reproduire l'irrégularité des lignes et cohérente avec la nature des données. Ce modèle devra être suffisamment adaptable pour prendre en compte les éléments externes aux lignes que sont les feux de circulation et le trafic environnant. Enfin, le modèle devra être assez robuste pour réaliser des prédictions pertinentes de l'évolution des bus sur leur ligne.

1.2.3 Méthodologie

Pour atteindre l'objectif du maintien des fréquences des bus en temps réel, le travail de thèse se décomposera en plusieurs étapes suivant deux axes. La Figure 1.8 illustre les différentes tâches et leur articulation les unes par rapport aux autres. Le premier axe représente la conception et le raffinement d'un modèle pour passer d'un système isolé de ligne de bus à un système mixé au trafic. Le second axe représente le passage de l'étude théorique des lignes par la modélisation à son application dans un contexte opérationnel.

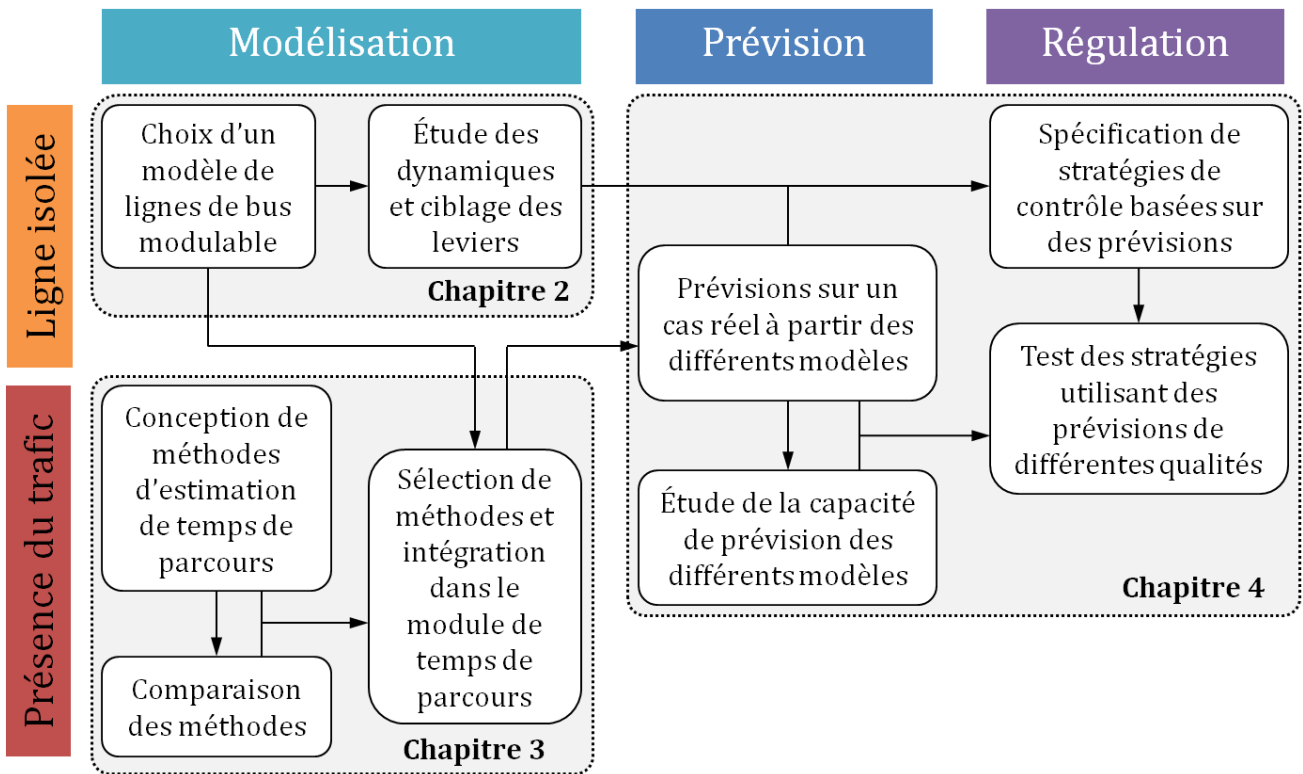


Figure 1.8. Structure de la thèse

1.2.3.1 Conception d'un modèle bus-centré prenant en compte le trafic

Une première partie de la thèse consistera à l'étude théorique et à la modélisation des lignes de bus confrontées au trafic urbain.

Dans un premier temps, les lignes de bus seront étudiées par le biais de la modélisation mésoscopique. Dans cette partie, la base des modèles bus centrés sera reprise des travaux existants dans la littérature. Cette partie commence par l'étude théorique du modèle de [Newell et Potts \(1964\)](#) afin d'étudier la stabilité du système. L'influence des hypothèses et des différents paramètres sur la régularité des bus pourra être mise en évidence. Ce modèle sera ensuite complété pour atteindre le niveau de raffinement des modèles classiquement utilisés dans la littérature en intégrant les phénomènes aléatoires ([Andersson et Scalia-Tomba, 1981](#) ; [Daganzo, 2009](#)). Leur impact sur la stabilité du système pourra ainsi être quantifié. Cette partie s'achèvera avec l'ajout des feux de circulation dans le module de temps de parcours. La modification potentiellement extrême de la dynamique du système qui en découle justifiera le raffinement des modèles de bus pour prendre en compte les feux et le trafic dans toute leur généralité. Ces travaux préliminaires sont présentés dans le Chapitre 2. Ils ont été valorisés par la publication d'un article scientifique dans la revue *Journal of Advanced Transportation* ([Hans et al., A1](#)).

Afin de raffiner le modèle existant, le cadre théorique du corridor urbain sera ensuite considéré. Il permettra de concevoir un module de temps de parcours dépendant explicitement des feux et du trafic. Pour cela, le modèle LWR sera utilisé pour reproduire la dynamique du trafic d'une manière simple ([Lighthill et Whitham, 1955](#) ; [Richards, 1956](#)). Il devra être applicable aux différentes conditions de trafic (fluide vs. congestion), et prendre en compte l'ensemble des phénomènes dynamiques entrant en jeu dans un corridor urbain. Ce module permettra de générer au choix : (i) la date d'arrivée d'un bus

en fonction de son heure de départ (solution exacte), (ii) sa vitesse moyenne ou (iii) la distribution de ses temps de parcours possibles en fonction de l'état de trafic. Le module de temps de parcours sera ainsi étoffé à partir des nouvelles recherches en théorie du trafic. Ces travaux sur l'influence du trafic et des feux sur les temps de parcours en milieu urbain sont présentés dans le Chapitre 3. Ils ont été valorisés par la publication de deux articles scientifiques dans les revues *Transportation Research Record* et *Transportation Research Part B*, et la soumission d'un troisième dans la revue *Transportation Research Part C* (Hans et al., A3, A4, A5).

1.2.3.2 Applications opérationnelles de la modélisation

La seconde partie de la thèse appliquera la modélisation proposée à un usage opérationnel. Le modèle sera utilisé pour générer des prévisions à court terme. Ces prévisions serviront de base de décision pour l'enclenchement ou non de stratégies de régulation.

Le modèle sera appliqué à un cas concret afin de tester ses capacités de prévision. Les données de Portland seront utilisées en raison de la grande diversité d'informations qu'elles contiennent. Elles serviront d'une part de base au calage du modèle afin de l'adapter à la situation représentée. D'autre part, elles seront assimilées à des informations apparaissant en temps réel. L'apport de ces données sera de s'assurer que le modèle ne s'éloigne pas de la réalité qu'il tente de reproduire en raison d'une propagation des erreurs. La technique d'assimilation de données retenue reproduira la tendance des jours précédents mais en l'adaptant à la situation immédiate. Il sera ainsi possible de déterminer l'état actuel d'une ligne et de prévoir son état à plus ou moins long terme. Les enjeux de cette partie seront de déterminer l'apport des différents types de données, de comparer la qualité de prévision des différents modèles, de quantifier la durée de validité des prévisions, et d'évaluer leur capacité à prévoir les situations critiques. Ces travaux ont été valorisés par la soumission d'un article scientifique dans la revue *Transportation Research Part C* (Hans et al., A2).

Dans un second temps, les stratégies classiques de maintien des bus aux arrêts seront formulées. Une partie d'entre elles nécessite de prévoir les arrivées des bus à venir. La méthode de prévision mise en œuvre précédemment permettra de les mettre en œuvre et de tester leur efficacité. En particulier, nous étudierons la sensibilité de la capacité des méthodes de contrôle à réguler la ligne à la qualité des prévisions. Ces travaux ont été valorisés par la rédaction d'un article scientifique en collaboration avec une équipe américaine de Georgia Tech pour la conférence *Transportation Research Board*. Celui-ci débouchera sur une soumission à la revue *Transportation Research Part B*.

Chapitre 2

Modélisation et analyse des lignes de bus

Ce chapitre analyse la dynamique des lignes par une démarche de modélisation. Le Chapitre 1 a mis en évidence le phénomène d'apparition de trains de bus. Certaines causes de ce phénomène sont déjà connues. Le premier élément est la dépendance des temps d'arrêt et des écarts entre un bus et son prédécesseur. Cette dépendance rend le système instable. Le second élément est la variabilité des phénomènes affectant le parcours d'un bus. Cette variabilité engendre l'irrégularité locale des lignes. De nombreux travaux considèrent la combinaison de ces deux éléments comme suffisante pour reproduire la dynamique du système. Ce chapitre part de ces constats pour proposer une modélisation stochastique permettant de reproduire la variabilité des événements.

La dynamique du système est étudiée à travers la modélisation. L'impact de la dépendance entre le temps d'arrêt d'un bus et son écart avec son prédécesseur est exprimé analytiquement. Une étude de sensibilité partielle est également conduite pour mettre en évidence et quantifier les phénomènes ayant un effet sur les lignes. En particulier, le modèle est légèrement raffiné pour tenir compte des feux de manière explicite et déterministe, ce qui modifie considérablement la dynamique des bus. Ces travaux sont publiés dans *Journal of Advanced Transportation* (Hans et al., A1). Ils justifient l'importance de développer le module de temps de parcours du modèle de bus.

2.1 Formulation probabiliste des modèles mésoscopiques de lignes de bus

2.1.1 Modélisation mésoscopique des bus

Considérons une ligne de bus non cyclique équipée de $s = 1 \dots S$ arrêts de bus, sur laquelle $n = 1 \dots N$ bus circulent. Durant leur parcours, ils doivent respecter un écart temporel déterminé H [s]. H peut être relié à la fréquence $1/H$. Nous noterons $t_{n,s}$ la date d'arrivée effective du bus n à l'arrêt s et, le cas échéant, $T_{n,s}$ la date d'arrivée prévue par la grille horaire. $h_{n,s}$ représente le temps écoulé depuis l'arrivée de son prédécesseur au même arrêt.

La modélisation des trajectoires peut se faire par la modélisation microscopique. Elle consiste à calculer, pour chaque pas de temps (usuellement assez courts de l'ordre de la seconde), la nouvelle position des bus sur la ligne. Les éléments impactant les bus comme le trafic et les feux doivent donc être précisément décrits, ce qui rend délicat le calage du modèle. Il en est de même pour les durées passées aux arrêts, qui, pour donner une modélisation cohérente, doivent être calculées pas de temps par pas de temps en fonction du nombre exact de passagers présents à l'arrêt. Bien qu'elle fournisse des trajectoires très précises et réalistes, la modélisation microscopique a deux défauts majeurs : (i) le

temps de calcul est très important et les simulations sont inutilisables dans un usage temps réel; (ii) le niveau de détail excessif pour représenter tous les véhicules environnants et tous les passagers, ainsi que leurs itinéraires sur le réseau et la ligne.

Plutôt que d'utiliser ce niveau de détails, les trajectoires de bus peuvent être calculées à l'échelle supérieure. Le trajet d'un bus peut en effet être décomposé en trois phases : (i) son départ du premier arrêt, (ii) ses phases de déplacement et (iii) ses phases de chargement des passagers aux arrêts. La modélisation mésoscopique, ou événementielle, se base sur ce constat et se décompose en trois modules correspondant aux trois phases précédentes. Elle consiste à calculer pour chaque phase, le temps mis par le bus pour l'effectuer. Contrairement à la simulation microscopique, il s'agit de déterminer les dates de chaque événement à des positions connues, et non des positions pour des dates connues. L'Algorithme 1, rédigé en pseudo-langage, met en évidence le cadre de simulation général de tout modèle mésoscopique.

Algorithme 1. Simulation des trajets des bus.

Pour chaque bus $n = 1 \dots N$, **Faire**

Déterminer la date de départ du bus (un temps $h_{n,1}$ après son prédécesseur).

Initialiser le chargement du bus à $L_0 = 0$ si celui-ci est considéré.

Pour chaque arrêt $s = 1 \dots S$, **Faire**

Générer le temps d'arrêt $d_{n,s}$ du bus à l'arrêt s . Actualiser son chargement $L_{n,s}$ si besoin.

Générer le temps de parcours $\pi_{n,s}$ du bus entre les arrêts s et $s + 1$.

Fin

Fin

Les dates d'arrivées $t_{n,s}$ des bus aux différents arrêts sont ainsi connues. Cette représentation événementielle est extrêmement efficace du point de vue calculatoire. La simulation de N bus aux S arrêts se fait en environ $2 * S * N$ calculs, c'est-à-dire quasi-instantanément. C'est l'une des principales justifications de son intérêt pour l'usage en temps réel. Par ailleurs, la solution peut être discrétisée temporellement. A partir des dates des événements, une interpolation linéaire donne la position des bus à chaque pas de temps. Il n'y a donc aucune différence conceptuelle avec l'Algorithme 1.

La question cruciale de la modélisation mésoscopique est de savoir comment générer les dates de départ, les temps d'arrêt et de parcours de chaque bus. Différents niveaux de détails peuvent être considérés pour chaque phase. De plus, chaque phénomène reproduit peut être (a) stochastique ou (b) déterministe.

(a) Pour la première possibilité, le phénomène est assimilé à un processus aléatoire associé à une certaine loi de probabilité. Cette loi doit-être choisie non pas par convenance (simplicité de la distribution, forte ressemblance avec les données, etc.), mais en fonction de la nature physique du phénomène reproduit. A partir d'une loi, un générateur de nombres aléatoires tire une valeur numérique avec une certaine probabilité. En conséquence, deux simulations réalisées dans les mêmes conditions avec le même scénario donnent deux résultats différents. Un scénario doit alors être étudié après la génération de plusieurs répliques, c'est-à-dire la reproduction de la même simulation avec des résultats nécessairement différents. Les résultats sont ensuite étudiés à travers des indicateurs comme la moyenne des répliques (qui donne la tendance), leur écart-type (qui donne la variabilité)

ou encore leurs valeurs extrêmes. La suite de ce chapitre fournit les différentes lois de probabilités à utiliser pour l'ensemble des phénomènes considérés.

(b) Contrairement à l'approche stochastique, l'approche déterministe consiste à quantifier un phénomène à l'aide d'une valeur déterminée de manière exacte et certaine en fonction de la situation. Ainsi, deux simulations réalisées dans les mêmes conditions avec le même scénario donnent le même résultat. Les répliques sont alors inutiles. Un modèle déterministe se déduit aisément d'un modèle stochastique en associant la moyenne des distributions à l'événement associé. Les modèles de bus existants font le choix entre la version stochastique et déterministe de chaque module. Ainsi, tous les modules du modèle d'Andersson et Scalia-Tomba (1981) sont stochastiques, tous ceux du modèle de Newell et Potts (1964) sont déterministes, et seul le module de temps de parcours du modèle de Daganzo (2009) est stochastique.

2.1.2 Conditions aux bornes du système

Les dates $t_{n,1}$ auxquelles les bus quittent le début de la ligne définissent les conditions aux bornes du système. Les conducteurs ne partent pas toujours exactement à l'heure prévue. Pour appréhender ce phénomène, les modèles de bus stochastiques considèrent que les conducteurs de bus démarrent leur parcours avec une erreur potentielle de Δ autour de leur horaire, i.e. :

$$h_{n,1} = H + \delta_n \cdot \Delta \quad (2.1)$$

où $\delta_n \in [-1; 1]$ est uniformément distribué. D'autres distributions peuvent être utilisées tant qu'elles sont définies sur un intervalle borné. Les modèles déterministes supposent que les horaires sont respectés en début de ligne ($\Delta = 0$). Notons que la cyclicité d'une ligne peut être reproduite en faisant coïncider (tout du moins dépendre) les dates de départ des bus avec leurs dates d'arrivée au point terminal. Par ailleurs, dans un usage temps réel, ces conditions aux bornes n'ont pas d'importance. Le trajet du bus est modélisé uniquement à partir de la date à laquelle il quitte le début de la ligne, date connue à l'aide de données GPS par exemple.

Il sera vu par la suite que le parcours d'un bus dépend de son prédécesseur. Les dates d'arrivées du premier bus à chacun des arrêts, c'est-à-dire sa trajectoire complète, sont donc les autres conditions aux bornes du système. En pratique, cette trajectoire sera toujours considérée comme respectant parfaitement la grille horaire définie par l'exploitant. Ce premier bus sera indexé par 0 : $t_{0,s} = T_{0,s}$.

2.1.3 Lois de probabilités usuelles pour la description des temps d'arrêt

2.1.3.1 Calcul du temps d'arrêt

En l'absence de régulation, le temps d'arrêt $d_{n,s}$ du bus n à l'arrêt s dépend principalement du nombre de passagers désirant descendre $A_{n,s}$ et monter $B_{n,s}$ dans le bus, voir Figure 2.1. La manière la plus classique d'exprimer la relation entre ces variables est de se baser sur des durées unitaires, à savoir le temps nécessaire pour ouvrir et fermer les portes c [s], et les temps a et b [s] respectivement mis par chaque passager pour descendre et monter dans le bus. Ces valeurs dépendent principalement du mécanisme de paiement, des bagages des clients, du design du bus et de son nombre de portes (Hendrickson, 1981). La variance du temps de service par passager est en effet très faible, ce qui justifie de considérer un temps individuel constant pour chaque individu (Aziz, 1977). Ils peuvent néanmoins

être associés à des lois de probabilité comme la loi Gamma pour augmenter le réalisme des simulations (Andersson et Scalia-Tomba, 1981).

La durée associée à la phase de descente est $aA_{n,s}$ et celle à la phase de montée $bB_{n,s}$. Lorsque la montée et la descente des passagers s'effectuent par les mêmes portes, le temps d'arrêt est égal à la somme des temps de montée et descente (Andersson et Scalia-Tomba, 1981). Il est égal à la plus longue des deux durées lorsque montée et descente se font par des portes séparées. La phase de montée est généralement plus longue que la phase de descente en raison de la validation des titres de transports. C'est pourquoi certains auteurs négligent cette dernière. Ces différentes possibilités sont respectivement reprises par les équations (2.4). Dans tous les cas, l'estimation du nombre de montées (et potentiellement de descentes) est cruciale.



Figure 2.1. Représentation des usagers pour le calcul du temps d'arrêt.

2.1.3.2 Montée des usagers

Le nombre de passagers $B_{n,s}$ montant dans le bus n à l'arrêt s dépend de la demande en passagers λ_s [pass/s]. Dans le cas des BHNS avec des fréquences fortes, les usagers arrivent aux arrêts sans se soucier des horaires. La durée entre deux arrivées successives de passagers est assimilable à la durée de vie du phénomène « aucun usager n'est arrivé depuis le dernier usager ». Les durées de vie sont usuellement représentées par une loi exponentielle. Dans ce cas, le nombre d'usagers arrivant à l'arrêt pendant un intervalle de temps donné, en particulier entre l'arrivée de deux bus successifs, suit une loi de Poisson (Lesley, 1975 ; Chapman et al., 1976). Son unique paramètre est égal au nombre moyen de passagers étant censés arriver pendant cet intervalle de temps, c'est-à-dire $\lambda_s h_{n,s}$. La Figure 2.2a montre les probabilités associées à la génération d'un nombre de passagers pour des valeurs moyennes données.

Dans le cas spécifique d'un modèle déterministe négligeant la descente des usagers, seules les équations (2.4) et (2.5) sont à considérer. Le temps d'arrêt du bus vaut alors $d_{n,s} = c + b\lambda_s h_{n,s}$. La quantité $b\lambda_s$ est alors souvent représentée par une unique variable sans dimension β_s (Daganzo, 2009). Elle représente physiquement la durée d'arrêt nécessaire pour charger les usagers arrivés à une certaine période. Ses valeurs vont de 0.01 à 0.1 respectivement pour des petites et des grandes demandes. Hans et al. (A2) présentent une version stochastique de cette équation à partir d'une loi exponentielle.

2.1.3.3 Prise en compte de la descente des usagers

La montée des usagers peut être gênée par les passagers déjà présents dans le bus, c'est-à-dire son chargement $L_{n,s}$. Son estimation nécessite la prise en compte de la descente des usagers. Il existe deux moyens de calculer le nombre de descentes $A_{n,s}$. Le premier est d'utiliser des matrices origines-destinations (OD) pour les passagers d'une ligne (Dekindt et Griffe, 1970 ; Jackson et Wreng, 1972 ; Bly et Jackson, 1974). Chaque case (s_1, s_2) de la matrice correspond à la demande en passagers à l'arrêt s_1 souhaitant se rendre à l'arrêt s_2 . Deux manières permettent de générer A_{n,s_2} de manière aléatoire. (i) A chaque arrêt en amont s_1 , un tirage de Poisson est réalisé comme précédemment pour chacune des destinations possibles à partir de la matrice OD. A_{n,s_2} est donc la somme des nombres correspondant à l'arrêt s_2 . (ii) A chaque arrêt s_1 , un unique tirage de Poisson est réalisé. La répartition aux différentes destinations est ensuite faite à partir d'une loi multinomiale. Ses coefficients sont alors la proportion de chaque descente dans la colonne de la matrice OD correspondant à l'arrêt considéré. Les méthodes (i) et (ii) sont équivalentes. L'utilisation d'une matrice OD a deux inconvénients. D'une part, elle est difficile à caler avec des données réelles en raison de la difficulté à traquer les usagers pendant leur trajet. D'autre part, cela nécessite de garder en mémoire les destinations de chaque usager pendant le trajet du bus, ce qui n'est pas cohérent avec l'esprit de la modélisation centrée sur les bus proposée dans ce travail.

Il est donc plus courant de considérer que le nombre d'usagers descendant du bus ne dépend pas de leurs origines respectives. Dans ce cas, chaque passager parmi les $L_{n,s}$ que compte le bus choisit indépendamment des autres de descendre avec la même probabilité μ_s , encore appelée ratio de descente. Une loi binomiale est bien adaptée pour représenter ce phénomène et le nombre de passagers descendant effectivement du bus, cf équation (2.6) (Adebisi, 1986). La Figure 2.2b montre les probabilités associées à la génération d'un nombre de passagers descendant pour des valeurs de chargement et de ratio de descente données. Cette méthode ne requiert que l'estimation du chargement $L_{n,s}$ du bus lors des simulations. Le calcul diffère légèrement si une capacité maximale est supposée pour chaque bus (auquel cas des usagers peuvent ne pas pouvoir monter dans le bus), cf équation (2.7).

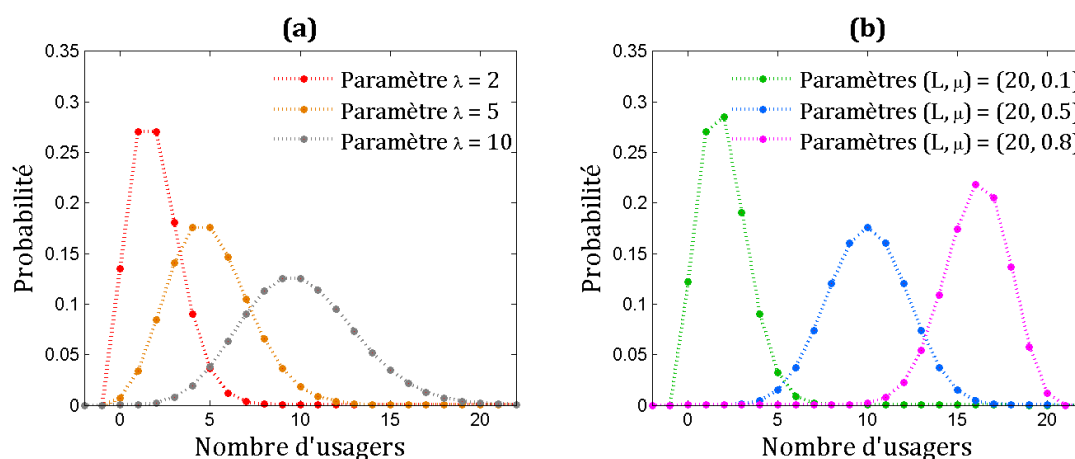


Figure 2.2. Probabilités associées à la génération d'un nombre d'usagers (a) pour la loi de Poisson (b) pour la loi binomiale.

Notons que la connaissance des ratios de descente permet de reconstruire une matrice de ratios d'OD (ROD) où chaque case contient la proportion des usagers descendant à l'arrêt s_2 par rapport à tous les usagers montés à l'arrêt s_1 :

$$ROD_{s_1, s_2} = \mu_{s_2} \prod_{s=s_1}^{s_2-1} (1 - \mu_s) \quad (2.2)$$

La matrice OD des flux de passagers s'en déduit aisément par produit avec le vecteur des demandes λ_s aux différents arrêts. Cependant, l'utilisation des ratios de descente plutôt que la connaissance directe d'une matrice OD engendre une perte d'information. En effet, le rang de la matrice ainsi définie est inférieur à celui d'une matrice OD générique. Malgré tout, cette approche est privilégiée car elle propose un bon compromis entre simplicité et diversité des cas reproduits.

Le Tableau 2.1 résume l'ensemble des hypothèses présentées ci-après ainsi que les équations associées en confrontant la version stochastique et déterministe de chaque module. Il est à noter que les modèles déterministes manipulent des passagers non-entiers générés d'après les Eq. (2.5) et (2.6).

Tableau 2.1. Équations associées aux différentes versions du module de temps d'arrêt.

	(a) Stochastique	(b) Déterministe	Équations
Temps individuels	a, b et c suivent chacun une loi Gamma	a, b et c sont constants	(2.3)
Module de temps d'arrêt	(a) $d_{n,s} = c + bB_{n,s} + aA_{n,s}$ (b) $d_{n,s} = c + \max(bB_{n,s}, aA_{n,s})$ (c) $d_{n,s} = c + bB_{n,s}$		(2.4)
Nombre de montées	$B_{n,s} \sim \mathcal{P}(\lambda_s h_{n,s})$ où \mathcal{P} est une loi de Poisson	$B_{n,s} = \int_{t-h_{n,s}}^t \lambda_s(t) dt$ $B_{n,s} = \lambda_s h_{n,s}$ si λ_s est constant	(2.5)
Nombre de descentes	$A_{n,s} \sim Bi(L_{n,s-1}, \mu_s)$ où Bi est une loi binomiale	$A_{n,s} = \mu_s L_{n,s-1}$	(2.6)
Chargement	(a) Capacité infinie : $L_{n,s} = L_{n,s-1} - A_{n,s} + B_{n,s}$ (b) Capacité finie : $L_{n,s} = \min(L_{n,s-1} - A_{n,s} + B_{n,s}, Cap)$		(2.7)

2.1.4 Lois de probabilités pour la description des temps de parcours (M1)

De nombreux éléments peuvent perturber un bus sur son parcours : les feux de circulation, les véhicules environnants ou encore d'autres phénomènes imprévisibles, cf **Figure 2.3**. Ces facteurs peuvent être intégrés de manière plus ou moins explicite dans le module de temps de parcours. La manière la plus implicite est le recours à des lois de probabilités.

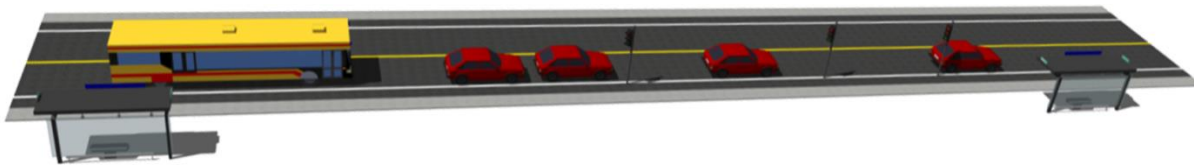


Figure 2.3. Externalités subies par le bus pouvant être intégrées implicitement ou explicitement dans le module des temps de parcours.

2.1.4.1 Lois usuelles

Dans de nombreux travaux, le temps de parcours $\pi_{n,s}$ du bus n sur le tronçon s est assimilé à une variable aléatoire suivant une loi de probabilité continue, par exemple une loi normale (Daganzo, 2009), log-normale (Andersson et Scalia-Tomba, 1981) ou Gamma (Aziz, 1977). Ces lois ont deux paramètres reliés à la moyenne μ_s [s] et l'écart-type σ_s [s] des temps de parcours : μ_s représente le temps de parcours que mettrait un conducteur moyen pour parcourir le tronçon si rien ne venait le

gêner tandis que σ_s représente la variabilité de ce temps de parcours intégrant la diversité des comportements de conduite. Ils intègrent l'ensemble des externalités subies par un bus : la géométrie des tronçons, les retards aux intersections, un véhicule en double-file... La Figure 2.4a montre la forme de ces trois distributions usuelles. La loi normale est symétrique et la probabilité qu'elle génère des temps de parcours négatifs est non nulle. Les lois log-normale et Gamma sont en revanche définies sur les réels positifs. Elles sont asymétriques et leur forme est dictée par les deux paramètres. D'autres lois de probabilités avec un nombre variable de paramètres existent, comme les lois de Halphen (Delhome et al., 2015).

2.1.4.2 Conception d'une nouvelle loi adaptée aux temps de parcours

Ces lois sont très générales et utilisées dans de nombreux domaines. Elles ne sont donc pas toujours adaptées à la représentation des temps de parcours. Hans et al. (A2) présentent une nouvelle loi de probabilité basée sur des considérations logiques. Un temps de parcours dépend de plusieurs composantes. Il dépend d'une part de la conduite du conducteur, assimilable à une loi normale. D'autre part, le bus peut subir d'éventuels aléas au cours de son trajet (accident, traversée d'un piéton, ralentissement quelconque, etc.). La longueur de ce retard est assimilable à une durée de vie d'une gêne aléatoire. Les durées de vie sont usuellement représentées par une loi exponentielle de moyenne ϵ_s . Leur variance vaut alors ϵ_s^2 . Suivant ces considérations physiques, il est possible de représenter la variable du temps de parcours entre les deux arrêts comme la somme de deux variables aléatoires indépendantes : l'une suivant une loi normale, et l'autre une loi exponentielle. On crée ainsi une loi normale-exponentielle (NE). Sa densité de probabilité $f_{NE(\mu_s, \sigma_s, \epsilon_s)}$ se calcule comme étant le produit de convolution des deux lois qui la composent :

$$f_{NE(\mu_s, \sigma_s, \epsilon_s)}(\pi) = \int_{-\infty}^{-\infty} f_{N(\mu_s, \sigma_s)}(t) \cdot f_{E(\epsilon_s)}(\pi - t) \cdot dt \tag{2.8}$$

$$= \frac{1}{2\epsilon_s} e^{-\frac{\pi}{\epsilon_s} + \frac{1}{2\epsilon_s} \left(2\mu_s + \frac{\sigma_s^2}{\epsilon_s} \right)} \left(1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\pi - \mu_s - \frac{\sigma_s^2}{\epsilon_s}}{\sigma_s \sqrt{2}} \right) \right)$$

où $f_{N(\mu_s, \sigma_s)}$ et $f_{E(\epsilon_s)}$ et sont les fonctions de densité respectives des lois normale et exponentielle, et erf est la fonction d'erreur exprimée par $\operatorname{erf}(t) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^t e^{-x^2} dx$.

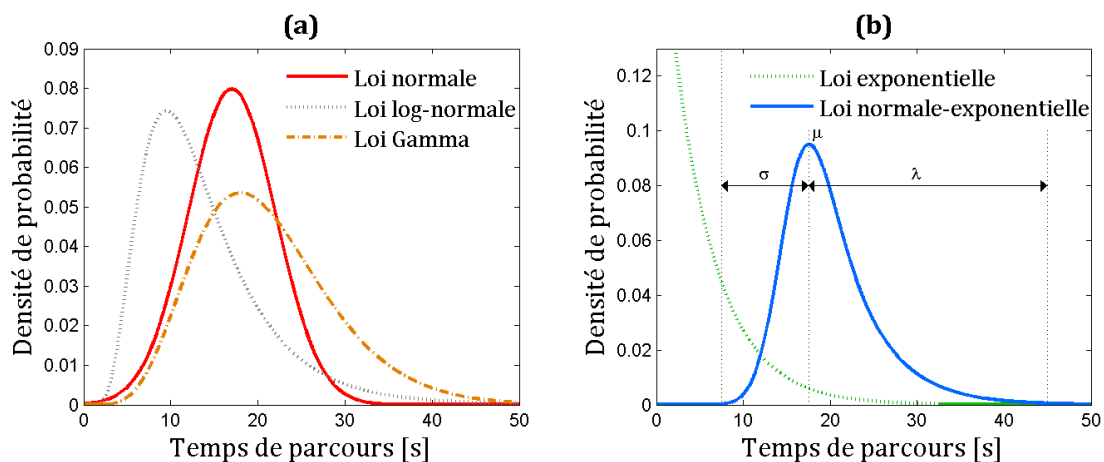


Figure 2.4. (a) Lois usuelles (b) nouvelle loi pour les temps de parcours

Cette nouvelle loi dépend de trois paramètres dont le rôle est décrit sur la Figure 2.4b. Le troisième permet de jouer directement sur l'asymétrie de la distribution. Sa moyenne et sa variance se déduisent aisément de celles des deux autres distributions supposées indépendantes : $E(NE) = \mu_s + \epsilon_s$ et $Var(NE) = \sigma_s^2 + \epsilon_s^2$. Elle est particulièrement utile pour deux raisons. D'une part, générer des nombres aléatoires est très simple puisqu'il suffit de générer un nombre à partir de la loi normale, un autre à partir de la loi exponentielle, et d'additionner les deux. D'autre part, l'expression analytique est importante car elle intervient dans le calage des paramètres à partir de données réelles, comme cela sera vu dans la section 4.1.

Aucune des lois présentées ici ne dépend de la présence ou non de feux de circulation, bien que de nombreux auteurs admettent leur fort impact sur la variabilité des temps de parcours (Bartholdi et Eisenstein, 2012). Dans la suite de cette thèse, d'autres lois intégrant l'effet des feux et du trafic sont proposées.

2.1.4.3 Dépendance entre les modules de temps d'arrêt et de parcours

Sur un tronçon donné, un bus accélère pour atteindre sa vitesse désirée et décélère pour s'arrêter éventuellement à l'arrêt suivant. Seul le temps perdu en accélération γ est considéré, le temps perdu en décélération étant considéré comme négligeable (cf section 4.1.2 pour une justification empirique). Les distributions de temps de parcours prenant en compte l'accélération, il convient alors de retrancher ce paramètre lorsque le bus ne s'est pas arrêté à l'arrêt précédent. D'autres hypothèses propres aux règles opérationnelles fixées par l'exploitant peuvent être faites, comme autoriser les bus à se dépasser, ou passer un arrêt sans s'arrêter si aucun voyageur ne demande à descendre. Ces règles entraînent de légères modifications dans la modélisation des bus. Le modèle ainsi présenté est en mesure de reproduire la variabilité des phénomènes physiques entrant en jeu dans les lignes de bus. Le Tableau 2.2 regroupe ces considérations sur les temps de parcours.

Tableau 2.2. Équations associées aux différentes versions du module de temps d'arrêt.

	(a) Stochastique	(b) Déterministe
Temps de parcours	(a) $\pi_{n,s} \sim \mathcal{N}(\mu_s, \sigma_s)$ (b) $\pi_{n,s} \sim \mathcal{L}n(\mu_s, \sigma_s)$ (c) $\pi_{n,s} \sim \mathcal{G}(\mu_s, \sigma_s)$ (d) $\pi_{n,s} \sim NE(\mu_s, \sigma_s, \epsilon_s)$	$\pi_{n,s} = \mu_s$
Prise en compte du temps perdu en accélération	-	$\pi_{n,s} = \pi_{n,s} - \gamma$ si $d_{n,s} = 0$ $\pi_{n,s} = \pi_{n,s}$ si $d_{n,s} > 0$

2.2 Analyse du système

Le modèle de ligne de bus présenté repose sur des concepts probabilistes. La variabilité intrinsèque de chaque phénomène est reproduite par une loi adaptée, ce qui garantit le réalisme des simulations. Dans ce paragraphe, la dynamique spatio-temporelle d'une ligne de bus est étudiée à l'aide de ce modèle. En particulier, la contribution des différents aléas dans l'irrégularité des lignes est quantifiée.

2.2.1 Indicateur d'irrégularité

Dans cette thèse, le principal critère pour l'évaluation des lignes de bus est la régularité. L'étude du système nécessite naturellement la définition d'un indicateur du niveau d'irrégularité de la ligne. [Nakanishi \(1997\)](#) présente deux indicateurs couramment utilisés par les agences de TC : un indicateur de respect des horaires et un indicateur de respect des écarts temporels. L'auteur souligne néanmoins le manque d'un indicateur directement basé sur les temps d'attente des usagers. [Lesley \(1975\)](#) suggère d'utiliser un indicateur de fiabilité basé sur le rapport de l'écart-type sur la moyenne des écarts temporels mesurés. Ce dernier indicateur est pertinent comme le justifient les considérations suivantes sur les temps d'attentes moyens des usagers aux arrêts.

Considérons un cadre d'analyse simplifié où $N + 1$ bus indexés entre 0 et N passent à un arrêt s . L'écart entre le premier et le dernier bus peut être approché de manière satisfaisante par NH . La demande en passagers est supposée déterministe, constante et continue, cf équation (2.5). $\lambda_s h_{n,s}$ passagers montent alors dans chaque bus n . Leur temps d'attente moyen est égal à $h_{n,s}/2$. La Figure 2.5a illustre cette considération dans le cas particulier de trois bus. Le temps d'attente moyen des usagers montant dans les bus 1 à N s'exprime par :

$$AWT(s) = \frac{\sum_{n=1}^N (\lambda_s h_{n,s}) \left(\frac{h_{n,s}}{2}\right)}{\sum_{n=1}^N (\lambda_s h_{n,s})} = \frac{\sum_{n=1}^N h_{n,s}^2}{2NH} = \frac{H}{2} + \frac{Var_s(h_{n,s})}{2H} \quad (2.9)$$

où $Var_s(h_{n,s})$ est la variance des écarts temporels des bus à l'arrêt s ([Osuna et Newell, 1972](#)).

L'augmentation du temps d'attente moyen des usagers par rapport à la situation optimale est alors un bon indicateur d'irrégularité. Dans cette situation optimale, tous les écarts temporels sont égaux à H et le temps d'attente moyen des usagers est égal à $H/2$. L'indicateur $I_0(s)$ quantifie l'irrégularité des bus à un arrêt s . Celui-ci se généralise à l'ensemble du système par l'indicateur I_1 :

$$I_0(s) = \frac{AWT(s) - \frac{H}{2}}{\frac{H}{2}} = \frac{Var_s(h_{n,s})}{H^2} \quad (2.10)$$

$$I_1 = mean_{1 \leq s \leq S} [I_0(s)] \quad (2.11)$$

Notons que $I_1 = 0$ si tous les écarts temporels sont respectés et égaux à H . Si tous les bus voyagent deux par deux sur la totalité de la ligne, alors $I_1 = 1$. Cet indicateur dépend du nombre d'arrêts et du nombre de bus choisis pour constituer le système. Il ne doit donc être considéré que pour comparaison avec une autre valeur dans une situation similaire. Dans le cas de trois bus, la Figure 2.5b illustre l'évolution du temps d'attente moyen des usagers (en noir) en fonction de $h_{n,s}$ ainsi que l'indicateur $I_0(s)$ (en rouge).

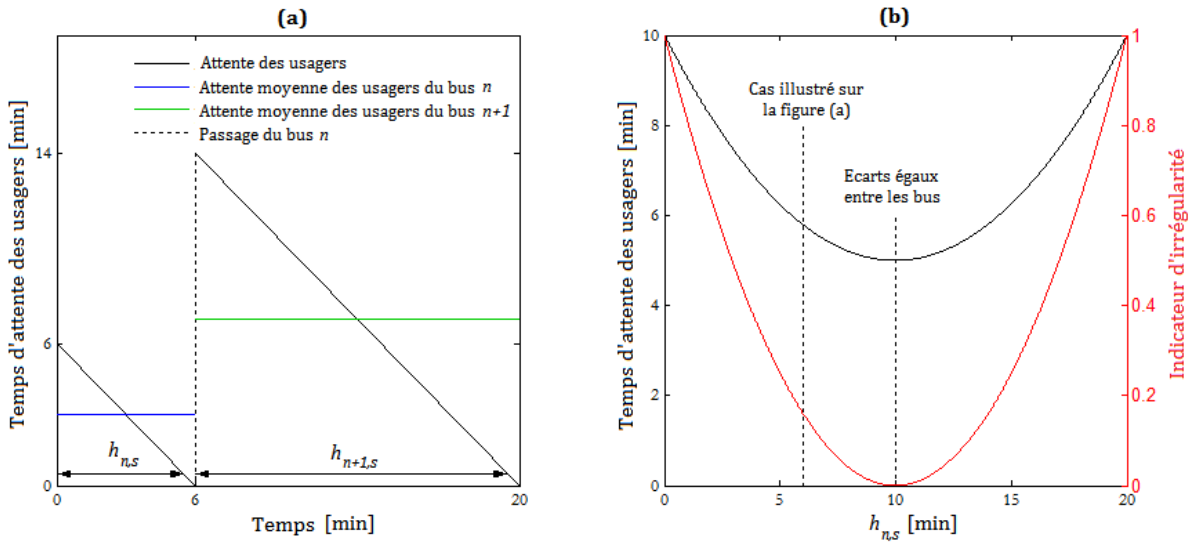


Figure 2.5. (a) Attente des usagers après le départ d'un bus (b) attente moyenne des usagers en fonction de l'écart entre deux bus successifs.

Cet indicateur est parfaitement adapté à la modélisation mésoscopique. En effet, il se base uniquement sur les écarts réalisés entre les bus aux différents arrêts. Cette information est directement accessible en sortie des simulations réalisées à l'aide du modèle. Pour évaluer leur stratégie, certains auteurs prennent en compte l'intégralité du temps de parcours des usagers. Pour cela, le modèle utilisé doit garder en mémoire les trajets de tous les usagers sur la ligne. Cette représentation microscopique des usagers dégraderait les performances de calcul du modèle. De plus, le temps d'attente aux arrêts est moins bien perçu que le temps de parcours à l'intérieur du bus. L'indicateur I_1 est un bon compromis pour prendre en compte l'insatisfaction des usagers face à l'irrégularité des bus.

2.2.2 Une instabilité du système due à la loi de poursuite des bus

2.2.2.1 Formulation de la loi de poursuite des bus dans un cadre simplifié

Avant de réaliser une étude de sensibilité sur le modèle stochastique, une étude analytique est nécessaire pour comprendre la dynamique des lignes. Cette dynamique est liée à la loi de poursuite des bus, c'est-à-dire à la manière dont la trajectoire d'un bus dépend de celle de son prédécesseur. [Newell et Potts \(1964\)](#) ont réalisé cette étude dans le cadre d'un modèle déterministe, où seule la phase de montée est considérée et où les temps de parcours ne varient pas. La loi de poursuite des bus s'exprime alors uniquement par :

$$d_{n,s} = c + b\lambda_s h_{n,s} \tag{2.12}$$

Des considérations graphiques sur la Figure 2.6 conduisent à la relation suivante :

$$t_{n,s} = h_{n,s+1} - d_{n,s} = h_{n,s} - d_{n-1,s} \tag{2.13}$$

La combinaison des équations (2.12) et (2.13) induit une relation barycentrique entre les différents écarts temporels. Ceux-ci sont mis en gras pour les distinguer des autres paramètres :

$$\mathbf{h_{n,s+1}} = (1 + b\lambda_s)\mathbf{h_{n,s}} - (b\lambda_s)\mathbf{h_{n-1,s}} \tag{2.14}$$

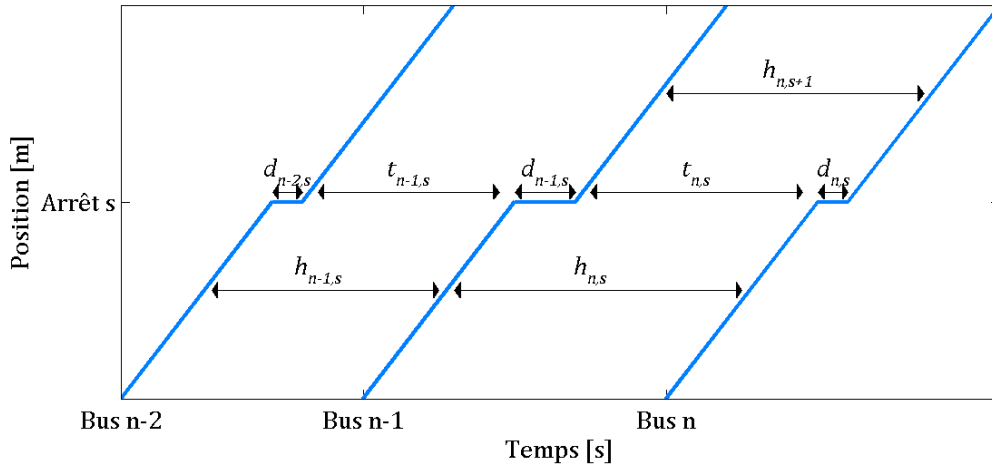


Figure 2.6. Relations entre les variables d'états des bus à proximité d'un arrêt.

L'équation (2.14) montre que l'écart entre deux bus après un arrêt dépend non seulement de leur écart avant cet arrêt, mais également de l'écart entre les deux bus précédents. Les valeurs numériques physiquement acceptables de la variable $\beta_s = b\lambda_s$ de l'ordre de 0,1 à 0,01 impliquent que les coefficients de $h_{n,s}$ et $h_{n-1,s}$ sont respectivement supérieur à 1 et inférieur à 0.

Deux cas sont à distinguer. (i) Si le prédécesseur respecte sa fréquence et que le bus considéré le respectait à son arrivée à l'arrêt, c'est-à-dire si $h_{n,s} = h_{n-1,s} = H$, alors $h_{n,s+1} = H$. Les écarts entre les bus sont réguliers : le système est alors en équilibre. (ii) Si au contraire les bornes de l'intervalle $[h_{n,s}; h_{n-1,s}]$ sont distinctes, alors le barycentre $h_{n,s+1} = h_{n,s} + (b\lambda_s)(h_{n,s} - h_{n-1,s})$ est nécessairement à l'extérieur de l'intervalle $[h_{n,s}; h_{n-1,s}]$. $b\lambda_s$ peut se voir comme un terme d'instabilité. Il tend ainsi à accroître la différence d'écart qu'il avait avec la paire de bus précédente. L'irrégularité des bus s'accroît donc au fur et à mesure du parcours de la ligne : le système n'est plus en équilibre. L'unique équilibre du système (tous les écarts égaux à H) est donc un équilibre instable. Il est également à noter que d'après l'équation (2.14), plus la demande en passagers λ_s est élevée, plus forte est l'instabilité.

2.2.2.2 Variantes de la loi de poursuite des bus

Cette analyse effectuée sur le modèle le plus simplifié des lignes de bus peut être étendue à d'autres choix de modélisations. Une première remarque concerne l'équation (2.12) où le temps d'arrêt d'un bus dépend de son écart avec son prédécesseur lors de son arrivée à l'arrêt. Cela signifie implicitement que seuls les usagers arrivés avant le bus sont autorisés à monter. Cette hypothèse légèrement simplificatrice n'est pas exactement cohérente avec la réalité où les usagers arrivés pendant le chargement peuvent tout de même monter. Lorsque cette hypothèse réaliste est faite, l'équation (2.12) devient implicite : l'écart $h_{n,s+1}$ et le temps d'arrêt $d_{n,s}$ se calculent simultanément. Une forme légèrement modifiée de l'équation (2.14) en découle (Hans et al., A1) :

$$h_{n,s+1} = \left(1 + \frac{b\lambda_s}{1-b\lambda_s}\right) h_{n,s} - \frac{b\lambda_s}{1-b\lambda_s} h_{n-1,s+1} \quad (2.15)$$

Deux différences apparaissent entre les équations (2.14) et (2.15). D'une part l'écart de la paire de bus précédente entrant en jeu est celui après l'arrêt plutôt qu'avant. Cette différence n'a que peu d'importance. D'autre part, l'expression de leurs coefficients barycentriques est légèrement différente. Le rapport entre les termes d'instabilité respectifs vaut $1 - b\lambda_s < 1$. Considérer que les usagers ne

peuvent pas monter dans le bus s'ils arrivent après l'ouverture des portes donne donc lieu à un système légèrement moins instable qu'avec l'hypothèse réaliste.

La prise en compte de la descente des usagers a également un effet sur la loi de poursuite des bus. Pour un modèle déterministe, les équations (2.6) et (2.7) entrent en jeu, et l'équation (2.12) devient :

$$d_{n,s} = c + b\lambda_s h_{n,s} + a\mu_s L_{n,s-1} \quad (2.16)$$

où la forme récursive du chargement induit que :

$$L_{n,s} = \sum_{s_1=2}^s \lambda_{s_1} h_{n,s_1} \left[\prod_{s_2=s_1+1}^s (1 - \mu_{s_2}) \right] = \sum_{s_1=2}^s \lambda_{s_1} M_{s_1,s} h_{n,s_1} \quad (2.17)$$

où $M_{s_1,s}$ est un coefficient compris entre 0 et 1 dépendant uniquement des ratios de descente. Enfin, l'équation (2.13) demeurant valide, la nouvelle loi de poursuite du bus n est :

$$h_{n,s+1} = h_{n,s} + (b\lambda_s) [h_{n,s} - h_{n-1,s}] + \sum_{s_1=2}^s (a\lambda_{s_1} \mu_s M_{s_1,s}) [h_{n,s_1} - h_{n-1,s_1}] \quad (2.18)$$

La même analyse que pour l'équation (2.14) peut être faite : l'écart entre le bus n et son prédécesseur aux arrêts précédents s'amplifie s'il était en retard aux arrêts précédents ($h_{n,s_1} > h_{n-1,s_1}$) et se réduit dans le cas contraire. Puisqu'en pratique, un bus est soit en avance soit en retard le long de sa ligne, le troisième terme de l'équation (2.18) est toujours du même signe que le second. Ce système est donc plus instable que lorsque la descente des usagers n'est pas considérée.

2.2.3 Études d'irrégularités engendrées par des perturbations locales

D'après l'analyse précédente, l'instabilité du système est une condition nécessaire mais pas suffisante pour observer l'irrégularité des bus. Cette irrégularité provient des perturbations qui apparaissent dans les lignes. Ces perturbations sont à présent générées à différents niveaux du système.

2.2.3.1 Propagation d'une unique perturbation

Afin d'étudier la propagation de perturbations, le cadre simplifié du modèle déterministe de [Newell et Potts \(1964\)](#) est considéré. L'irrégularité du système ne peut provenir que de la perturbation initiale. En itérant l'équation (2.14), l'écart effectif d'un bus avec son prédécesseur peut s'exprimer en fonction des conditions initiales du système, c'est-à-dire les écarts entre les différents bus à leur départ ($h_{n,1}$) et les écarts avec le premier bus ($h_{0,s} = H$). Dans un premier temps, l'effet d'une unique perturbation est étudié. Cette perturbation Δ représente le retard ($\Delta > 0$) ou avance ($\Delta < 0$) du premier bus par rapport à son horaire lors de son départ : $h_{1,1} = H + \Delta$ et $h_{n>1,1} = H$.

La Figure 2.7 représente les trajectoires de bus simulées dans ces conditions. La propagation de la perturbation initiale s'observe par les nuances de couleurs. En l'absence de perturbation, le système est parfaitement régulier. Dans les deux autres situations, les retards et les avances tendent à s'amplifier le long de la ligne. Dans le cas simple où toutes les demandes λ_s sont constantes et égales à λ , la valeur de la perturbation pour chaque bus à chaque arrêt s'exprime par⁵ :

⁵ La combinaison fait référence au nombre de chemins possibles pour que la perturbation passe de $h_{1,1}$ à $h_{n,s}$, c'est-à-dire $(n-1)$ parmi $((s-1) + (n-1) - 1) = s+n-3$. Le résultat final sur $h_{n,s}$ est la somme de toutes les contributions de ces propagations.

$$h_{n,s} - H = (1 + b\lambda)^{s-1} (-b\lambda)^{n-1} \binom{s+n-3}{n-1} \Delta \quad (2.19)$$

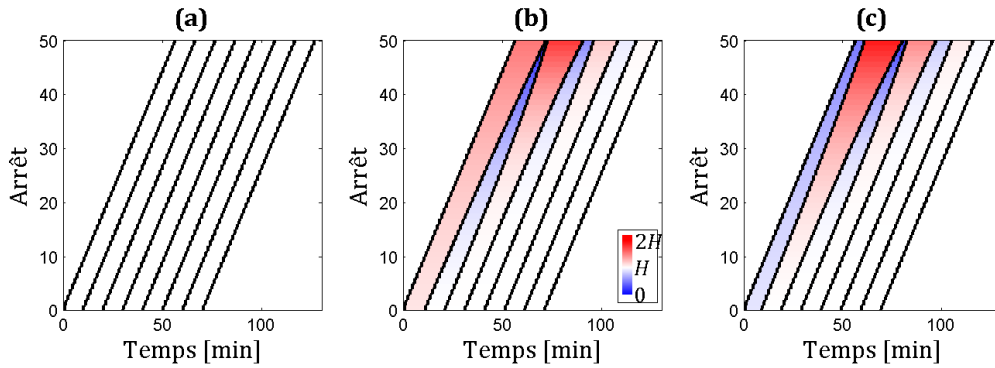


Figure 2.7. Trajectoires de bus simulées pour une unique perturbation initiale sur le premier bus : (a) absence de perturbation (b) retard de 1 min, (c) avance de 1 min.

Cela établit la connexion entre une perturbation initiale et sa propagation dans le système. Il apparaît (i) que l'effet de la perturbation augmente le long de la trajectoire du premier bus ($1 + b\lambda > 1$). En revanche, (ii) la perturbation change de signe ($-b\lambda < 0$) et s'atténue ($b\lambda \ll 1$) d'un bus à l'autre. Cette alternance entre avance et retard s'observe par l'alternance de couleurs sur la Figure 2.7b et c. Les bus tendent naturellement à se regrouper par paire. Des trains de bus apparaissent si la perturbation initiale Δ est assez forte, si la demande aux arrêts λ_s ou le nombre d'arrêts S est assez élevé, ou si l'écart désiré H entre les bus est assez faible.

2.2.3.2 Effet combiné d'une suite de perturbations locales

L'effet d'une série de perturbations initiales est à présent étudié. Les écarts initiaux entre les bus à leur départ de la ligne suit l'équation (2.1) : $h_{n,1} = H + \delta_n \Delta$ où chaque $\delta_n \in [-1; 1]$ est uniformément distribué. D'après la linéarité de l'équation (2.14), les contributions de chaque perturbation $\delta_i \Delta$ à un écart donné $h_{n,s}$ s'ajoutent. Malgré cela, l'analyse de la propagation conjointe des perturbations initiales n'est pas aussi claire que dans le cas précédent. La Figure 2.8a représente le résultat d'une simulation où $\Delta = 1$ min. L'enchaînement non trivial des écarts initiaux fait que deux bus successifs peuvent présenter des écarts trop larges (resp. trop faibles) par rapport aux fréquences désirées.

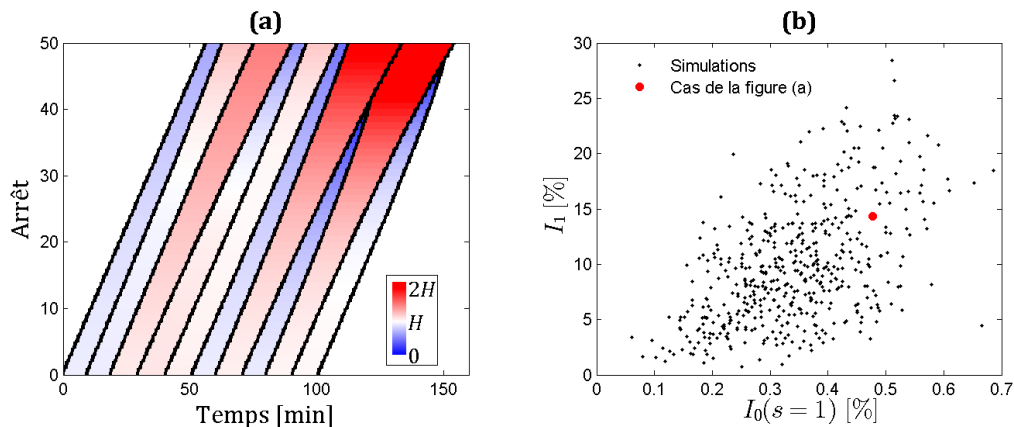


Figure 2.8. (a) Trajectoires de bus simulées pour une série de perturbations initiales. (b) Dépendance de l'indicateur d'irrégularité global à l'indicateur d'irrégularité local à l'origine.

Les seules irrégularités introduites dans le système l'étant à l'origine de la ligne, l'indicateur $I_0(s = 1)$ est *a priori* un critère satisfaisant pour quantifier la perturbation introduite dans le système. L'indicateur I_1 est quant à lui utilisé pour quantifier l'irrégularité du système. La Figure 2.8b montre la relation entre $I_0(1)$ et I_1 . Les paramètres des simulations sont tels qu'une irrégularité initiale très faible ($I_0(1) \simeq 0,5 \%$) conduit à un système fortement détérioré ($I_1 \simeq 15 \%$). D'autres simulations pour la même valeur de Δ mais avec des vecteurs aléatoires δ différents ont été réalisées. La forte dispersion des points obtenus montre que l'indicateur $I_0(1)$ relatif à la variance des écarts n'est pas suffisant pour expliquer l'intensité de la propagation des perturbations.

La Figure 2.8a laisse supposer que l'ordre des écarts relatifs est d'importance. En effet, plus deux écarts successifs sont différents, plus les bus vont avoir tendance à s'éloigner (ou au contraire à se rapprocher). L'indicateur I_2 suivant permet de quantifier l'importance relative des perturbations initiales successives (indicateur de mélange des perturbations) :

$$I_2 = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\delta_{n+1} - \delta_n| \quad (2.20)$$

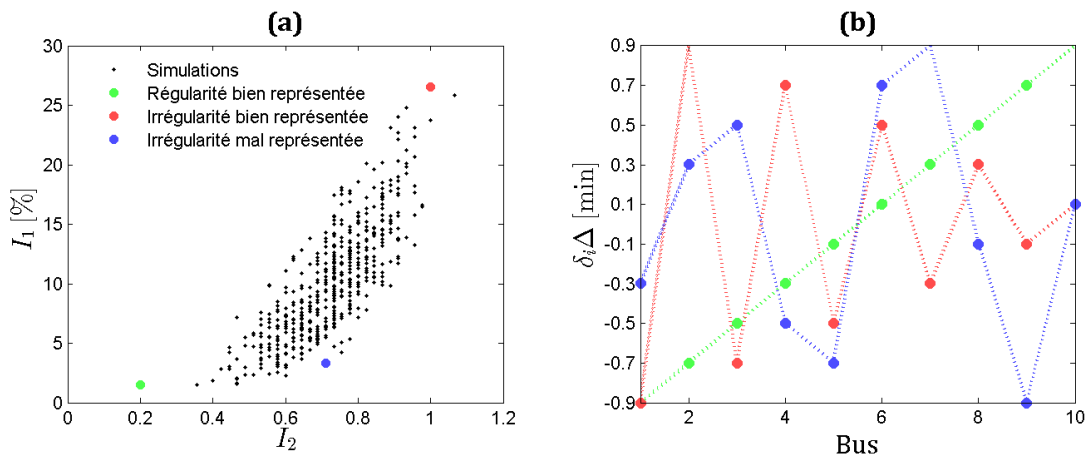


Figure 2.9. (a) Relation entre l'indicateur de l'irrégularité du système et l'indicateur de mélange. (b) Perturbations initiales de trois simulations particulières.

Un unique vecteur de perturbations $\delta = (-0,9; -0,7; \dots; -0,1; 0,1; \dots; 0,7; 0,9)$ est considéré de sorte à ce que $I_0(1)$ soit commun à toutes les simulations. Des permutations aléatoires de ce vecteur sont générées et permettent d'obtenir de nombreuses situations possibles en début de ligne. La Figure 2.9a montre dans quelle mesure I_1 dépend de I_2 . Le nuage de points est beaucoup moins dispersé que précédemment. La Figure 2.9b exhibe la série de perturbations pour trois cas particuliers. En vert, les perturbations sont croissantes : le premier bus est très en avance et ses suiveurs le sont de moins en moins jusqu'au dernier bus qui lui, est très en retard. Dans cette situation où l'indicateur de mélange est très faible, le système est très régulier ($I_1 \simeq 1,5 \%$). A l'inverse, la courbe rouge représente des perturbations oscillantes : les bus sont successivement en avance et en retard. Ils ont naturellement tendance à se regrouper par paire. Ici, l'indicateur de mélange élevé correspond à une irrégularité très forte ($I_1 \simeq 26,5 \%$). Le troisième cas en bleu permet d'illustrer la dimension non représentée par l'indicateur de mélange. Il est en effet associé à une valeur élevée de I_2 et faible de I_1 . Ici, les oscillations des perturbations sont plus lentes.

En conclusion, le passage très brusque d'un bus en retard à un bus en avance (et réciproquement) est néfaste pour la régularité du système. En revanche, les évolutions lentes sont bien

absorbées. Cet élément est particulièrement intéressant pour la conception de stratégies de régulation des bus. Si un bus est en retard, il peut être avantageux de retenir également le bus suivant plutôt que le faire repartir à l'heure. De plus, cette analyse permet de mettre en évidence l'importance cruciale des conditions aux bornes du système, à savoir la ponctualité ou non des bus à leur départ. Leur effet dans le système dynamique des lignes de bus n'est pas bien représenté par des indicateurs classiques (et statiques) tels que la variance. L'importance de l'ordre des conditions initiales est un argument fort pour intégrer autant que possible des éléments caractéristiques de la dynamique des lignes. Par ailleurs, la résilience des stratégies de contrôle des bus à un point fixe dépend fortement de la manière dont les bus repartent après leur régulation. Intégrer l'ordre des écarts dans ces stratégies permettrait d'améliorer leur efficacité en aval du point de contrôle.

2.2.3.3 Analyse de sensibilité aux aléas

Outre les écarts initiaux, la stochasticité des phénomènes s'opère à plusieurs niveaux du système. Les temps de parcours varient suivant une certaine loi sur chaque tronçon. Leur variabilité est représentée par l'écart-type σ_s dans le cas d'une loi normale considérée pour cette étude. Le nombre de passagers montant et descendant du bus à chaque arrêt est aussi aléatoire. Cependant, leur variabilité n'est pas paramétrable. Elle provient uniquement de la loi de probabilité associée. Ces aléas induisent une déviation des écarts temporels effectifs. Ces écarts se propagent alors comme décrits précédemment, du fait de l'instabilité des lignes de bus. Leurs contributions respectives sont déterminées par des analyses de sensibilités.

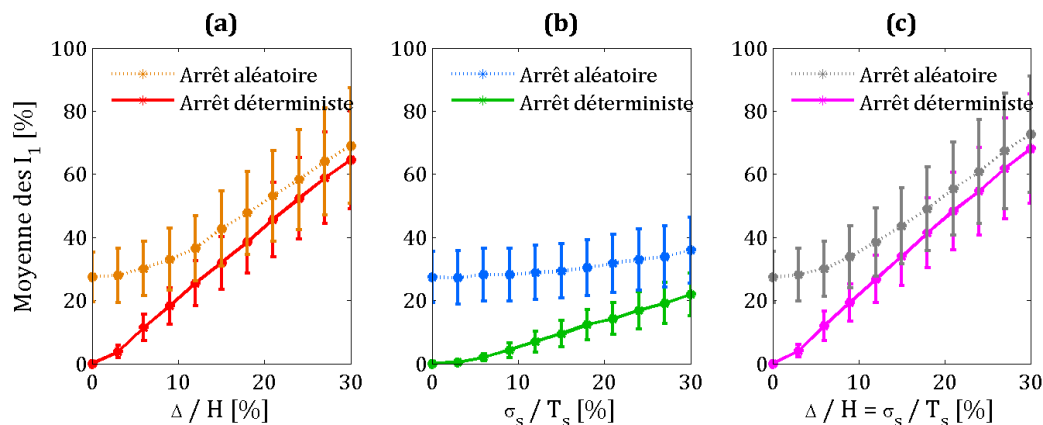


Figure 2.10. Test de sensibilité de la régularité du système (a) aux aléas sur les écarts initiaux, (b) aux aléas des temps de parcours, (c) aux deux simultanément.

La Figure 2.10 montre le résultat de l'analyse de sensibilité lorsque : (a) seuls les écarts initiaux varient, (b) seuls les temps de parcours varient, (c) les deux varient avec la même amplitude. De plus, dans chaque cas, le module de temps d'arrêt est soit stochastique soit déterministe. Les équations (2.5) (a) et (b) sont respectivement utilisées. Les paramètres utilisés pour le modèle ainsi que des analyses plus poussées peuvent être trouvés dans [Hans et al. \(A1\)](#). La Figure 2.10 montre que I_1 croît avec l'écart-type des distributions de temps de parcours σ_s , ainsi qu'avec la dispersion des écarts initiaux Δ . Les écarts initiaux ont un impact plus fort que les temps de parcours sur le système. Cela vient du fait que le ratio Δ/H représente directement une variation des écarts entre bus alors que le ratio σ_s/T_s représente une variation du temps de parcours. En outre, si $\sigma_s = \Delta = 0$, le système est totalement

régulier ($I_1 = 0$). En revanche, le caractère aléatoire du nombre de transferts en passagers aux arrêts n'est pas progressif. Le module est soit purement stochastique, soit purement déterministe. La comparaison entre les deux possibilités montre que la forme aléatoire de la demande induit à elle seule une forte variabilité dans le système.

Cette analyse est à présent complétée par l'étude de l'impact de la descente. Les mêmes paramètres que précédemment sont utilisés. De plus, le ratio de descente à chaque arrêt est fixé à $\mu_s = 20\%$. Les temps de parcours sont maintenus fixes.

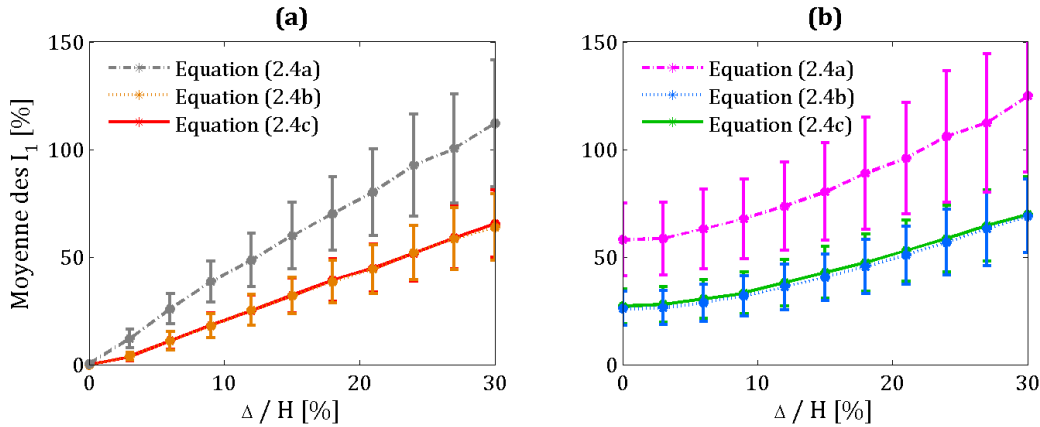


Figure 2.11. Impact du choix du modèle de temps d'arrêt sur la régularité du système : Test de sensibilité lorsque le modèle est (a) déterministe, (b) stochastique.

La Figure 2.11 montre l'influence du choix du module de temps d'arrêt. Celui-ci est égal soit à la somme temps de montée et de descente, soit au plus grand d'entre eux, soit uniquement au temps de montée. Que le modèle soit déterministe ou stochastique, considérer le maximum entre la montée et la descente est équivalent à ne considérer que la montée. Cela vient de l'importance relative des paramètres de demande et de ratio de descente qui font que la phase de montée est toujours prédominante à celle de descente. En revanche, lorsque le temps d'arrêt est égal à la somme des deux phases, l'indicateur I_1 croît plus rapidement qu'avec les autres modules déterministes. De plus, considérer une descente aléatoire induit une forte augmentation de l'irrégularité du système par rapport aux autres modules.

Cette partie a non seulement montré la contribution des aléas dans l'irrégularité des lignes de bus, mais aussi l'importance de bien prendre en compte la dynamique des phénomènes. Les modèles classiques prennent bien en compte cette dynamique au niveau des arrêts grâce (i) à la dépendance entre le temps d'arrêt et l'écart entre deux bus et (ii) au chargement des bus qui garde en mémoire une trace du parcours réalisé. En revanche, les temps de parcours ne sont appréhendés qu'au travers de distributions. Celles-ci ne sont que des génératrices de perturbations et ne modifient en rien la loi de poursuite des bus. Le module de temps de parcours doit donc être raffiné pour intégrer les dynamiques de parcours des bus dans leur environnement.

2.3 Premiers raffinements physiques du modèle

La section précédente a montré l'importance de prendre en compte la dynamique des phénomènes. C'est en particulier vrai pour les temps de parcours. Leur variabilité est soit causée par le trafic, soit par les feux de circulation. Cette section présente plusieurs méthodes pour intégrer ces éléments dans la modélisation des bus et en étudie les effets sur leur régularité.

2.3.1 Prise en compte des dynamiques lentes du système : le cas du trafic (M2)

Une ligne de bus est un système évolutif : certaines variables évoluent en fonction de l'heure de la journée. C'est principalement le cas des variables se rapportant à un nombre d'utilisateurs. Ainsi, la demande en passagers λ_s aux arrêts et le débit de trafic q_s sur les tronçons quantifient respectivement le nombre d'utilisateurs de la ligne de TC et les conducteurs de véhicules particuliers. Les usagers des deux classes sont naturellement plus nombreux en heure de pointe qu'en heure creuse. Les variables associées évoluent donc au cours du temps avec une dynamique lente et déterminée de l'ordre de l'heure (Jackson et Wreng, 1972 ; Bly et Jackson, 1974).

2.3.1.1 Dépendance de la vitesse aux conditions de trafic

Les flux de trafic autour du bus sont quantifiables à travers les données des boucles électromagnétiques. Celles-ci donnent accès aussi bien directement au débit de véhicules q [veh/s] qu'indirectement à leur concentration k [veh/m]. Une approche consiste à ne se baser que sur ces informations des conditions de trafic pour en déduire une vitesse moyenne des véhicules. Deux exemples notables ont été trouvés dans la littérature.

Le guide américain de conception des infrastructures de transport (*Highway Capacity Manual* – HCM) regroupe un grand nombre de formules et d'abaques dérivées de recherches scientifiques. Elles sont directement utilisables par des ingénieurs opérationnels qui n'ont pas besoin de mettre en œuvre des méthodes délicates pour résoudre leur problème. En particulier, la formule BPR (*Bureau of Public Roads*) estime la vitesse moyenne v des véhicules sur un corridor urbain en fonction du débit :

$$v(q) = \frac{v_{max}}{1 + a \left(\frac{q}{AC} \right)^b} \quad (2.21)$$

où v_{max} la vitesse libre des véhicules. Les paramètres numériques a et b de la formule sont génériques et peuvent être calés à partir de données empiriques. Usuellement, $a = 0,15$ et $b = 4$.

Par ailleurs, dans le cadre de la modélisation des bus, Toledo et al. (2010) proposent une formule où la vitesse est fonction de la concentration :

$$v(k) = \begin{cases} v_{max} & \text{si } k < k_{min} \\ v_{min} + (v_{max} - v_{min}) \cdot \left(1 - \left(\frac{k - k_{min}}{k_{max} - k_{min}} \right)^a \right)^b & \text{si } k \in [k_{min}, k_{max}] \\ v_{min} & \text{si } k > k_{max} \end{cases} \quad (2.22)$$

où v_{min} est la plus petite vitesse observable en fluide, k_{min} et k_{max} des seuils de concentration, a et b des paramètres numériques à caler.

Dans ces deux exemples, les paramètres exacts des feux n'ont pas à être connus. Ils sont intégrés de manière implicite dans les différents paramètres des formules. À ce niveau limité de précision, les

valeurs de vitesses obtenues sont nécessairement des approximations. D'ailleurs, aucune valeur d'erreur ne permet d'évaluer la variabilité des temps de parcours. Cette méthode M2 est donc purement déterministe. Enfin, les variables q et k caractéristiques des conditions de trafic dépendent naturellement du temps. Lorsque cette dépendance est explicite, les formules deviennent des cas particuliers de la formulation générique de la vitesse comme une variable temporelle $v(t)$. Ainsi, étudier l'effet sur le système de la variation temporelle d'une fonction générique de vitesse revient à étudier l'effet des changements de conditions de trafic.

2.3.1.2 Impact des changements d'équilibres sur la régularité du système

Il a été vu dans le Chapitre 1 que les grilles horaires planifiées par l'exploitant tiennent compte de l'évolution des conditions d'exploitation sur la ligne. En effet, la modélisation proposée montre que la définition des paramètres du système (fréquence cible H , demandes moyennes aux arrêts λ_s , temps de parcours moyens sur les tronçons $\mu_s = l_s/v$) induit un unique état d'équilibre du système. Il est associé à une vitesse commerciale. Par exemple, lorsque la phase de descente des usagers aux arrêts n'est pas considérée :

(2.23)

$$v_c(\lambda_s, v) = \frac{\text{Longueur de la ligne}}{\text{Temps de parcours total} + \text{Temps total aux arrêts}} = \frac{\sum_{s=1}^S l_s}{\sum_{s=1}^S \left(\frac{l_s}{v} + c + b.H.\lambda_s \right)}$$

Considérons un système purement déterministe où toutes les variables sont constantes à l'exception d'une seule. Il peut s'agir de la vitesse sur un tronçon ou d'une demande à un arrêt. L'équation (2.23) indique que l'état d'équilibre du système est différent en fonction de la valeur de la variable. Sa variation entraîne mécaniquement une variation de l'écart temporel entre deux bus successifs. Cela a le même effet qu'une perturbation qui se propage dans le système du fait de son instabilité. [Hans et al. \(A1\)](#) réalisent une analyse de sensibilité de l'irrégularité du système à ce phénomène. Ils montrent que plus le changement est important et se produit rapidement, plus le système est irrégulier. Comme précédemment, on retrouve que les dynamiques lentes sont bien absorbées par le système.

Dans la pratique, les variations globales du trafic et de la demande sont lentes. Leur effet est donc très faible sur la régularité du système. Les fortes variations de débit observées par les boucles électromagnétiques sont plutôt assimilables aux aléas liés au trafic. Ceux-ci sont étudiés dans la suite de ce chapitre.

2.3.2 Prise en compte des dynamiques rapides du système : le cas des feux (M3)

Si les changements de conditions de trafic sont lents, les feux de circulation changent de phase avec un rythme de l'ordre de la minute. Les dynamiques induites sont alors très rapides. Ici, les bus sont supposés voyager sur un site propre (sans trafic) mais sans priorité. L'effet des seuls feux sur une ligne de bus peut alors être étudié.

2.3.2.1 Fonction de temps de parcours dépendant des paramètres des feux

Les feux induisent trivialement une variabilité des temps de parcours des bus qui agit comme une perturbation. Néanmoins, cette perturbation n'est pas aléatoire. Considérons un tronçon s séparé

en $I_s + 1$ liens par I_s intersections, cf Figure 2.12a. Le feu de l'intersection i est défini par ses paramètres (cycle, temps de vert et de rouge, décalage par rapport à une référence donnée) qui sont parfaitement connus. Le comportement d'un bus parcourant ce tronçon est alors bien établi. Si le feu est vert lors de son passage, il passe sans ralentir et poursuit sa route à sa vitesse libre v . Si le feu est rouge, le bus s'arrête et repart au passage au vert. Comme au départ d'un arrêt, il perd éventuellement un temps γ pour retrouver sa vitesse libre v . Dans un premier temps, cet élément n'est pas considéré. La Figure 2.12b montre les trajectoires possibles d'un bus en fonction de sa date de départ. La Figure 2.12c associe les trajectoires moyennes associées.

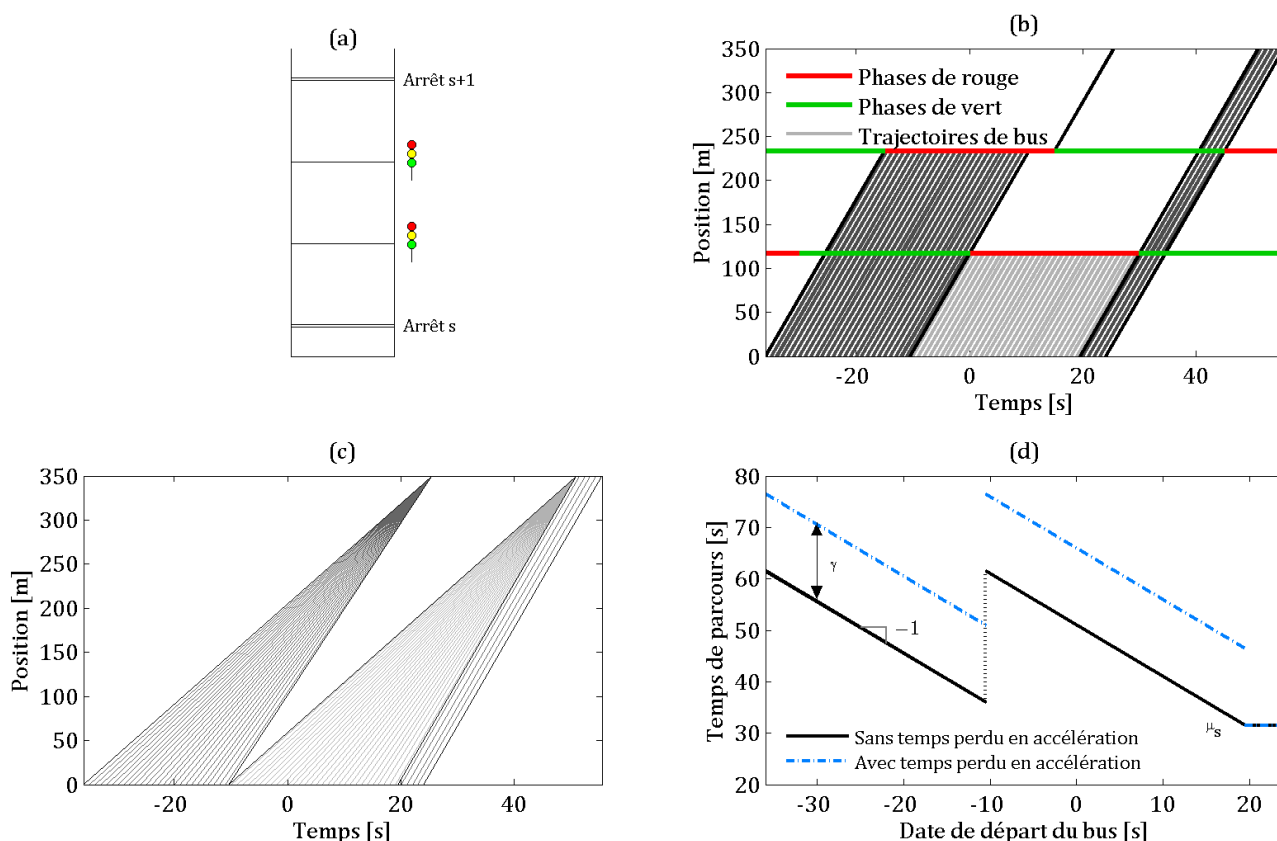


Figure 2.12. (a) Tronçon comportant des feux. (b) Réglages des feux et trajectoires de bus possibles, (c) trajectoires moyennes associées, (d) Fonction de temps de parcours associée.

Le retard induit par les feux du tronçon dépend fortement de la date à laquelle un bus débute son parcours. Par exemple, dans le cas d'un unique feu, le retard du bus sera maximal s'il arrive au feu à l'instant où celui-ci passe au rouge. A l'inverse, il sera minimum s'il passe pendant une phase de vert. Le temps de parcours est donc fonction de la date de départ du bus, cf Figure 2.12a. Cette fonction a des caractéristiques simples. Elle est continue par morceaux et décroissante. Sa pente est nulle lorsque sa valeur est associée au temps de parcours minimum du bus, -1 sinon. Les bornes des différents intervalles sur lesquels la fonction de temps de parcours est continue dépendent directement des dates de changement de phase des feux. Elles sont donc facilement calculables par un simple algorithme.

Enfin, dans ce cadre marqué par l'absence de trafic, l'incorporation dans la méthode du temps perdu en accélération se réalise simplement et *a posteriori*. Il suffit d'augmenter de γ tous les temps de parcours supérieurs au temps de parcours minimum, c'est-à-dire ceux associés aux bus ralentis par un feu. Le temps de parcours à vide est lui laissé tel quel.

2.3.2.2 Effet des feux sur le système

La présence de feux de circulation périodiques sur chaque tronçon a un effet notable sur la régularité du système. Les propriétés de cette fonction induisent une modification de la loi de poursuite des bus, c'est-à-dire de l'interaction qu'un bus a avec son suiveur. Plus spécifiquement, il existe un intervalle de dates de départ pour lequel le bus suiveur parviendra à respecter sa fréquence durant tout le restant de la ligne. C'est ce que montrent les trajectoires bleues sur la Figure 2.13b. Ce n'est pas le cas dans un système déterministe où les feux ne sont pas considérés, cf Figure 2.13a. En dehors de cet intervalle, la trajectoire du suiveur est approximativement la même avec ou sans feu. Dans cet exemple, le système de bus est plus stable du fait de la dynamique cyclique des feux.

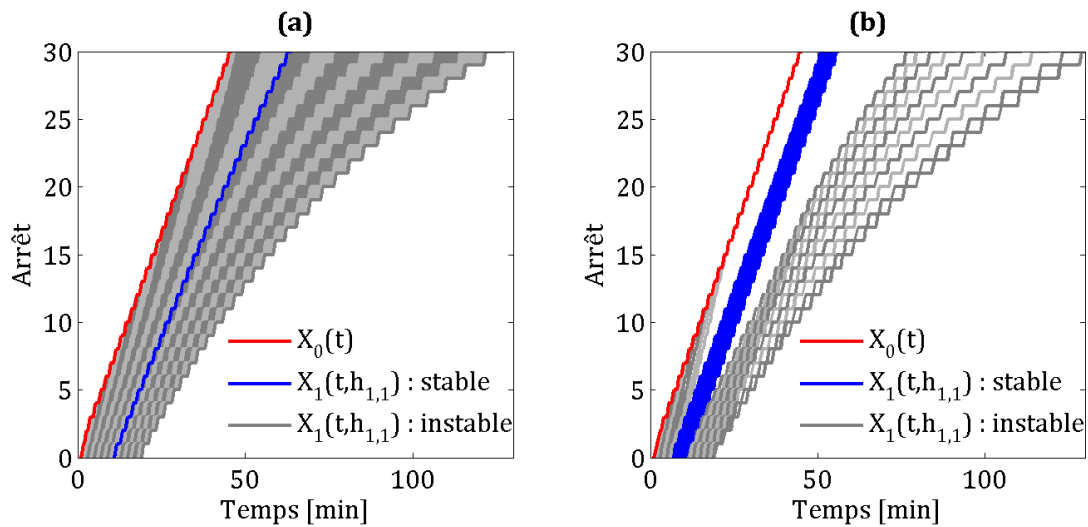


Figure 2.13. Trajectoires d'un bus suiveur en fonction de sa date de départ dans le cas (a) d'un bus en site propre avec priorité aux feux (b) d'un bus en site propre sans priorité aux feux.

Dans d'autres situations non illustrées ici, l'effet des feux peut au contraire fortement bouleverser la stabilité du système. C'est en particulier le cas lorsque les cycles des feux sont très différents sur chaque tronçon. Une analyse de stabilité comparative entre un système de plusieurs bus, avec et sans feu, en fonction de divers niveaux de perturbations initiales peut être trouvée dans [Hans et al. \(A1\)](#). Cette étude montre bien l'influence des feux de circulation sur la régularité des bus. Il s'agit d'un argument fort en faveur de leur utilisation pour la mise en œuvre de stratégies de régulation.

2.3.2.3 Loi de probabilité prenant en compte les feux

La fonction de temps de parcours est une représentation déterministe de l'effet des feux. Une formulation probabiliste peut en être déduite. Ici, seule l'expression du retard à un feu est proposée. Soient g_s et r_s les durées respectives des phases de vert et de rouge. La Figure 2.14a montre la fonction de temps de parcours associée. En supposant qu'un bus arrive au feu avec une probabilité uniforme, il a une probabilité $g_s / (g_s + r_s)$ de passer au vert sans aucun retard. En revanche, s'il arrive au rouge, il a une chance équivalente d'endurer n'importe quel retard (qu'il arrive au début du rouge ou à la fin). Ainsi, le retard au feu rouge suit une loi uniforme. A noter que pour représenter une probabilité non nulle associée à une valeur unique (ici 0) dans une fonction de densité, on utilise le Dirac. Celui-ci à une densité infinie en un point donné de sorte que son intégrale en ce point vaille 1. Ces considérations conduisent à l'expression analytique de retard à un feu :

$$f_{R(g_s, r_s)}(\tau) = \frac{g_s}{r_s + g_s} \delta_0(\tau) + \frac{1}{r_s + g_s} 1_{[0, r_s]}(\tau) \quad (2.24)$$

où δ_0 est le Dirac centré en 0 et $1_{[0, r_s]}$ vaut 1 entre $[0, r_s]$, 0 ailleurs, cf Figure 2.14b. Le retard à une série de plusieurs feux s'exprime de manière similaire comme la somme d'au plus un Dirac (si des véhicules peuvent franchir tous les feux au vert), et de plusieurs plateaux d'amplitude variable. La méthode déterministe M3 permet d'obtenir tous les points caractéristiques de cette distribution générale.

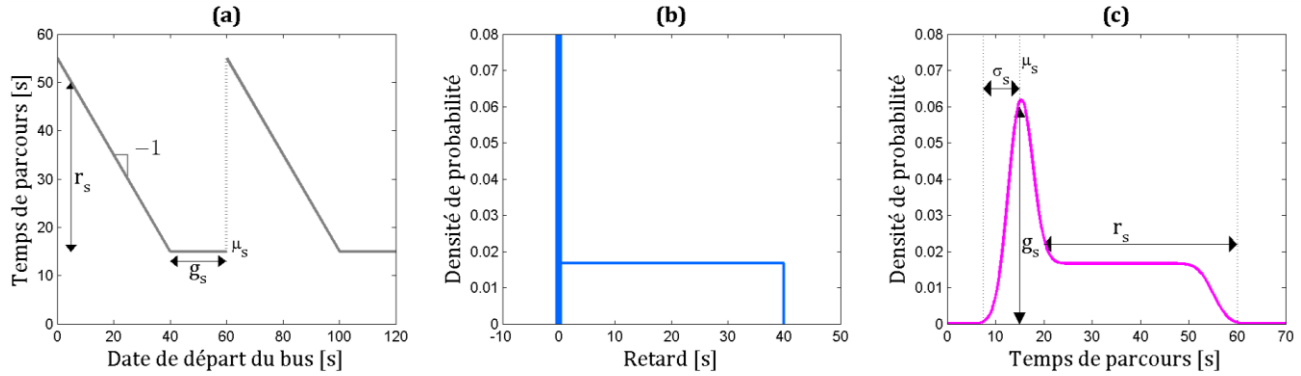


Figure 2.14. (a) Fonction de temps de parcours, (b) loi de densité du retard, (c) loi normale-retard dans le cas d'un unique feu aux paramètres connus.

Précédemment, une nouvelle distribution de temps de parcours convoluant une loi normale avec une loi exponentielle a été introduite, cf équation (2.8). Cette loi est parfaitement adaptée pour les tronçons sans feu. Si au moins un feu se trouve sur le trajet du bus, alors la part due aux aléas, modélisée par la loi exponentielle, devient négligeable face aux retards induits par ce feu. Une autre distribution de temps de parcours peut alors être exprimée en remplaçant la loi exponentielle par l'équation (2.24). Comme précédemment, la distribution de la somme des deux composantes, appelée loi normale-retard (NR) se calcule à l'aide d'un produit de convolution :

$$\begin{aligned} f_{NR(\mu_s, \sigma_s, r_s, g_s)}(\pi) &= \int_{-\infty}^{-\infty} f_N(\mu_s, \sigma_s)(t) \cdot f_R(g_s, r_s)(\pi - t) \cdot dt \\ &= \frac{g_s}{r_s + g_s} \frac{1}{\sigma_s \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\pi - \mu_s}{\sigma_s} \right)^2} + \frac{1}{2(r_s + g_s)} \left(\operatorname{erf} \left(\frac{\pi - \mu_s}{\sigma_s \sqrt{2}} \right) - \operatorname{erf} \left(\frac{\pi - r_s - \mu_s}{\sigma_s \sqrt{2}} \right) \right) \end{aligned} \quad (2.25)$$

Cette distribution a quatre paramètres, dont deux sont connus car dépendant de l'infrastructure. Le nombre important de paramètres n'est donc pas un problème, d'autant que leur signification physique est claire. Leurs contributions respectives à la forme de la distribution sont montrées sur la Figure 2.14c. Les mêmes remarques que précédemment peuvent être faites. Cette fois, la génération de nombres aléatoires suivant cette distribution se fait au travers de la formule simple suivante :

$$\pi = \max(0, r_s - (g_s + r_s) * x_{unif(0,1)}) + x_{norm(\mu_s, \sigma_s)} \quad (2.26)$$

où x_{unif} et x_{norm} sont des nombres aléatoires générés respectivement par une loi uniforme (entre 0 et 1) et normale. Nous verrons dans le Chapitre 3 des distributions de temps de parcours plus élaborées dépendant explicitement du niveau de trafic et du réglage des feux.

Cette représentation stochastique a été vue comme expliquant une incertitude sur la date de départ. Elle est équivalente à une incertitude sur le réglage des feux. En effet, si seuls des temps moyens de vert et de rouge sont connus, la distribution de probabilité décrivant la solution du problème est encore la loi normale-retard. Dans cette représentation stochastique, la dynamique des feux étudiée

avec la représentation déterministe disparaît. Les feux n’ont alors plus que le rôle de générateurs de perturbations. Une approche stochastique conservant la connaissance explicite des feux est nécessaire pour bien reproduire la dynamique associée.

2.3.3 Intégration conjointe des feux et du trafic dans le modèle (M4)

Considérer les feux de manière explicite et déterministe est crucial pour reproduire la dynamique des lignes de manière réaliste. La méthode M3 dans sa forme déterministe est un socle bien adapté pour les prendre en compte. Cependant, elle ne considère pas les flux de trafic ou les files d’attente qui peuvent retarder le bus pendant son parcours. Elle doit donc être modifiée pour intégrer la gêne causée par les véhicules. Soit q_s [veh/s] le débit observé par une boucle électromagnétique située sur le tronçon. Q [veh/s] représente quant à lui le débit de saturation durant les phases de vert, c’est-à-dire le débit maximum possible au redémarrage des véhicules. Les conditions de trafic sont supposées être fluides et dictées par la demande à l’origine du tronçon.

Une première approche consiste à s’inspirer de la simulation microscopique du trafic où les véhicules sont considérés comme des entités propres. Ces simulations peuvent être déterministes. Dans ce cas, les véhicules quittent le début du tronçon à intervalles de temps réguliers d’une durée $1/q_s$. Elles peuvent aussi être stochastiques. Dans ce cas, les arrivées des véhicules sont supposées indépendantes et les écarts inter-véhiculaires suivent usuellement une loi exponentielle. La correspondance avec l’arrivée des usagers à un arrêt de bus est notable. Le nombre de véhicules quittant l’origine du tronçon durant un intervalle de temps Δt donné suit alors une loi de Poisson dont le paramètre est $q_s \Delta t$. Cette approche est entre autres utilisée par [Viti et Van Zuylen \(2010\)](#). La modélisation stochastique des véhicules complète la dynamique lente des flux de trafic étudiée précédemment.

Plutôt que de simuler l’ensemble des trajectoires des véhicules, une approche bus-centrée consiste à déterminer directement le nombre de véhicules $N_{i,s,n}$ retardant un bus n à l’intersection i . Si les arrivées des véhicules au début de chaque lien i sont supposées indépendantes de leurs départs du lien $i - 1$, alors ce nombre s’exprime par :

$$N_{i,s,n} \sim \mathcal{P}(q_s \Delta t_{i,s,n}) \tag{2.27}$$

où $\Delta t_{i,s,n}$ est la durée écoulée entre le dernier passage du feu i au rouge et l’arrivée théorique du bus au droit du feu en absence de véhicules.

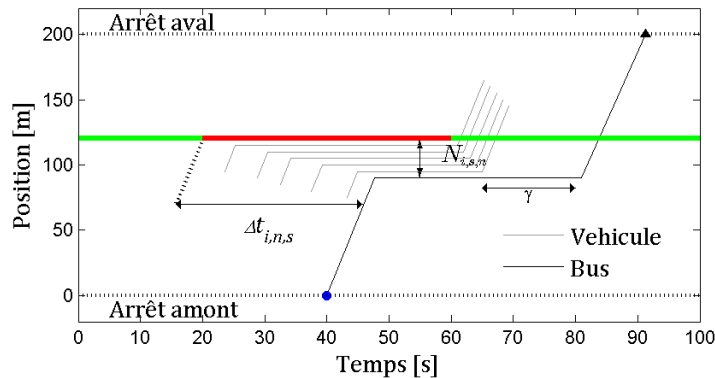


Figure 2.15. Trajectoire d’un bus en fonction des paramètres d’un feu et des véhicules arrêtés.

La Figure 2.15 montre la gêne causée par ces $N_{i,s,n}$ véhicules sur le bus n arrivant au feu i . Ils forment une file d'attente en amont direct du feu. Le temps nécessaire pour quitter cette file d'attente dépend du débit de saturation et vaut $N_{i,s,n}/Q$, durée à laquelle s'ajoute le γ si le temps perdu en accélération est pris en compte. Deux cas sont alors à distinguer. (i) Si le bus atteint théoriquement la position du feu alors que la file ne s'est pas résorbée, c'est-à-dire avant le début de la phase de vert augmentée de $N_{i,s,n}/Q$, alors il doit s'arrêter et attendre la fin de résorption de la file d'attente pour redémarrer. (ii) Dans le cas contraire où la file d'attente est déjà résorbée lorsque le bus arrive, il continue son parcours sans ralentir. Ces considérations sont résumées par l'algorithme 2.

Algorithme 2. Calcul du temps de parcours d'un bus sur un tronçon s par la méthode M4.

Initialiser le départ du bus comme étant la fin de la phase de chargement à l'arrêt précédent.

Pour chaque lien $i = 1 \dots I_s$, **Faire**

Déterminer la date d'arrivée théorique t_1 du bus au feu i en ajoutant $(x_i - x_{i-1})/v$.

Calculer le temps $\Delta t_{i,s,n}$ écoulé depuis le passage du feu au rouge.

Générer aléatoirement le nombre de véhicules $N_{i,s,n}$ arrivant au feu i avant le bus.

Calculer la date t_2 à laquelle cette file d'attente finit de se résorber.

Si $t_1 \leq t_2$, **Faire**

Calculer le départ du bus à partir t_2 .

Sinon, Faire

Le départ du bus est égal à t_1 .

Fin

Fin

Calculer l'arrivée du bus à l'arrêt $s + 1$ suivant en ajoutant $(x_{s+1} - x_s)/v$.

La méthode M4 présente plusieurs avantages. Outre sa simplicité de mise en œuvre, elle est très peu coûteuse en temps de calcul comparée à la simulation microscopique. De plus, elle est parfaitement en cohérence avec la modélisation mésoscopique des lignes de bus proposée dans la section 2.1. En outre, contrairement à la méthode M3 dans laquelle l'incertitude reposait sur la date de départ du bus, l'incertitude provient ici du débit de véhicule. Cela est beaucoup plus pertinent puisque la date de départ des bus des arrêts est connue dans le cadre des simulations. Enfin, la méthode M4 peut être rendue déterministe en remplaçant simplement l'équation (2.27) par l'égalité $N_{i,s,n} = q_s \Delta t_{i,s,n}$.

Tableau 2.3. Équations associées aux différentes versions du module de temps d'arrêt.

	(a) Stochastique	(b) Déterministe
Temps de parcours sans explicitation des feux	$\pi_{n,s} \sim \mathcal{L}(\mu_s, \sigma_s)$ où \mathcal{L} est une loi : (a) normale, (b) log-normale, (c) Gamma	$\pi_{n,s} = \mu_s$
Unique prise en compte des flux de trafic	-	(a) $v(q)$ (b) $v(k)$ $v(t)$
Unique prise en compte des feux	(a) $\pi_{n,s} \sim NE(\mu_s, \sigma_s, \lambda_s)$ sans feu sur le tronçon (b) $\pi_{n,s} \sim NF(\mu_s, \sigma_s, r_s, g_s)$ en présence de feux sur le tronçon	Fonction de temps de parcours
Prise en compte des feux et des véhicules	Méthode M4 où le nombre de véhicules gênant le bus suit une loi de Poisson	Simulation microscopique ou modèle méso

2.3. Premiers raffinements physiques du modèle

En revanche, la méthode a plusieurs limitations. Elle ne calcule aucune corrélation entre les véhicules des différents liens. Ainsi, les véhicules précédant le bus à un lien i et voyageant à un débit à capacité sont remplacés par des véhicules à l'arrivée aléatoire sur le lien $i + 1$. Par ailleurs, elle ne considère pas les files d'attente résiduelles d'une phase à l'autre au niveau d'un feu. Les remontées de files d'attente des feux en aval, et plus généralement les remontées de congestion ne sont pas non plus prises en compte. Ces lacunes sont partagées par l'ensemble des méthodes proposées dans cette section et résumées dans le Tableau 2.3. Pour prendre en compte ces différents aspects, d'autres méthodes basées sur la théorie du trafic doivent être développées.

Bilan du Chapitre 2



Synthèse du chapitre

Un modèle dynamique centré sur les bus a pour objectif de reproduire leurs parcours sur leur ligne avec des caractéristiques similaires à celles observées dans la réalité. En particulier, le modèle doit pouvoir reproduire les variations de fréquences donnant lieu à l'apparition de trains de bus. La forme la plus naturelle d'un modèle bus-centré est événementielle. Il s'agit de déterminer le temps nécessaire à chaque phase du parcours d'un bus. Trois phases sont à distinguer : le départ des bus, le parcours des tronçons, l'attente aux arrêts. Chaque module (modèle associé à une phase) peut être conçu de différentes manières en fonction du réalisme souhaité. Il peut être déterministe : un ensemble de paramètres conduit à un unique résultat. Il peut aussi être stochastique : un ensemble de paramètres conduit à plusieurs résultats possibles avec une certaine probabilité. Les différentes lois usuellement utilisées pour chaque phase du parcours sont présentées.

La dynamique d'une ligne est ensuite étudiée. Les paramètres d'un système définissent un état d'équilibre où tous les bus ont théoriquement la même vitesse commerciale. En pratique, la loi de poursuite spécifique des bus rend le système naturellement instable. Cette instabilité s'exprime lorsque le système est perturbé : l'irrégularité des bus observée à un arrêt s'amplifie le long de la ligne. Une perturbation provient soit d'événements aléatoires, soit d'un changement d'équilibre du système. Les feux de circulation ont un effet particulier. Ils sont non seulement une source de perturbation, mais modifient aussi la dynamique du système. L'étude de leur impact plaide pour leur intégration ainsi que celle du trafic environnant en tant que paramètres intégrés dans la modélisation.



Verrous à dépasser dans la suite de la thèse

Une première méthode pour combiner feux et trafic a été proposée, mais avec de nombreuses limitations. L'utilisation d'un modèle macroscopique de modélisation du trafic permettrait de les dépasser tout en conservant une approche centrée sur les bus. Néanmoins, aucune technique simple ne permet de déterminer des temps de parcours quelles que soient les conditions de trafic dynamique sur un corridor urbain. Des nouvelles méthodes sont donc à élaborer. Si l'intérêt scientifique de ces développements théoriques ne fait aucun doute, leur intérêt pour la modélisation des bus n'est pas démontré. En particulier, des recherches devront déterminer si la capacité de prévision d'un modèle raffiné est meilleure que celle des modèles classiques.



Perspectives pour des recherches annexes

Un résultat intéressant mis en évidence dans ce chapitre est l'importance de l'ordre des conditions aux bornes générées aléatoirement. Leur combinaison avec une loi de poursuite donnée peut entraîner différents effets dans le système. Dans une étude de sensibilité, l'ordre des valeurs d'un paramètre vectoriel est important au même titre que sa moyenne ou sa variance. La quantification de ce phénomène pourrait conduire à une réduction massive du nombre de répliques nécessaires pour modéliser un phénomène stochastique. Un méta-modèle pourrait en particulier être conçu pour reproduire l'ensemble des cas possibles à moindre coût.

Chapitre 3

Temps de parcours sur un boulevard urbain

L'estimation des temps de parcours est cruciale pour compléter le modèle de bus mésoscopique présenté précédemment. Le Chapitre 2 a en effet montré que les modèles de bus trouvés dans la littérature ont principalement été développés autour du module de temps d'arrêt. Les temps de parcours et leur variabilité sont majoritairement reproduits par des lois de probabilité. Certains travaux ont étudié indépendamment l'effet des feux de circulation et du trafic sur les temps de parcours des bus ainsi que sur leur régularité (méthodes M1, M2 et M3). Ils ont mis en évidence plusieurs éléments. La dynamique du trafic est lente et les variations de temps de parcours induites sur les bus ne conduisent pas à de fortes irrégularités. Au contraire, les feux de circulation sont caractérisés par des dynamiques beaucoup plus rapides. La stabilité des systèmes de bus y est très sensible. Une modélisation capable de prendre en compte ces deux aspects de la variabilité des temps de parcours (dynamiques lentes et rapides) doit être mise en œuvre afin de reproduire d'une manière réaliste le comportement des bus soumis au trafic de véhicules.

Une part conséquente du travail de thèse a eu pour objectif la conception d'une méthode capable de déterminer le temps de parcours d'un véhicule spécifique compte-tenu de la connaissance de l'infrastructure et d'informations sur le trafic environnant. Une méthode stochastique (M4) basée sur la génération de véhicules retardant le bus à chaque feu a déjà été proposée. Néanmoins, elle ne tient pas compte des interactions des phases des feux successifs sur le trafic et ne permet pas de reproduire des états de trafic congestionnés. Une méthode applicable à toutes les situations possibles est nécessaire. Pour cela, la connaissance des feux doit être combinée à un modèle de trafic. Le travail qui suit utilise le modèle LWR (Lighthill et Whitham, 1955 ; Richards, 1956). Sa formulation simple le rend facilement utilisable pour modéliser des réseaux d'une complexité moyenne que sont les boulevards urbains. Ce choix découle également d'un souci de cohérence avec les travaux menés par le LICIT.

Trois méthodes basées sur le modèle LWR ont finalement été proposées. Si elles reposent sur le même cadre pratique du corridor urbain, les hypothèses utilisées sont différentes. Les trois méthodes ne sont donc pas aussi générales. La première M5 est limitée aux situations où les feux et les états de trafic sont périodiques. Elle est présentée pour le cas fluide dans un article publié dans *Transportation Research Record* et généralisée au cas congestionné dans un autre soumis à *Transportation Research Part C* (Hans et al., A3, A4). La deuxième méthode M6 s'affranchit des limitations de la première. Elle détermine les temps de parcours de tous les véhicules pour n'importe quelles conditions dynamiques sur n'importe quel corridor urbain en ne calculant la solution qu'aux seules extrémités de la route. Elle est publiée dans *Transportation Research Part B* et constitue à ce titre la plus belle contribution de cette thèse à l'état de l'art (Hans et al., A5). Dans le cadre de ces recherches, une autre méthode d'estimation macroscopique des temps de parcours M7 a été proposée. Finalement, les différentes méthodes présentées dans cette thèse sont analysées et comparées.

3.1 Méthodes d'estimation des temps de parcours basées sur le modèle LWR

3.1.1 Concepts de base pour la modélisation du trafic

3.1.1.1 Prérequis pour l'estimation des temps de parcours

Considérons le même cadre théorique que précédemment. M feux de circulation sont installés sur un boulevard urbain de N_{voies} voies et le divisent en $M + 1$ liens. Nous notons : l_m [s] la longueur du lien m entre les intersections $m - 1$ et m , $x_m = \sum_{i \leq m} l_i$ la position du feu m et $L = \sum l_m$ la longueur totale du boulevard. Les paramètres du feu m sont : ses durées de rouge r_m [s] et de vert g_m [s], son décalage o_m [s] à partir d'une référence absolue et son cycle $c_m = r_m + g_m$ [s]. La demande en véhicules q_{in} [veh/s] est générée en entrée du boulevard ($x_0 = 0$). Cette demande peut ne pas être entièrement satisfaite si des files d'attente venant de l'aval empêchent les véhicules d'entrer. L'offre q_{out} [veh/s] représente le débit maximum pouvant franchir la sortie. Il caractérise les conditions de trafic en aval du boulevard. Les développements théoriques présentés dans ce chapitre ne sont valides qu'en l'absence de mouvement tournant. Cette hypothèse se justifie lorsque les entrées et sorties de véhicules aux intersections sont négligeables par rapport au flot principal, ou lorsqu'elles se compensent.

Dans une situation réelle, le moyen idéal pour connaître les conditions de trafic est de filmer le boulevard. A chaque instant t^* fixé, la photographie de la route permet de déterminer la position x de chaque véhicule n . La compilation de ces informations fournit les trajectoires de tous les véhicules en circulation, c'est-à-dire l'ensemble des positions prises par chacun d'eux au cours du temps. Une trajectoire est de la forme $N(t, x) = n^*$ où N est appelée fonction de Moskowitz (1965). Toutes les trajectoires des véhicules peuvent être représentées sur un même plan (t, x) . On obtient alors un diagramme espace-temps (DET), particulièrement pratique pour visualiser en une fois l'ensemble des conditions de trafic associées à la solution du problème. Bien entendu, un réseau urbain n'est pas intégralement couvert par des caméras couplées à un système de détection automatique des véhicules. Des capteurs plus courants sont les boucles électromagnétiques placées sous la chaussée à des positions x^* fixées. Chacune compte et enregistre les instants de passage des véhicules la franchissant. La fonction associant à une date t la valeur $n = N(t, x^*)$ est appelée courbe de véhicules cumulés (CVC). Elle se déduit directement des données des boucles. En particulier, sa pente est égale au débit instantané $q(x^*, t)$ observé au point considéré. Le Tableau 3.1 récapitule les différentes formes et propriétés de la fonction N . Celles-ci ont été énoncées par Newell (Makigami et al. 1971 ; Newell, 1993). Buisson et Lesort (2010) proposent une présentation pédagogique des différents concepts associés.

Tableau 3.1. Description de la fonction de Moskowitz par ses projections et ses moyens de mesure.

Forme de la solution	Projection de l'espace (t, x, n)	Solution projetée	Capteur
Vidéo	Plan (x, n) pour t^* fixé	Photographie	Parfait (caméra)
DET	Plan (t, x) pour n^* fixé	Trajectoire	Lagrangien (GPS intégré)
Fonction N	Plan (n, t) pour x^* fixé	CVC	Eulérien (boucle)

Résoudre un problème de trafic peut se résumer à déterminer la fonction N sur l'ensemble du plan (t, x) . Cependant, pour obtenir les temps de parcours sur une route, déterminer l'intégralité de la

solution n'est pas utile. Seules les CVCs d'entrée et de sortie (respectivement aux positions $x = 0$ et $x = L$) sont nécessaires. En effet, le temps de parcours $\Pi(t)$ d'un véhicule n quittant l'entrée du boulevard à la date t est :

$$\Pi(t) = t' - t \quad (3.1)$$

où t' est sa date d'arrivée à la sortie, cf Figure 3.1. t' vérifie $n = N(t, 0) = N(t', L)$. Estimer les temps de parcours consiste à associer les bons numéros de véhicules en entrée et en sortie. Pour cela, les deux CVCs aux bornes doivent être déduites l'une de l'autre. Deux éléments sont nécessaires : (i) un modèle d'écoulement du trafic pour décrire sa dynamique et (ii) une méthode d'estimation de temps de parcours qui reconstitue la solution aux bornes à partir d'informations partielles (comme le débit en un point). La solution N dépend du choix du modèle de trafic et est unique lorsque le problème est bien défini. La fonction Π dépend de la méthode d'estimation. Elle peut donc être inexacte si la méthode est approchée.

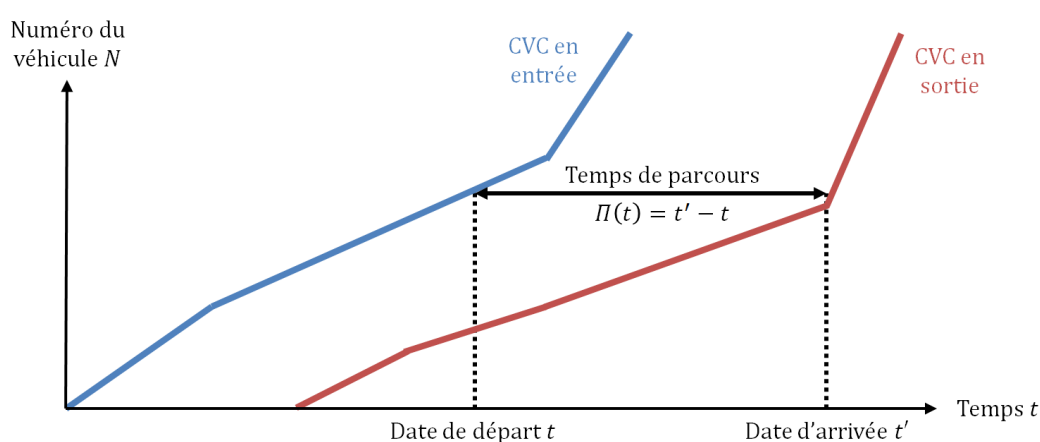


Figure 3.1. Calcul du temps de parcours d'un véhicule à partir de sa date de départ et des deux CVCs d'entrée et de sortie.

3.1.1.2 Choix d'un modèle d'écoulement du trafic : le modèle LWR

Le modèle LWR (Lighthill et Whitham, 1955 ; Richards, 1956) est l'une des premières approches utilisées pour représenter les dynamiques de l'écoulement du trafic routier. Sa formulation simple, son calage aisé et sa qualité à reproduire des situations réelles le rendent parfaitement adapté à la modélisation du trafic à l'échelle du tronçon et à son intégration dans les modèles centrés sur des véhicules spécifiques comme les bus. Leclercq (2009) présente les références originales du modèle LWR ainsi qu'une synthèse complète de son socle théorique et de ses extensions possibles.

Le modèle LWR représente le trafic non pas comme un ensemble discret de véhicules, mais comme un flot continu. Celui-ci suit la règle dite FIFO (first in first out), c'est-à-dire que ni changement de voie, ni dépassement ne sont considérés. Dans sa version originale, il ne reproduit pas non plus les phénomènes d'accélération et de décélération. Leclercq (2007) montre néanmoins comment dépasser cette limite. Le modèle LWR est caractérisé par un diagramme fondamental (FD). Il existe deux formulations classiques du modèle LWR. La première, appelée formulation variationnelle, relie les variations de la fonction N dans le temps et dans l'espace :

$$\frac{\partial N}{\partial t}(x, t) = FD \left(-\frac{\partial N}{\partial x}(x, t) \right) \quad (3.2)$$

Cette formule est une équation aux dérivées partielles de type Hamilton-Jacobi. Un important corpus mathématique permet de résoudre ce type d'équation. Une méthode particulière est le calcul de variations de la fonction N dans le plan (t, x) . Appliquée au trafic, elle est la base de la théorie variationnelle (*variational theory* – VT) introduite par Daganzo (Daganzo, 2005a ; 2005b ; Daganzo et Geroliminis, 2008 ; Leclercq et Geroliminis, 2013) et de la théorie de la viabilité (Mazaré et al., 2011). Le débit local q [veh/s] et la concentration instantanée k [veh/m] se déduisent de N par $q = \partial N / \partial t$ et $k = -\partial N / \partial x$. Cette remarque conduit à la formulation originale du modèle basée sur l'équation de conservation du nombre de véhicule :

$$q = FD(k) \tag{3.3}$$

$$\frac{\partial k}{\partial t}(x, t) + \frac{\partial q}{\partial t}(x, t) = 0 \tag{3.4}$$

Cette formulation, plus intuitive physiquement, décrit les états d'équilibres (homogènes) du trafic (*traffic states*). Chacun d'eux est caractérisé par sa concentration k , son débit $q = FD(k)$ et sa vitesse $v = q/k$ [m/s]. A l'échelle microscopique, c'est-à-dire celle de la représentation des véhicules, un débit est associé à un temps inter-véhiculaire (*headway*) $h = 1/q$ [s] et une concentration à une distance de séparation (*spacing*) $s = 1/k$ [m]. Ces états d'équilibres sont les seuls décrits par le modèle LWR.

Diverses formes ont été utilisées pour caractériser le FD. Il doit en particulier être concave (Daganzo, 2005a ; 2005b). La forme la plus simple est le FD triangulaire, illustré sur la Figure 3.2a :

$$q = \begin{cases} uk & \text{pour } k \in [0; k_c] \\ w(K - k) & \text{pour } k \in [k_c; K] \end{cases} \tag{3.5}$$

où k_c est la concentration critique associée au débit maximum possible (capacité) $Q = uk_c$, K est la concentration maximale représentant les véhicules à l'arrêt, u [m/s] est la vitesse désirée des véhicules, et $-w$ [m/s] est la vitesse (négative) des ondes de redémarrage des véhicules après arrêt. Ces deux dernières sont les pentes des deux côtés du FD triangulaire. Le FD est entièrement déterminé par la définition de trois paramètres parmi ceux précités. Par exemple, $Q = N_{voies} wuK / (w + u)$ se déduit des paramètres u , w et K . Dans la suite de ce chapitre, il est supposé que la dynamique du trafic est conforme au modèle LWR avec un FD triangulaire dont les paramètres sont détaillés ci-dessus.

3.1.1.3 Résolution du modèle LWR sur le cas simple autour d'un feu

La seconde formulation du modèle LWR décrit les états de trafic. La solution du modèle est alors bien représentée par un DET. La Figure 3.2b représente les conditions de trafic aux abords d'un feu de circulation pour une demande q_{in} donnée et aucune restriction en sortie. Il apparaît que plusieurs états de trafic peuvent coexister dans le temps et l'espace. Chacun est associé à un point du FD. De manière générique, quatre états de trafic apparaissent. Les aires blanches O correspondent à l'absence de véhicule. Les aires en gris clair correspondent à un état générique fluide A. Les aires en gris foncé représentent l'état à capacité C tandis que les aires les plus foncées sont les files d'attente J. La Figure 3.2c représente les conditions de trafic aux abords de ce même feu lorsque l'offre q_{out} est réduite. Elle impose une contrainte sur les temps inter-véhiculaires en sortie. Pour les respecter, les véhicules circulent à une vitesse réduite v_B déterminée par le FD juste en aval de la sortie. Un nouvel état générique congestionné B apparaît alors, également représenté en gris clair. En revanche, l'état générique fluide A n'apparaît plus. Hans et al. (A4) représentent les trajectoires des véhicules dans ces états de trafic.

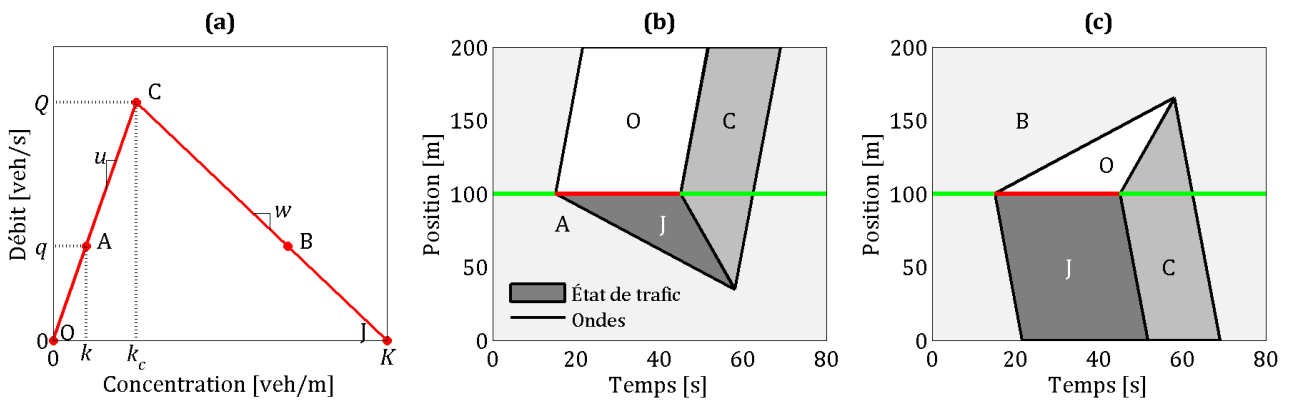


Figure 3.2. (a) FD. Résolution du modèle LWR associée aux abords d'un feu de circulation pour une situation (b) fluide (c) congestionnée.

Sur un DET, deux états de trafic adjacents *A* et *B* sont séparés par une onde. Sa vitesse v_{AB} vérifie la condition de Rankine-Hugoniot (Leveque, 1992) :

$$v_{AB} = \frac{q_B - q_A}{k_B - k_A} \tag{3.6}$$

Cette vitesse correspond à la pente reliant les deux points associés aux états de trafic *A* et *B* sur le FD. Lorsque deux ondes se rejoignent, elles disparaissent ainsi que l'état de trafic qui les séparait. Dans le cas d'un FD triangulaire, une nouvelle onde est alors générée. Sa pente se détermine par la formule précédente en considérant les nouveaux états de trafic adjacents. Ce phénomène est illustré par les états *A*, *J* et *C* sur la Figure 3.2b.

L'équation (3.6) est la base des méthodes de détermination du DET par la détection d'ondes (*wave tracking* - Henn, 2003). Elles sont très efficaces dans des cas simples comme celui illustré par la Figure 3.2. En revanche, dans le cas plus général d'un boulevard à *M* feux avec des conditions de trafic variables, tracer l'intégralité du DET devient extrêmement complexe. Plusieurs méthodes d'estimation pouvant s'affranchir de cette tâche sont à présent présentées. Deux méthodes sont exactes (M5 et M6) tandis qu'une troisième est une méthode approchée (M7). Toutes trois consistent à déterminer les CVCs en entrée et en sortie afin d'appliquer l'équation (3.1). La Figure 3.3 illustre le fonctionnement de ces méthodes basées sur la connaissance des feux et le modèle LWR. À noter que leur indexation suit celle commencée au Chapitre 2.

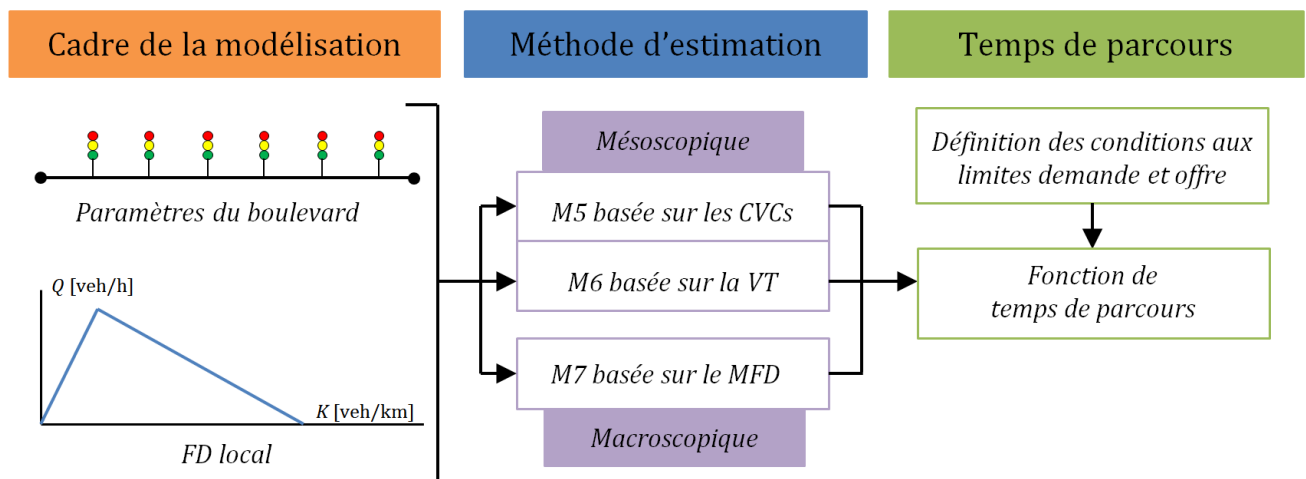


Figure 3.3. Fonctionnement des méthodes d'estimation de temps de parcours.

3.1.2 Méthodes des pelotons (M5)

La première méthode estime les temps de parcours pour des boulevards dont tous les feux ont le même cycle $c_m = c$. La demande q_{in} et l'offre q_{out} sont de plus supposées constantes. Dans ce cadre, après une période de transition, les états de trafic deviennent périodiques sur l'ensemble du boulevard. Nous parlerons alors de conditions stationnaires. La méthode estime les temps de parcours associés. La méthode en fluide est présentée dans Hans et al. (A3) et celle en congestion dans Hans et al. (A4).

3.1.2.1 Détermination des conditions stationnaires

Une grandeur cruciale pour déterminer les conditions de trafic stationnaire est la capacité A_c du boulevard urbain. Il s'agit du débit maximum pouvant franchir la série de feux. Le calcul classique de la capacité consiste à considérer les feux comme indépendants. Le feu le plus restrictif est celui caractérisé par le plus petit ratio de vert. Il est appelé restriction et détermine à lui seul la capacité du boulevard :

$$A_c = \min_m(Qg_m/c_m) \tag{3.7}$$

L'équation (3.7) peut surestimer la capacité effective du boulevard dans le cas où les feux de circulation sont très proches. Nous verrons par la suite comment la VT permet de l'estimer précisément.

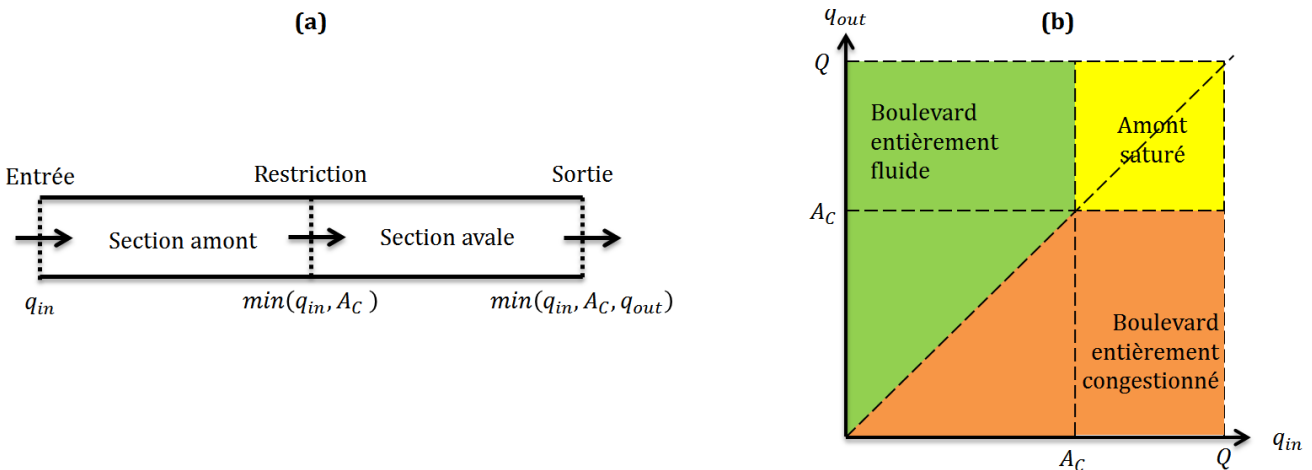


Figure 3.4. (a) Découpage du boulevard par la restriction. (b) Diagramme demande-offre déterminant les conditions de trafic stationnaires.

La Figure 3.4a montre que la restriction divise le boulevard en deux sections. Les conditions de trafic stationnaires sur ces deux sections sont déterminées à partir de q_{in} , A_c et q_{out} comme le montre le diagramme sur la Figure 3.4b. Trois situations peuvent alors apparaître : (a) fluide, (b) saturée et (c) congestionnée. Elles sont illustrées sur la Figure 3.5 pour un corridor comportant trois feux et une restriction au niveau du deuxième.

(a) La zone verte sur la Figure 3.4b représente le cas où $q_{in} = \min(q_{in}, A_c, q_{out})$. Le trafic peut passer la restriction ainsi que la sortie du boulevard. Celui-ci est alors fluide. Le DET des états de trafic est similaire à celui de la Figure 3.5a quelle que soit la valeur de demande. Comme sur la Figure 3.2b, seuls les états A , C , J et O apparaissent.

(b) La zone jaune sur la Figure 3.4b représente le cas où $A_c = \min(q_{in}, A_c, q_{out})$. La restriction empêche l'intégralité du trafic de s'écouler à chaque cycle. Les files d'attente au niveau de ce feu s'allongent. Après une phase de transition, l'intégralité de la section amont devient congestionnée. En

revanche, le trafic ayant passé la restriction peut franchir les feux suivants ainsi que la sortie. La section aval demeure donc fluide. La Figure 3.5b représente l'unique situation obtenue après la phase de transition. En particulier, et les états de trafic génériques A et B n'apparaissent pas.

(c) La zone orange sur la Figure 3.4b représente le cas où $q_{out} = \min(q_{in}, A_c, q_{out})$. Quel que soit le trafic passant la restriction (soit q_{in} soit A_c), celui-ci ne peut pas franchir la sortie dans son intégralité. Un état congestionné s'étend donc à partir de la sortie et se propage sur l'ensemble du boulevard. Après une phase de transition, celui-ci est entièrement congestionné. Le DET des états de trafic est similaire à celui représenté sur la Figure 3.5c quelle que soit l'offre.

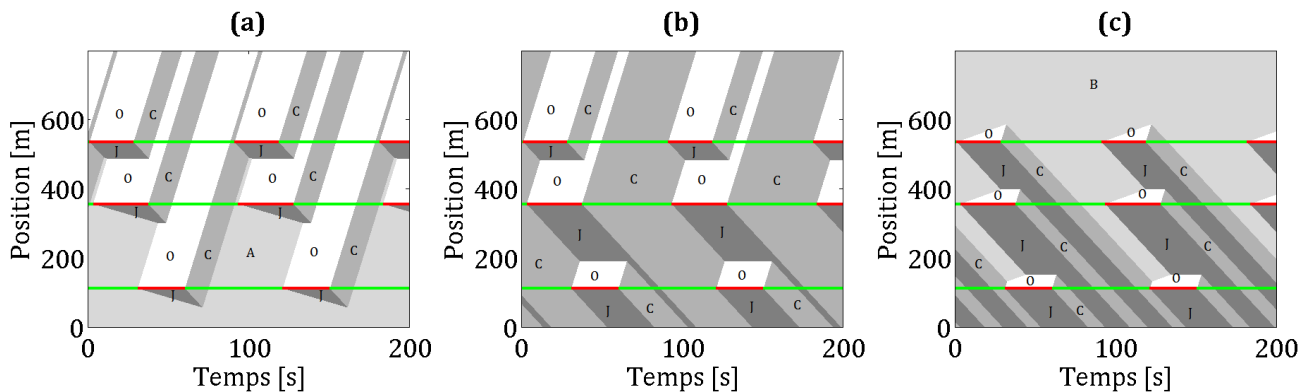


Figure 3.5. Conditions de trafic stationnaires (a) en fluide (b) en saturé (c) en congestion.

Dans les trois situations, la moyenne temporelle du débit devient unique pour tous les points du boulevard après une possible phase de transition. Sa valeur est de $q = \min(q_{in}, A_c, q_{out})$. De plus, chaque partie du boulevard est soit fluide, soit congestionnée. Le problème se résume donc à déterminer les temps de parcours dans ces deux situations pour les deux sous-parties du boulevard. Pour des feux périodiques, les états de trafic locaux le sont aussi. Il en est alors de même pour la fonction de temps de parcours Π .

3.1.2.2 Méthode des pelotons en fluide

Considérons une demande induisant des conditions de trafic fluides sur le boulevard. Si la solution du modèle LWR est connue, le DET correspondant peut être tracé comme sur la Figure 3.6a. Une manière simple pour déterminer les temps de parcours associés à cette situation est de regrouper les véhicules qui rencontrent les mêmes états de trafic au cours de leur trajet, c'est-à-dire ceux qui sont ralentis par les mêmes feux. La Figure 3.6b représente les différents pelotons de véhicules ainsi obtenus. Chacun d'eux est distingué par un triplet binaire correspondant aux feux auxquels les véhicules ont été ralentis.

Pour le calcul des temps de parcours, quatre dates sont pertinentes pour caractériser un peloton : le départ et l'arrivée du premier véhicule (respectivement d_f et a_f), et le départ et l'arrivée du dernier véhicule (respectivement d_l et a_l). Ces dates fournissent en particulier les temps de parcours des premier et dernier véhicules du peloton : $\Pi(d_f) = a_f - d_f$ et $\Pi(d_l) = a_l - d_l$. Hans et al. (A3) montrent que le temps de parcours d'un véhicule du peloton est une fonction affine de la date de départ pour un FD triangulaire. Cela s'explique aisément par des considérations géométriques au niveau des files d'attente. Sur le DET, la connaissance des quatre dates caractéristiques et de la date de départ d d'un véhicule donné donne donc accès à son temps de parcours :

$$\Pi(d) = \Pi(d_f) + (\Pi(d_l) - \Pi(d_f)) \left(\frac{d - d_f}{d_l - d_f} \right) \quad (3.8)$$

Chaque véhicule appartenant nécessairement à un peloton, l'équation (3.8) est générale. Ainsi, les dates caractéristiques de tous les pelotons définissent parfaitement la fonction de temps de parcours des véhicules sur le boulevard. Celle-ci dépend bien entendu de la demande q_{in} .

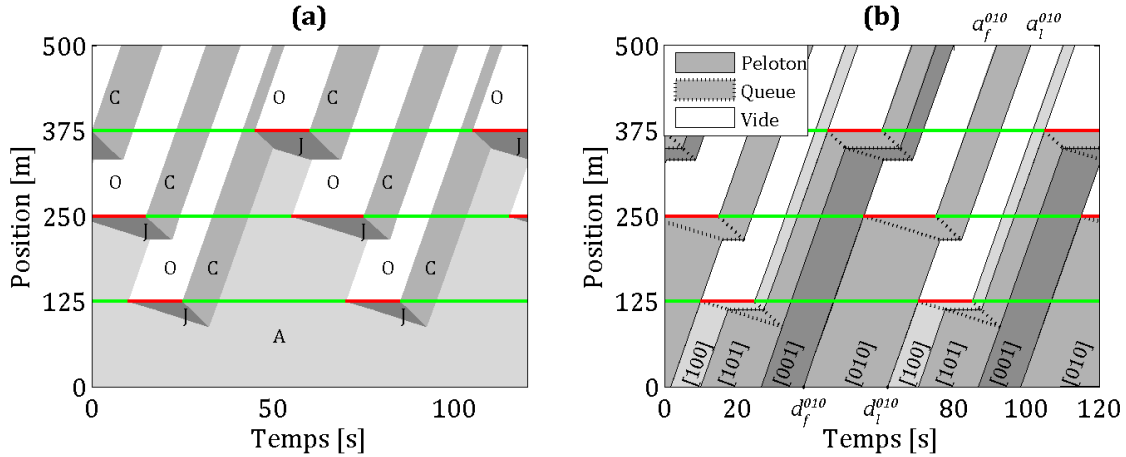


Figure 3.6. (a) DET des états de trafic et (b) séparation des pelotons de véhicules en fluide.

En pratique, les états de trafic sur le boulevard ne sont pas connus. La méthode M5 consiste à déterminer les pelotons et leurs temps caractéristiques uniquement à partir de la demande, des paramètres du FD et des paramètres des feux. Pour cela, elle se base sur le calcul successif de CVCs au niveau des intersections. En fluide, la CVC en amont est triviale :

$$q(t) = \int_{t_0}^t q_{in}(\tau) d\tau = q_{in} \cdot (t - t_0) \quad (3.9)$$

où t_0 est une date fixée arbitrairement. Elle correspond au départ du véhicule $n = 0$. A chaque intersection m , La CVC d'arrivée théorique des véhicules est calculée à partir de la CVC de départ du début du lien m précédent en la décalant de l_m/u dans le temps. La CVC de départ effectif des véhicules se déduit de cette CVC d'arrivée en prenant en compte les phases du feu considéré, cf Figure 3.7a. Durant la phase de rouge, le débit de sortie (et donc la pente de la CVC) est nul. Durant la phase de vert, le débit est maximal et égal à Q tant que toute la file d'attente n'a pas été évacuée, c'est-à-dire tant que la CVC d'arrivée théorique est supérieure à la CVC de départ en cours de calcul. La file d'attente est totalement résorbée lorsque les deux courbes se rejoignent, cf Figure 3.7b. Cette date sépare les véhicules gênés par le feu des véhicules qui ne le sont pas. Une dernière itération permet enfin d'obtenir la CVC de sortie.

La Figure 3.7c montre que les pelotons sont déterminés en même temps que les CVCs. Leur nombre et leurs séparations sont actualisés à chaque feu. Initialement, on ne considère qu'un unique peloton. A chaque fois que la pente de la CVC (débit) présente une discontinuité, c'est-à-dire à chaque début de rouge, et à chaque fin de file d'attente, un peloton est séparé en deux. La propriété de linéarité des retards à l'intérieur de chaque peloton permet de déterminer facilement (au *pro rata*) la séparation des pelotons au début du boulevard. Ainsi, dans l'exemple de la Figure 3.6, deux pelotons sont déterminés après le premier feu, trois après le second, et quatre à la fin du boulevard.

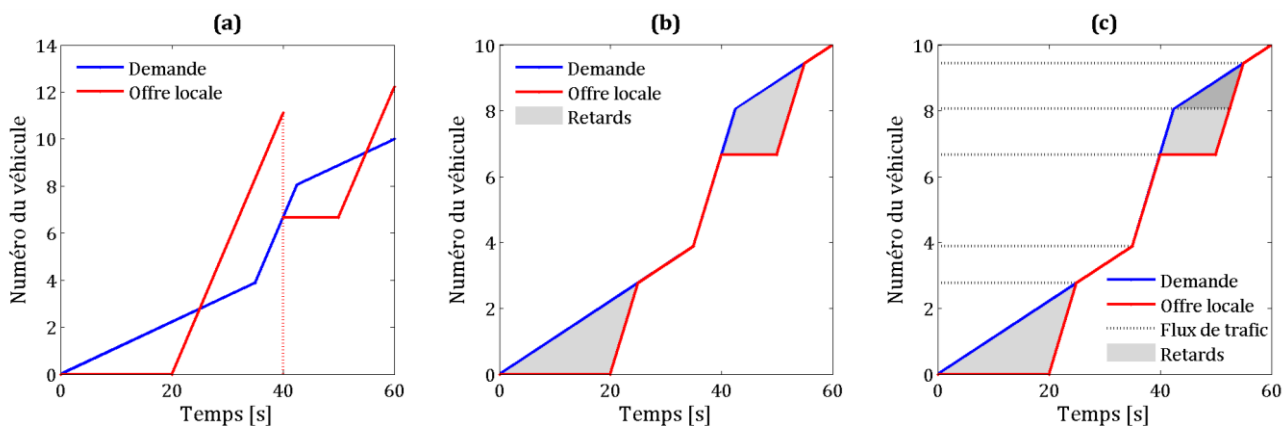


Figure 3.7. (a) Comparaison entre l’arrivée des véhicules et l’offre locale du feu, (b) détermination de la CVC effective de sortie, (c) détermination des séparations entre les pelotons de véhicules.

La Figure 3.8 associe (a) la détermination des pelotons à (b) la définition de la fonction de temps de parcours. Cette fonction a des propriétés très similaires à la fonction obtenue avec la méthode M3 considérant les feux sans trafic. La seule différence est l’expression de la pente de la fonction lorsque celle-ci est non nulle. Elle vaut -1 en l’absence de trafic, et $(q_{in}/Q) - 1$ dans le cas plus général.

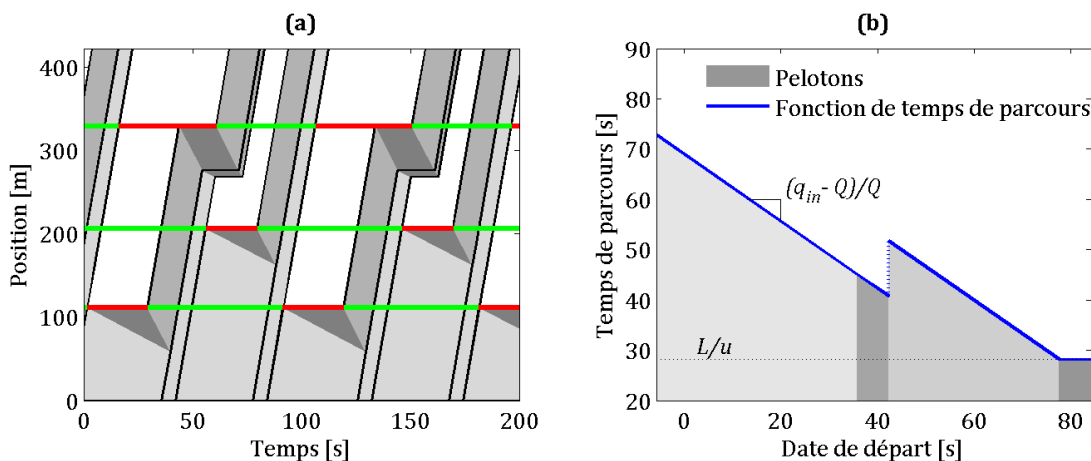


Figure 3.8. (a) DET des états de trafic et des séparations entre pelotons. (b) Fonction de temps de parcours associée.

La méthode M5 présentée jusqu’ici dans le cas fluide est statique et ne prend en entrée que des demandes constantes. Une version quasi-statique peut aisément s’en déduire afin de considérer des demandes constantes par morceaux. La méthode s’applique tout simplement sur chaque intervalle pour en déterminer les temps de parcours de manière indépendante.

3.1.2.3 Méthode des pelotons en congestion

Généraliser cette démarche à n’importe quelle condition de trafic est délicat. La Figure 3.9a illustre une situation de congestion due à une demande supérieure à la capacité du boulevard. La Figure 3.9b explicite les pelotons qui résulteraient de l’application directe de la méthode. Dans de telles conditions, les trajectoires des véhicules sont très irrégulières. Ceux-ci peuvent par exemple s’arrêter et redémarrer plusieurs fois sur le même lien, ou être arrêtés au niveau d’un feu vert en raison d’une file d’attente provenant de l’aval. Le calcul des CVCs ne peut alors pas se faire comme précédemment.

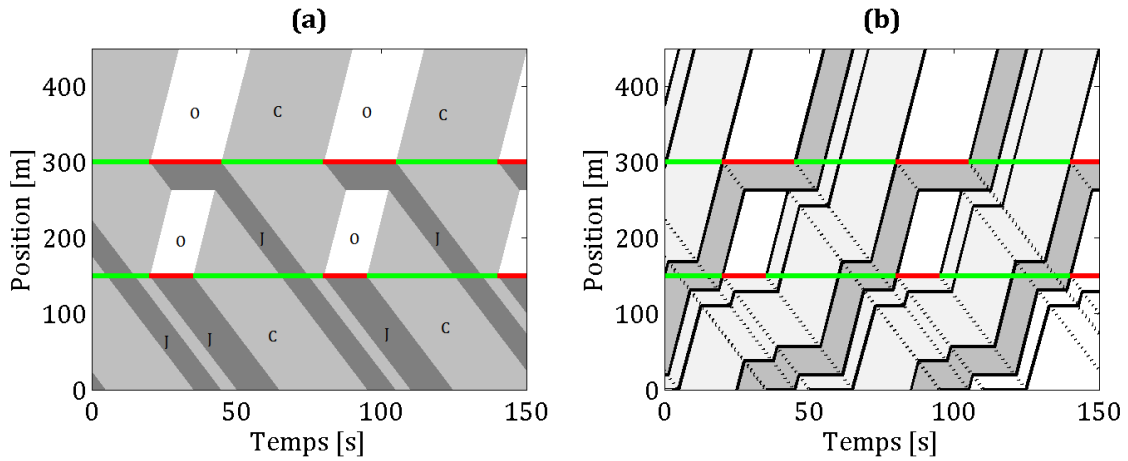


Figure 3.9. (a) Etats de trafic (b) pelotons de véhicules dans un état congestionné.

Considérons à présent une offre réduite induisant une congestion sur l'intégralité du boulevard, cf Figure 3.10a. De même que les états de trafic se propagent principalement d'amont vers l'aval en fluide (à l'exception des files d'attente), ils se propagent d'aval vers l'amont en congestion. En l'absence de mouvement tournant, la situation est même symétrique au cas fluide. Une idée est alors d'appliquer la même méthode qu'en fluide, mais en l'appliquant sur des particules virtuelles caractéristiques de la congestion plutôt que sur des véhicules. Hans et al. (A4) mettent en place le cadre théorique pour appliquer cette méthode. Le concept de vide (*void*) est introduit pour rester fidèle à l'idée originale de Daganzo et Geroliminis (2008). Il est à un véhicule ce que l'onde de redémarrage à vitesse $-w$ est à l'onde de déplacement à la vitesse u . Les états de trafic et les vitesses de ces vides sont décrits par un FD symétrique au FD classique. La vitesse libre d'un vide est w (d'aval vers l'amont) et l'onde de redémarrage est à la vitesse $-u$. Le débit maximum de vides est de Q et leur concentration maximale reste K . L'application de la méthode permet d'obtenir des pelotons de vides, et par suite leur temps de parcours, cf Figure 3.10b.

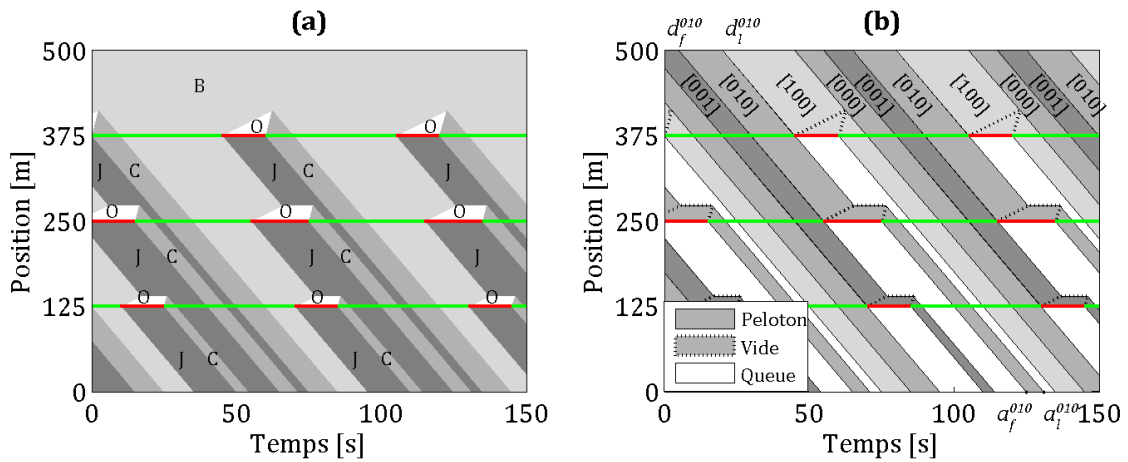


Figure 3.10. (1) DET des états de trafic et (2) séparation des pelotons de vides en congestion.

Algorithmiquement, la méthode de calcul des pelotons de vides en congestion est la même que le calcul des pelotons de véhicules en fluide. Par ailleurs, des considérations simples de conservation des véhicules permettent de relier le temps de parcours des vides à celui des véhicules. La formule suivante, démontrée dans Hans et al. (A4), en découle :

$$\left(\Pi_{veh}(t) - \frac{L}{v_B}\right) = -\left(\Pi_{vide}^*(t) - \frac{L}{w}\right) \quad (3.10)$$

où $\Pi_{vide}^*(t)$ est le temps de parcours du vide atteignant l'entrée du boulevard à la date t , $\Pi_{veh}(t)$ est le temps de parcours du véhicule quittant l'entrée du boulevard à cette même date et v_B est la vitesse de l'onde entre les états de trafic O et B. Ainsi, les temps de parcours sont bien déterminés dans les situations congestionnées, et par suite dans tous les cas possibles.

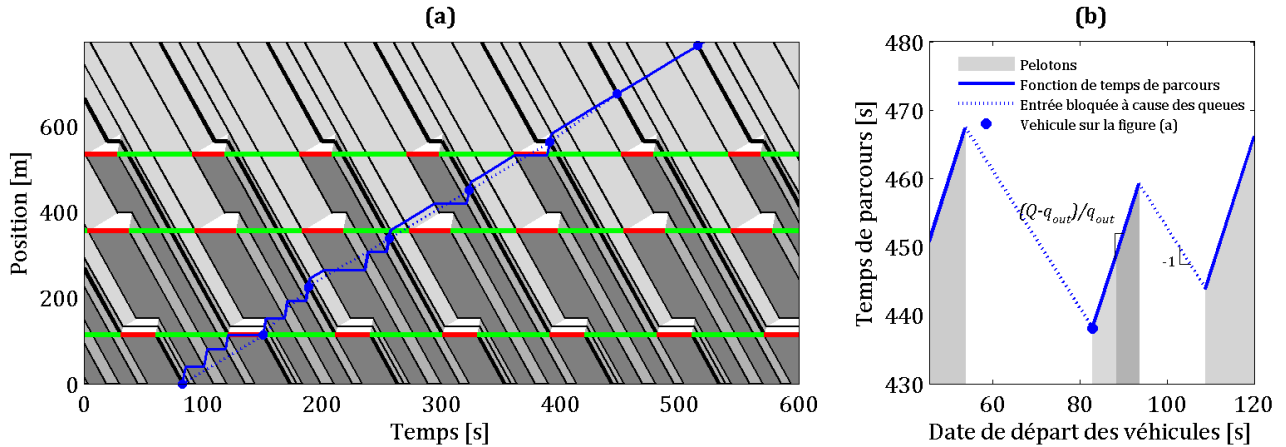


Figure 3.11. (a) DET des états de trafic et des séparations entre pelotons de vides. (b) Fonction de temps de parcours associée.

La Figure 3.11a illustre ce lien entre les temps de parcours des véhicules et des vides. Un véhicule particulier est représenté par la ligne épaisse en bleu, et le vide associé (déterminé par son arrivée au moment du départ du véhicule) par la ligne épaisse en noir. Les conditions de trafic étant périodiques, plusieurs vides ont la même trajectoire et sont donc représentés de la même manière. Les points bleus sont les lieux de rencontre entre la trajectoire du véhicule et celle d'un vide apparenté. On peut remarquer que le véhicule parcourt toujours la même distance entre deux points. En revanche, la durée pour effectuer ce parcours évolue. Si le vide a perdu du temps par rapport à sa vitesse maximale ($-w$), alors le véhicule met d'autant moins de temps pour rejoindre le point suivant. En particulier, au niveau de la sortie où seul l'état générique congestionné B (gris clair) est observé, la vitesse du vide est de $-w$ et celle du véhicule de v_B .

Finalement, la Figure 3.11b présente les propriétés de la fonction de temps de parcours obtenue. Il n'est pas étonnant de remarquer que celles-ci sont symétriques aux situations fluides. Cette fois, la fonction est croissante de pente $(Q/q_{out}) - 1$. Pour certains intervalles de temps, l'entrée des véhicules est bloquée par les remontées de files d'attente. La fonction de temps de parcours n'est alors pas définie. Dans certaines situations, un plateau peut être observé. Sur le DET, il se rapporte à des intervalles de temps où l'état générique congestionné B a atteint l'entrée, situations apparaissant sur la Figure 3.10a.

En congestion, l'utilisation du concept très théorique de vides pour le calcul des temps de parcours est inédite. L'idée a été valorisée dans un article soumis à *Transportation Research Part C* (Hans et al., A4). Une limite de cette méthode est qu'elle ne calcule les CVCs que de l'amont vers l'aval en fluide, et de l'aval vers l'amont en congestion. Certains phénomènes ne peuvent donc pas être pris en compte. C'est par exemple le cas des remontées de files d'attentes en fluide (*spillback*), lorsque deux feux sont trop proches et que leurs phases sont fortement décalées, cf Figure 3.12. Une méthode plus

générale capable de détecter ces phénomènes est nécessaire. De plus, en pratique, la demande et l'offre peuvent varier au cours du temps. Une méthode statique n'est alors pas suffisante pour reproduire des cas réalistes.

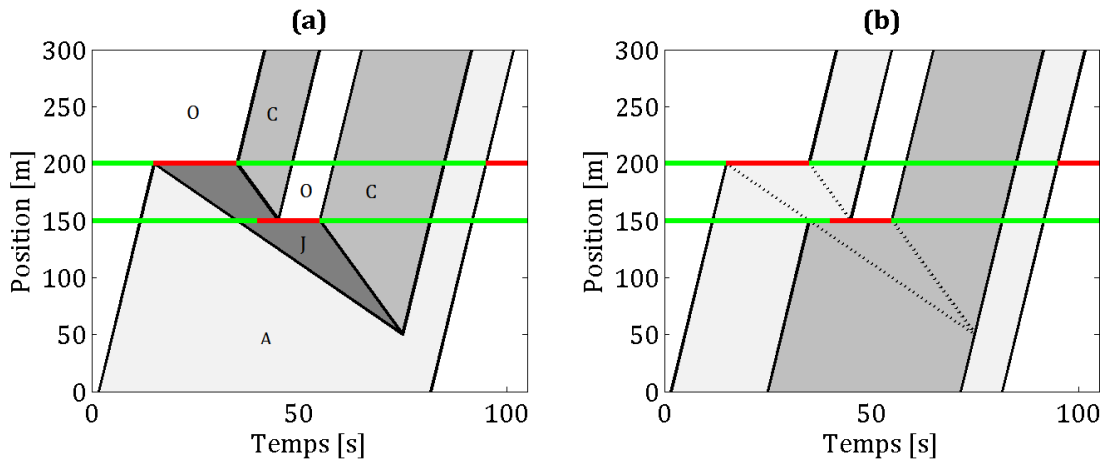


Figure 3.12. (a) Etats de trafic (b) pelotons dans le cas d'une remontée de file d'attente.

3.1.3 Application de la théorie variationnelle (M6)

La méthode M6 s'applique à un cadre beaucoup plus général. La demande et l'offre sont à présent des fonctions continues linéaires par morceaux. Aucune hypothèse n'est faite sur les paramètres des feux. Des conditions de trafic dynamiques peuvent alors apparaître sur le boulevard. Cette méthode est présentée en détail dans un article publié dans *Transportation Research Part B* (Hans et al., A5). Il s'agit d'une implémentation efficace de la méthode du calcul de la solution à base de réseaux variationnels.

3.1.3.1 Bases pratiques de la théorie variationnelle

La méthode M6 se base sur la VT. L'équation (3.2) exprime la relation entre les variations de la fonction N dans le temps et dans l'espace. La VT se base sur cette expression pour définir le coût local $r(v)$ [veh/s] associé à une vitesse instantanée v . Considérons un observateur mobile se déplaçant le long du corridor indépendamment du trafic et comptant les véhicules qu'il rencontre. Lorsque cet observateur se déplace à la vitesse v , le coût $r(v)$ exprime le débit maximum pouvant le dépasser (*passing rate*). Celui-ci se lit sur le plan (k, q) comme étant l'ordonnée à l'origine de la droite de pente v tangente au FD. Cette relation est en conséquence linéaire pour un FD triangulaire. Dans ce cas, Leclercq et Geroliminis (2013) expliquent qu'il suffit de considérer des observateurs mobiles bidirectionnels ne se déplaçant localement dans l'espace qu'aux seules vitesses $-w, 0$ et u . Ceci permet de reconstituer n'importe quelle vitesse moyenne. On a en particulier : $r(u) = 0$ puisqu'aucun véhicule ne se déplace plus vite que la vitesse libre, $r(0) = Q$ qui représente le débit maximum possible passant en un point, et $r(-w) = wK$. Sur un corridor comportant des feux, les phases de rouge jouent un rôle crucial puisqu'aucun véhicule ne peut les franchir en l'absence de mouvement entrant aux intersections. Dans ce cas : $r(0) = 0$ (Daganzo and Menendez, 2005). Considérer des vitesses autres que celles comprises dans l'intervalle $[-w, u]$ n'aurait physiquement pas de sens puisque les informations se propagent dans

le trafic à des vitesses v comprises entre $-w$ (vitesse de remontée des ondes) et u (vitesse libre du flux).

Plus généralement, la VT associée à un observateur mobile bidirectionnel parcourant un chemin donné dans le diagramme (t, x) le débit maximum pouvant le franchir, encore appelé son *coût*. Celui-ci est alors l'intégrale sur ce chemin des coûts locaux $r(v)$. Un graphe variationnel suffisant (*sufficient variational graph* – SVG) constitué de nœuds et d'arcs dans le plan (t, x) regroupe un ensemble de chemins de taille minimale qui garantit un calcul exact de la solution aux nœuds. La définition d'un tel réseau permet un calcul efficace de la solution. Un exemple est proposé sur la Figure 3.13a. Le SVG permet une connectivité totale entre tous les nœuds situés aux intersections. Les arcs à vitesse nulle se situent uniquement au droit des intersections et correspondent aux phases des feux. Les nœuds originels correspondent aux extrémités de ces arcs. Les arcs à vitesse u et $-w$ partent des fins de rouge. Un nouveau nœud est créé chaque fois qu'un tel arc rencontre une intersection. Les arcs regroupés dans le SVG sont orientés dans le sens des t croissants. Ils ont une importance physique cruciale. Il s'agit des ondes et ondes de choc séparant les états de trafic du DET qui ne dépendent pas des conditions de trafic sur le boulevard. C'est par exemple le cas des séparations entre O et J , entre O et C , et entre J et C sur la Figure 3.2b. Ils ne dépendent pas du débit effectif, contrairement à la séparation entre A et J qui dépend de l'arrivée des véhicules dans la file d'attente. Le SVG ne dépend donc pas non plus des conditions de trafic et est déterminé uniquement à partir des paramètres des feux et du FD.

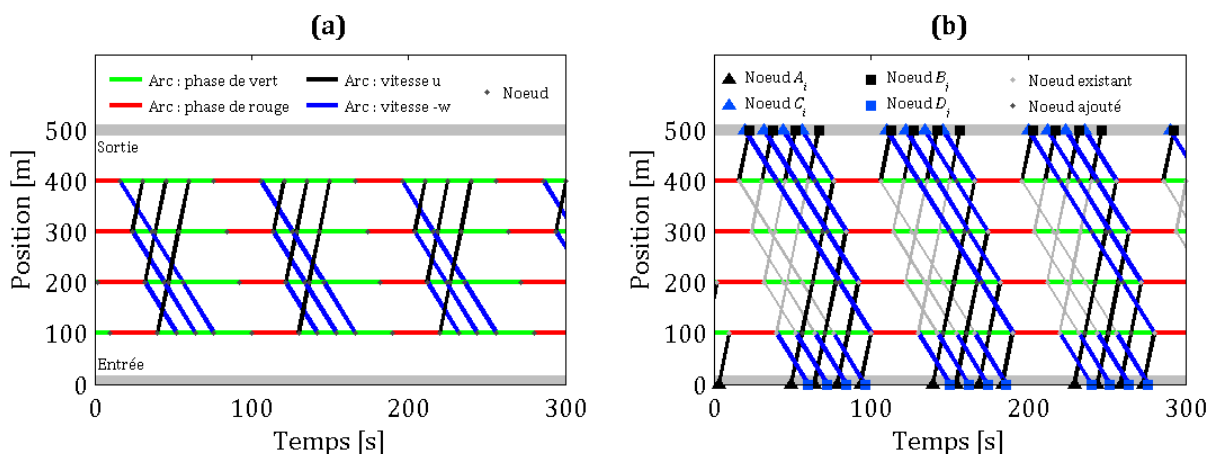


Figure 3.13. (a) SVG (b) eSVG associé.

Sur le SVG et plus généralement sur le plan (t, x) , plusieurs chemins peuvent relier deux points donnés. Un exemple est donné sur la Figure 3.14a. De nombreux chemins peuvent être choisis pour relier le point A à la phase de rouge suivante. Ceux-ci passent par différents nœuds du SVG, ici représentés en bleu. Ces chemins ont potentiellement des coûts différents en fonction de la quantité de phases de rouge qu'ils longent. Par exemple, le coût du chemin bleu $ABCDEFK$ est inférieur au coût du chemin ARK . La VT associée au calcul des coûts utilise un principe de moindre action. L'accroissement de N entre deux points est toujours inférieur au coût minimum de tous les chemins possibles les reliant. La VT exprime ainsi un problème de trafic sur un corridor en un problème de plus court chemin dans le plan (x, t) .

La Figure 3.14b représente l'accroissement de N au niveau du dernier feu par rapport à sa valeur au point A en considérant une demande égale au débit maximum Q . Chaque chemin possible dans le SVG est associé à une CVC. La CVC effective de départ du dernier feu est le minimum parmi

toutes ces CVCs. Il apparaît qu'à certains instants, la valeur minimale de N n'est pas celle correspondant au plus court chemin en bleu. C'est le cas par exemple au niveau du nœud L . Cela vient du fait que le plus court chemin entre les points A et L passe par le feu rouge HI . En effet, ce feu peut retarder un flot de trafic à capacité ayant préalablement redémarré entre les points B et C . Aucun véhicule ne pourra jamais franchir les intervalles r'_{4k} représentés au niveau du dernier feu. Ceux-ci représentent donc des rouges fictifs. De cette manière, la VT permet de détecter toutes les interactions entre les feux ainsi que les remontées de file d'attente. Cet exemple montre l'importance de considérer tous les couples de points possibles, et pas seulement entre deux points donnés.

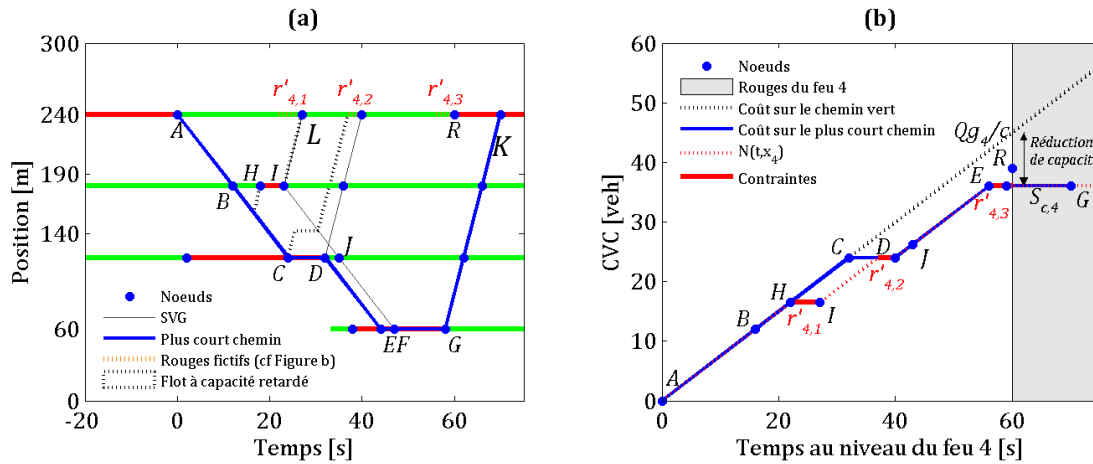


Figure 3.14. (a) SVG (b) CVC associée au niveau du dernier feu en considérant que la demande est égale au débit maximum Q .

3.1.3.2 Application au calcul de temps de parcours

Lorsque les conditions de trafic sont dynamiques, différents phénomènes peuvent apparaître. Ils sont récapitulés sur la Figure 3.15. La détermination des CVCs en entrée et en sortie en fonction de la demande et de l'offre tient compte de ces phénomènes dans un ordre précis. Elle se réalise en quatre étapes.

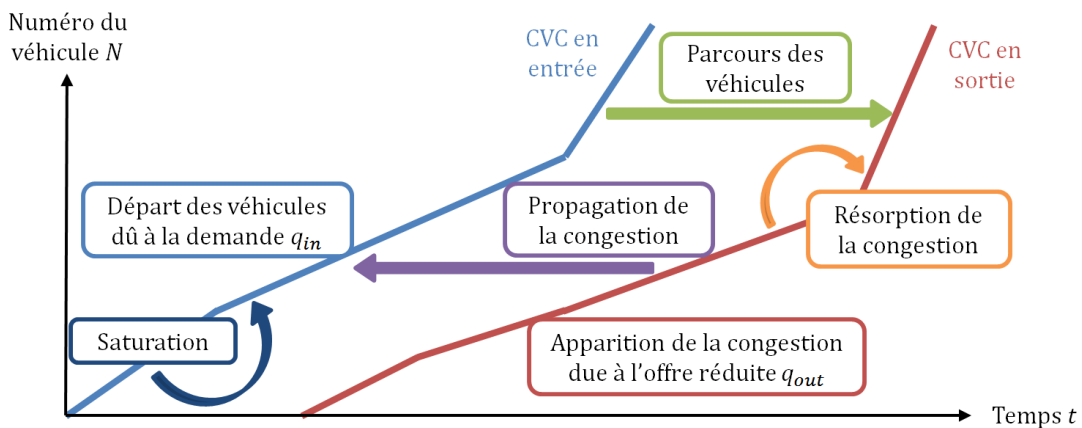


Figure 3.15. Présentation des phénomènes conduisant à des conditions de trafic dynamiques.

(0) Calcul de la CVC théorique de départ. Elle dépend uniquement de la demande. Cette étape est trivialement décrite par la première expression de l'équation (3.9).

(1) Calcul de la CVC d'arrivée théorique. La difficulté consiste à tenir compte du parcours des véhicules sur le boulevard et de leurs éventuels retards aux feux rencontrés.

(2) Calcul de la CVC effective de sortie du boulevard. Sans restriction de l'offre en sortie, elle est égale à la CVC d'arrivée théorique. En revanche, si q_{out} est inférieure au débit d'arrivée, une congestion apparaît au niveau de la sortie. La difficulté de cette étape est de déterminer correctement la vitesse à laquelle la congestion peut se résorber.

(3) Calcul de la CVC effective d'entrée sur le boulevard. L'entrée des véhicules peut être contrainte par des files d'attente provenant de l'aval. Celles-ci peuvent venir soit d'une saturation due à une demande trop importante, soit d'une congestion due à une restriction de l'offre. La difficulté de cette étape consiste à déterminer les dates auxquelles ces files d'attentes atteignent l'entrée.

Les quatre phénomènes à prendre en compte sont (a) le parcours des véhicules sur le boulevard, (b) la résorption de la congestion en sortie, (c) la saturation et (d) la propagation de la congestion jusqu'à l'entrée. Pour cela, la méthode M6 se base sur la VT et calcule les variations exactes de N entre les bornes du boulevard.

Dans sa présentation originale, le SVG ne comporte pas de nœuds à l'entrée et à la sortie. La méthode M6 consiste dans un premier temps à créer des connexions entre le SVG et les bornes du boulevard. Comme le montre la Figure 3.13b, de nouveaux arcs relient les bornes du SVG aux débuts des phases de rouge tandis que d'autres suivent les arcs obliques déjà existant. Quatre types de nœuds apparaissent. Ils sont présentés dans le Tableau 3.2. Ceux respectivement origines et destinations des nouveaux arcs sont indexés par i et j . Le réseau variationnel ainsi étoffé est appelé eSVG (*extended SVG*).

Tableau 3.2. Nœuds ajoutés aux SVG au niveau de l'entrée et de la sortie.

Nœud	Position	Caractéristique
A_i	Entrée	Origine d'un nouvel arc à vitesse u
B_j	Sortie	Destination d'un nouvel arc à vitesse u
C_i	Sortie	Origine d'un nouvel arc à vitesse $-w$
D_j	Entrée	Destination d'un nouvel arc à vitesse $-w$

La VT permet de calculer les coûts entre les points de l'eSVG, et en particulier entre les différents nœuds aux bornes A_i , B_j , C_i et D_j . Les différentes manières de relier ces nœuds permettent de distinguer quatre types de chemins illustrés sur la Figure 3.16. Chacun est associé à l'un des quatre phénomènes précédemment cités.

Les coûts entre les paires de nœuds aux bornes majorent les variations de N . Le principe de moindre action de la VT permet alors de déterminer la solution exacte du modèle LWR en un point donné. Par exemple, la solution de N à un point B_j se déduit des valeurs de N aux points A_i (initialisés à l'étape 0) et des coûts $R_{A_i B_j}$:

$$N_{B_j} = \min_i [N_{A_i} + R_{A_i B_j}] \quad (3.11)$$

Cette équation s'applique également aux autres couples de nœuds. Tous les coûts intéressants pour la mise en œuvre de la méthode M6 peuvent être compilés dans quatre matrices R_{AB} , R_{CB} , R_{AD} et R_{CD} en fonction du type de chemin auquel ils se rapportent. Ces matrices sont indépendantes des conditions d'entrée et de sortie. On peut donc calculer la solution par une sorte de produit matriciel.

3.1. Méthodes d'estimation des temps de parcours basées sur le modèle LWR

L'utilisation de la VT pour le calcul des coûts ne permet de déterminer la solution du modèle LWR qu'aux seuls nœuds aux bornes. Les CVCs ne sont connues qu'aux dates associées. Quatre considérations physiques exprimées sous forme de contraintes permettent de les reconstituer à partir de connaissance partielle. (i) Le débit instantané est toujours inférieur à la capacité locale de la route Q ; (ii) N est une fonction continue et croissante ; (iii) Les véhicules ne peuvent pas circuler à une vitesse supérieure à u : $N(t, L) \leq N(t - L/u, 0)$; (iv) La congestion ne peut pas se propager à une vitesse supérieure à w : $N(t, 0) \leq N(t - L/w, L) + LK$.

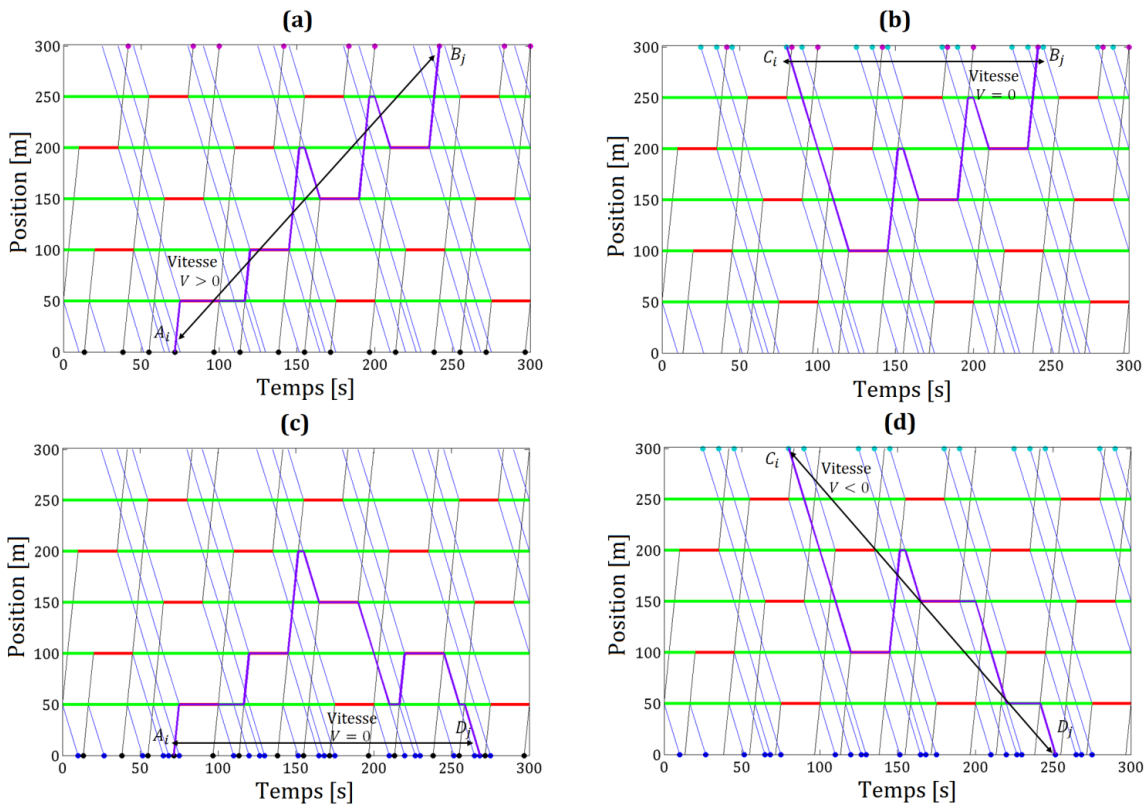


Figure 3.16. Plus court chemin variationnel entre (a) un nœud de l'entrée et un nœud de la sortie (b) deux nœuds de la sortie (c) deux nœuds de l'entrée (d) un nœud de la sortie et un nœud de l'entrée.

Les quatre étapes de la méthode M6 ainsi que les formules associées sont rigoureusement détaillées dans [Hans et al. \(A5\)](#). La Figure 3.17 en propose une illustration sur un cas particulier dont le SVG apparaît sur la figure a. La courbe bleue sur la Figure 3.17b représente la CVC théorique de départ. La courbe rouge pointillée représente la CVC théorique d'arrivée. La courbe rouge en traits pleins sur la Figure 3.17c se rapporte à la CVC effective de sortie. La zone rouge entre les deux CVCs en aval représente les retards dus à la congestion. Sur la Figure 3.17d, la courbe bleue en traits pleins se rapporte à la CVC effective d'entrée. La zone bleue entre les deux CVCs calculées au niveau de l'entrée représente le temps que les véhicules passent en amont de l'entrée. Notons qu'en fonction des objectifs de la modélisation, notamment lorsque l'on souhaite uniquement estimer le retard des véhicules, il vaut mieux ne pas considérer cette étape 3. Enfin, les contraintes physiques précédemment citées sont représentées par des lignes noires.

Les valeurs de N en entrée et en sortie calculées respectivement aux étapes (2) et (3) correspondent aux solutions exactes du modèle LWR. Au-delà de son exactitude, un intérêt de la méthode M6 est qu'elle ne nécessite que le calcul d'une matrice de coûts entre les nœuds extrêmes de

l'eSVG. Ces coûts intègrent toutes les dynamiques internes dues aux feux de circulation comme les retards, remontées de files d'attente ou saturation. Ils peuvent être calculés une unique fois pour un boulevard à l'aide d'un algorithme de plus court chemin, par exemple un Dijkstra. Ensuite, les temps de parcours peuvent être déterminés très rapidement (calcul matriciel et application de contraintes) pour de nombreux scénarios de demandes et d'offres différentes sans avoir à recalculer la matrice de coûts.

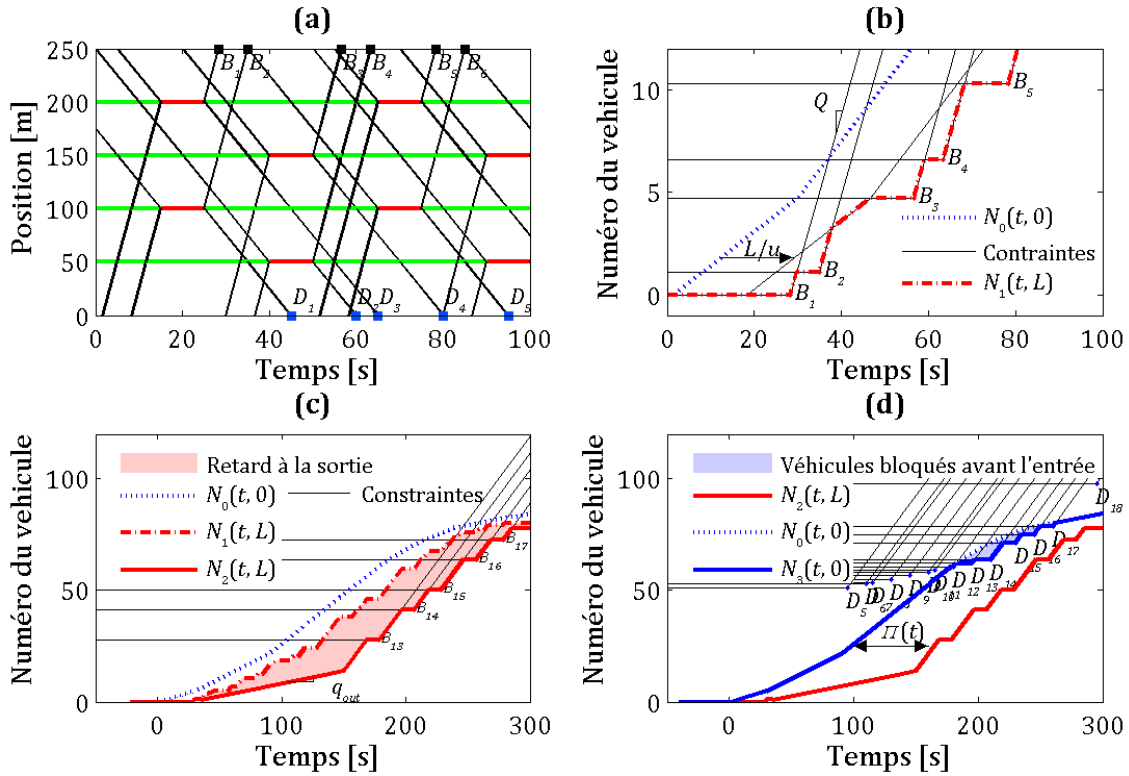


Figure 3.17. (a) eSVG, (b) étapes 0 et 1, (c) étape 2 and (d) étape 3 de la méthode M6.

3.1.4 Méthode macroscopique basée sur les coupes (M7)

La méthode M6 est une méthode basée sur le calcul exact des variations de N aux bornes du boulevard. Hans et al. (A5) ont explicité une méthode également basée sur la VT, mais calculant des variations approchées.

3.1.4.1 Application classique de la VT : estimation du MFD

Comme indiqué sur la Figure 3.16, un chemin entre deux points A et B aux bornes de l'eSVG est naturellement associé à une vitesse moyenne $V = L/(t_B - t_A)$. Plusieurs paires de nœuds peuvent être caractérisées par la même vitesse moyenne mais par des coûts différents. Le chemin de coût minimum limite le débit moyen pouvant dépasser un observateur mobile circulant à la vitesse moyenne V . Ce débit de dépassement, noté $R(V)$, est alors évalué par :

$$R(V) = \min_{\{A,B\}} \left(R_{AB} \frac{1}{(t_B - t_A)} ; A \text{ et } B \text{ des nœuds aux bornes, } \frac{L}{(t_B - t_A)} = V \right) \quad (3.12)$$

Une ligne $R(V) + kV$ dans le diagramme (k, q) est qualifiée de coupe (*cut*). Elle exerce une contrainte sur le débit q pouvant être observé sur le boulevard. Daganzo et Geroliminis (2008) ont montré que celui-ci est le minimum parmi toutes ces contraintes :

$$q = \min_V (R(V) + kV; V \in [-w, u]) = MFD(k) \tag{3.13}$$

Une relation entre la concentration et le débit sur l'ensemble du boulevard est alors obtenue. Elle caractérise le diagramme fondamental macroscopique (MFD), équivalent du FD au niveau d'un boulevard. La Figure 3.18 montre le MFD estimé à partir des coupes calculées sur le même exemple qu'à la Figure 3.17. Trois éléments sont à considérer : les coupes à vitesses positives, les coupes à vitesses négatives, et la valeur maximale du MFD correspondant à la capacité A_c du boulevard. Hans et al. (A5) ont montré que l'équation (3.12) appliquée aux chemins de vitesse nulle donne la valeur exacte de la capacité. Contrairement à l'équation (3.7), celle-ci prend en compte les baisses de capacité dues à la proximité entre deux feux de circulation grâce aux observateurs mobiles bidirectionnels qui peuvent passer par les phases de rouge de feux différents. L'exemple de la Figure 3.14 montre bien la baisse de capacité induite par la proximité entre les feux.

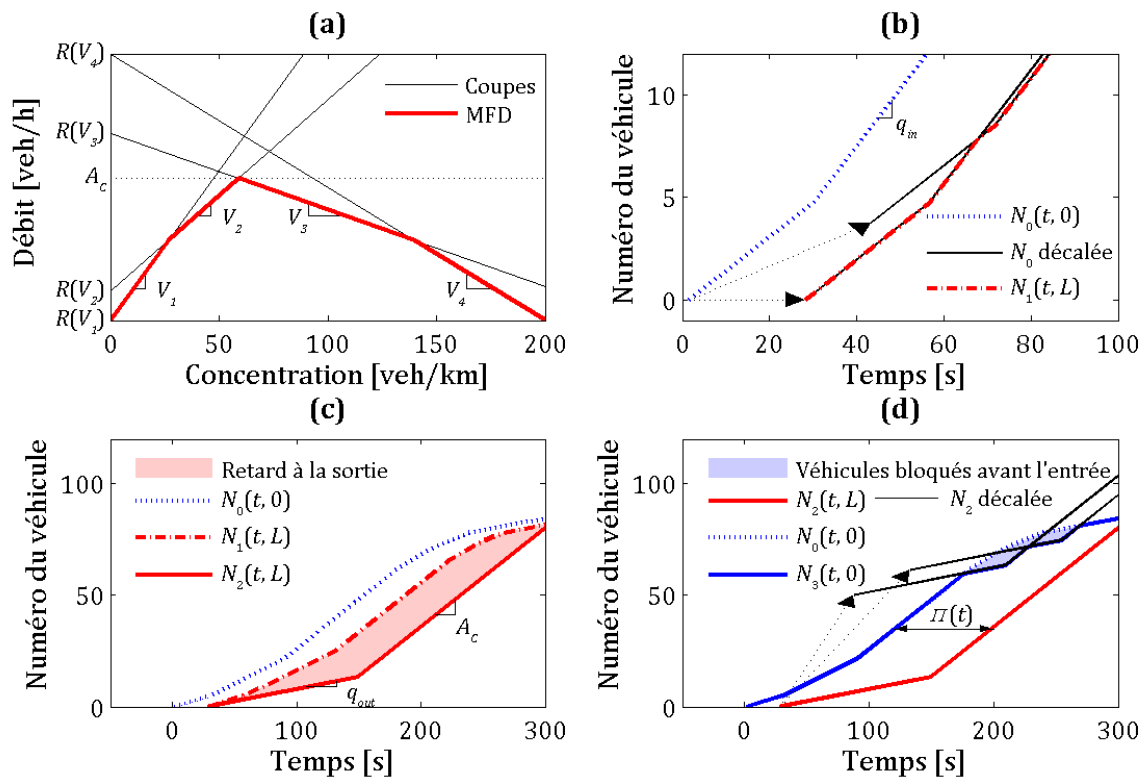


Figure 3.18. (a) MFD et coupes associées (b) étapes 0 et 1, (c) étape 2, (d) étape 3 de la méthode M6 sur le même cas d'étude que la Figure 3.17.

Une méthode d'estimation macroscopique M7 de temps de parcours se base sur ces éléments. Elle utilise les quatre mêmes étapes que la méthode M6. Les coupes à vitesses positives remplacent la matrice de coûts $R_{A_i B_j}$ dans l'étape (1). Les coupes à vitesses négatives remplacent la matrice $R_{C_i D_j}$ dans l'étape (3). La valeur de la capacité remplace à la fois la matrice $R_{C_i B_j}$ dans l'étape (2) et la matrice $R_{A_i D_j}$ dans l'étape (3). Les équations exactes sont détaillées dans Hans et al. (A5). Les Figure 3.18b, c et d montrent ces trois étapes. Les CVCs obtenues en entrée et en sortie peuvent être pertinemment comparées à celles de la Figure 3.17. Cette comparaison est effectuée dans la section suivante.

3.2 Outils agrégés de représentation des temps de parcours

Plusieurs des méthodes présentées jusqu'ici estiment une fonction de temps de parcours T . Cette fonction dépend du boulevard (paramètres des feux), du modèle de trafic (paramètres du FD) et du scénario (demande et offre). Elle peut être estimée directement dans le cadre d'une simulation. Cela présente l'inconvénient de générer d'importants coûts de calculs. Des outils agrégés de temps de parcours permettent de synthétiser la connaissance des temps de parcours. Ils ont deux utilités principales. La première est qu'ils peuvent être utilisés au cours d'une simulation à la place de la méthode d'estimation de temps de parcours. La seconde est de servir d'indicateur du fonctionnement du corridor. Trois outils sont présentés ici : le diagramme fondamental macroscopique, les distributions de temps de parcours et le diagramme débit-peloton.

3.2.1 Diagramme fondamental macroscopique (MFD)

3.2.1.1 Méthodes d'estimation du MFD

Le MFD est un outil classique de la théorie du trafic. Il a déjà été succinctement présenté : il est la base de la méthode M7 et à ce titre une représentation agrégée du trafic sur un boulevard. Plus classiquement, le MFD est aussi un indicateur du fonctionnement d'un réseau. Son estimation est alors une question cruciale. [Leclercq et al. \(2014\)](#) explicitent plusieurs manières d'estimer le MFD dans le cas des corridors urbains.

(i) La première méthode d'estimation est expérimentale. Le débit et la concentration sont déterminés à partir des informations des boucles électromagnétiques à différentes périodes de temps. [Geroliminis et Daganzo \(2008\)](#) ont ainsi montré l'existence d'une relation empirique entre concentration et débit moyens d'un réseau. Cette méthode est généralisable et permet de déterminer le MFD de n'importe quel réseau urbain complexe.

(ii) Une autre méthode d'estimation est théorique. Elle a été présentée en même temps que la méthode M7. Des méthodes semi-analytiques basées sur la VT (et donc sur le modèle LWR) permettent de déterminer un ensemble pertinent de coupes dans le plan (k, q) . Le MFD est alors l'enveloppe minimale délimitée par ces contraintes. Dans le cadre de recherches préliminaires à l'article [Hans et al. \(A5\)](#), quatre méthodes d'estimation du MFD ont été comparées. La Figure 3.19 décrit les coupes calculées pour ces quatre méthodes (a, b, c et d) ainsi (e) que les MFD associés. (a) [Daganzo et Geroliminis \(2008\)](#) proposent une méthode basée sur des observateurs mobiles parcourant le DET et s'arrêtant aux feux à intervalles réguliers. Ils estiment ainsi le MFD pour des corridors réguliers (liens de longueurs égales, paramètres de feux identiques). (b) Elle est un cas particulier d'une méthode plus générale considérant tous les observateurs unidirectionnels. (c) [Leclercq et Geroliminis \(2013\)](#) ont développé une méthode plus générale basée sur des calculs de plus court chemin à l'intérieur du SVG. Ils considèrent pour cela des observateurs bidirectionnels pour estimer les coupes à vitesse non nulle. (c) Une quatrième méthode consiste à utiliser des observateurs bidirectionnels même pour la coupe stationnaire. Cela permet de déterminer la valeur exacte de la capacité du boulevard A_C , essentielle pour la méthode M7. La spécification de ces méthodes montre qu'elles sont incluses les unes dans les autres. Cela signifie que l'ensemble des coupes de la méthode (a) est inclus dans l'ensemble des coupes de la méthode (b), lui-même inclus dans l'ensemble des coupes de la méthode (c), lui-même inclus dans

l'ensemble des coupes de la méthode (d). Le « vrai » MFD étant l'enveloppe minimale des coupes, il n'est pas étonnant d'observer sur la Figure 3.19e que les MFD estimés par ces méthodes respectives sont de plus en plus bas. Plus le MFD est bas, meilleure est l'approximation. Plus la méthode considère de coupes, plus elle est capable d'estimer correctement le MFD.

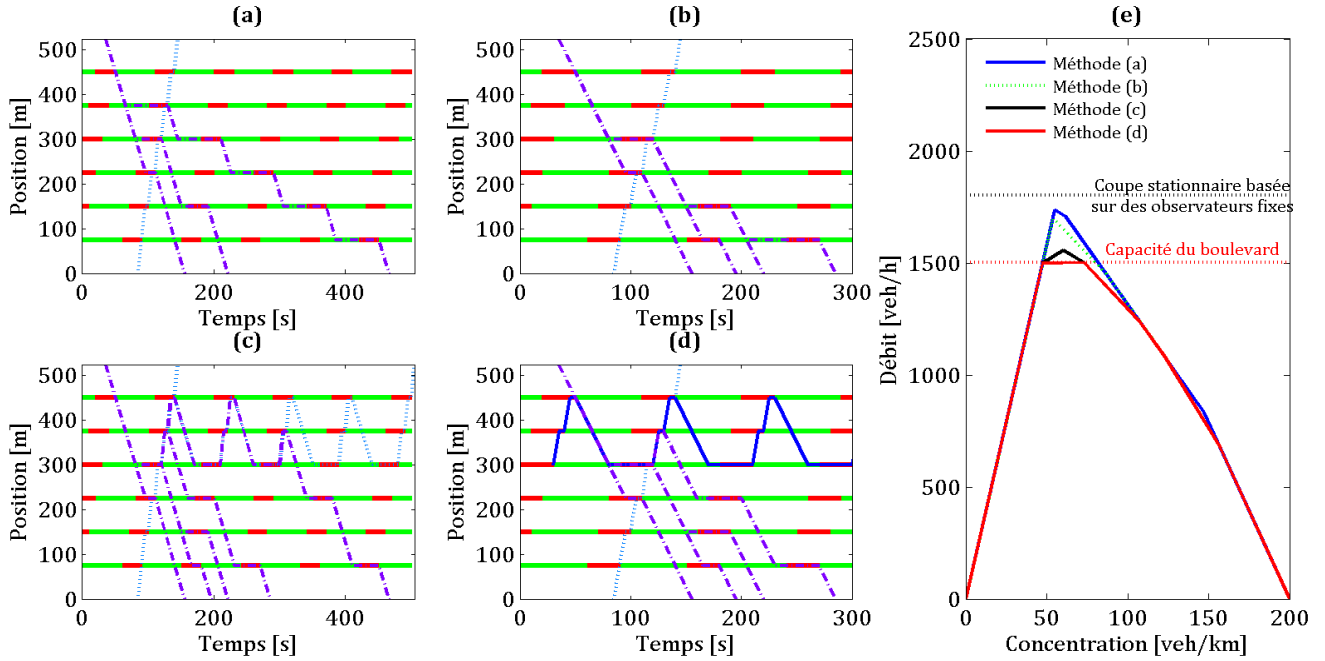


Figure 3.19. Comparaison de quatre méthodes d'estimation du MFD : Coupes obtenues (a) par la méthode de Daganzo et Geroliminis (2008), (b) des observateurs unidirectionnels, (c) par la méthode de Leclercq et Geroliminis (2013), (d) des observateurs bidirectionnels. (e) MFD obtenus par ces quatre méthodes.

(iii) Une autre manière d'estimer le MFD est de se baser sur les trajectoires de véhicules. En simulation, ces trajectoires sont connues. Les formules d'Edie (1963) en déduisent alors le débit et la concentration moyenne sur des aires spatio-temporelles (premières expressions) :

$$k = \sum_i \frac{t_i}{E_A} = \frac{1}{LC} \int_{t=0}^c \Pi(t) dt \quad (3.14)$$

$$q = \sum_i \frac{l_i}{E_A} = \min(q_{in}, A_C, q_{out}) \quad (3.15)$$

où t_i et l_i sont le temps passé et la distance parcourue du véhicule i dans l'aire d'Edie de surface E_A [m.s], cf Figure 3.20a. Pour appliquer ces formules à un état stationnaire, il est pratique de considérer une aire définie entre la trajectoire d'un véhicule quelconque partant à la date t et celle du véhicule partant un cycle plus tard à la date $t + c$. Tous les véhicules parcourent la même distance L . Le débit est donc trivialement égal à la demande (ou à l'offre) génériquement utilisée pour obtenir l'état de trafic. La concentration dépend quant à elle des temps de parcours des véhicules, eux-mêmes dépendant du débit. L'équation (3.14) se généralise alors au cas où des flux de trafic sont considérés à la place des véhicules. Cette équation permet de calculer un couple particulier $(k(q), q)$ correspondant à un point du MFD, cf Figure 3.20b. En congestion, l'utilisation des vides plutôt que des véhicules permet d'obtenir une formule simple du calcul de la concentration.

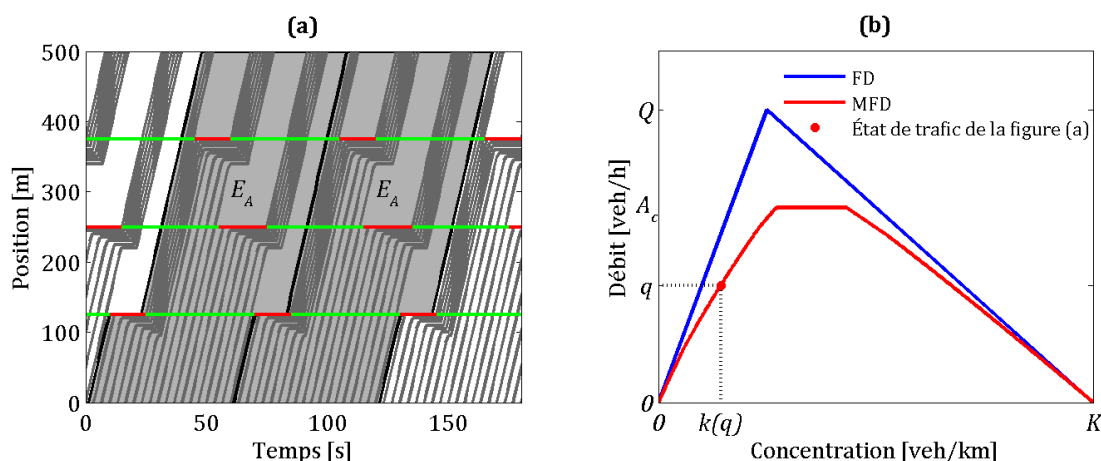


Figure 3.20. (a) Trajectoires de véhicules et aires d'Edie, (b) MFD calculé à partir de ces aires.

3.2.1.2 Le MFD : un indicateur de fonctionnement d'un boulevard

Le MFD présente plusieurs propriétés intéressantes qu'il conserve du FD. Tout d'abord, le MFD regroupe toutes les conditions homogènes possibles pour différentes demandes et offres. Un point du MFD correspond à un état de trafic moyen sur le boulevard agrégeant tous les états de trafic locaux. Le MFD intègre ainsi de manière implicite les effets des feux. En particulier : (a) chaque point de la partie gauche du MFD correspond à une situation fluide ; (b) chaque point de la partie droite correspond à une situation congestionnée ; (c) chaque point du plateau du MFD correspond à un trafic mixte (dont la condition saturée décrite précédemment). Ces trois parties sont à mettre en relation avec les zones de la Figure 3.4b.

De même que le FD donne accès aux vitesses des véhicules dans un état de trafic homogène local, le MFD fournit la vitesse moyenne du flot de véhicules le long du corridor pour un état de trafic moyen macroscopique. Elle se lit comme la pente entre l'origine du repère (k, q) et le point associé à l'état de trafic. De plus, lorsque deux états de trafic moyens A et B coexistent sur le boulevard (par exemple un état fluide en amont et un état congestionné en aval), leur séparation peut être assimilée à une onde moyenne (donc inobservable). Sa vitesse est égale à la pente du segment reliant les deux points associés sur le MFD. Le MFD est concave et vérifie la propriété suivante $MFD(k) \leq FD(k)$.

En tant qu'indicateur, le MFD peut être utilisé pour comparer plusieurs situations. Il peut s'agir d'évaluer un réglage de feux sur un boulevard ou l'impact de la réservation de voie pour un type de véhicules. Chaque scénario est associé à un MFD. Il convient alors de comparer : la valeur de la capacité, la vitesse moyenne des véhicules pour un débit donné en fluide, ou encore la valeur de concentration minimale pour laquelle la congestion apparaît.

S'il est un bon indicateur du fonctionnement d'un boulevard urbain, le MFD présente deux défauts majeurs. Il n'estime que des vitesses moyennes. La variabilité des temps de parcours n'apparaît pas. De plus, pour être bien défini, le MFD doit décrire des états de trafic homogènes. Il n'est donc pertinent que pour des feux périodiques caractérisés par un cycle commun. Dans le cas plus général, [Hans et al. \(A5\)](#) montrent que les interactions entre les feux et par conséquent les conditions de trafic varient fortement dans le temps. Les états de trafic moyens du MFD n'ont donc pas de sens physique et les temps de parcours déduits sont inutilisables. Un outil plus générique permettant entre autres d'appréhender la variabilité des temps de parcours est souhaitable.

3.2.2 Distributions de temps de parcours

3.2.2.1 Expression générale

Pour un scénario donné, une distribution de temps de parcours peut être déduite analytiquement de la fonction de temps de parcours Π . Elle permet de représenter la variabilité associée à un scénario. Par souci de simplicité, la demande q_{in} et l'offre q_{out} sont toujours considérées comme étant des fonctions constantes par morceaux. Cette hypothèse n'est pas restrictive puisque n'importe quelle fonction continue peut être approchée aussi près que souhaité par une fonction constante par morceaux. t_p^- et t_p^+ sont respectivement le premier et le dernier temps définissant le $p^{\text{ème}}$ morceau (parmi les N_p) définissant la fonction Π .

Considérons le $p^{\text{ème}}$ morceau de Π . Si sa pente est égale à 0 (cas où $q_{in} = q_{out}$), alors sa contribution à la distribution générale est un Dirac centré en $\Pi(t_p^-)$, c'est-à-dire une probabilité non nulle pour une valeur discrète de temps de parcours. Le nombre de véhicules correspondant à cette part est $N(t_p^+, 0) - N(t_p^-, 0)$. Le poids du Dirac est alors égal au ratio de cette valeur par $N_T = N(T, L)$, le nombre total de véhicules ayant achevé leur trajet pendant la durée du scénario. Si au contraire la pente de Π est différente de 0, alors la contribution du morceau à la distribution générale est une distribution uniforme (plateau) entre $\Pi(t_p^+)$ et $\Pi(t_p^-)$. Ainsi, la distribution de temps de parcours associée au scénario s'exprime par :

$$f(t) = \sum_{p=1}^{N_p} \alpha_p \frac{N(t_p^+, 0) - N(t_p^-, 0)}{N_T} \delta_{\Pi(t_p^-)}(t) + \sum_{p=1}^{N_p} (1 - \alpha_p) \frac{N(t_p^+, 0) - N(t_p^-, 0)}{|\Pi(t_p^+) - \Pi(t_p^-)| N_T} 1_{[\Pi(t_p^-), \Pi(t_p^+)]}(t) \quad (3.16)$$

où $\alpha_p = 1$ si $\Pi(t_p^+) = \Pi(t_p^-)$ et $\alpha_p = 0$ sinon. Une telle distribution est basée sur des temps de parcours calculés de manière déterministe. Son expression indique qu'elle correspond à une mixture de probabilités à plusieurs composantes qui décrivent les temps de parcours sur de courtes périodes. **Hans et al. (A4)** illustrent l'équation (3.16) par un exemple. Il apparaît entre autres que les longues queues des distributions proviennent des congestions observées sur le boulevard, et non de la variabilité du comportement des conducteurs.

3.2.2.2 Application aux conditions stationnaires

Ce procédé peut être appliqué en particulier aux trois types de conditions stationnaires mis en évidence sur un corridor périodique dans la présentation de la méthode M5. **Hans et al. (A4)** explicitent la forme des distributions de temps de parcours associées à chacun de ces états. La Figure 3.21 montre (1) les fonctions de temps de parcours périodiques et (2) les distributions associées pour les trois situations sur un boulevard donné. Comme souligné par l'équation (3.16), celles-ci sont uniquement composées de Dirac et de plateaux. En fluide, un Dirac au maximum peut être observé. Il correspond au temps de parcours d'un véhicule bénéficiant d'une onde verte et n'étant ralenti par aucun feu. En saturation, l'alternance des débits à capacité et de débits nuls aux bornes du boulevard entraîne une fonction de temps de parcours constante par morceaux. La distribution associée est alors un ensemble de Dirac. En congestion, les conditions sont symétriques au cas fluide. Il n'est donc pas étonnant de voir une distribution également symétrique. Là encore, un Dirac au plus peut être observé. Il correspond à la vitesse des véhicules dans l'état générique congestionné donné par le FD. Les détails à ce sujet sont donnés dans **Hans et al. (A4)**.

Pour un état stationnaire considéré, Hans et al. (A5) majorent l'écart entre les temps de parcours le plus faible et le plus élevé par $c(1 - q/Q)$, ainsi que l'écart-type de tous les temps de parcours par $(c/2)(1 - q/Q)$. Ces valeurs sont inférieures au cycle des feux, et donc faibles dans la pratique. La forme de ces distributions, si elle est intéressante scientifiquement, n'est pas très utile.

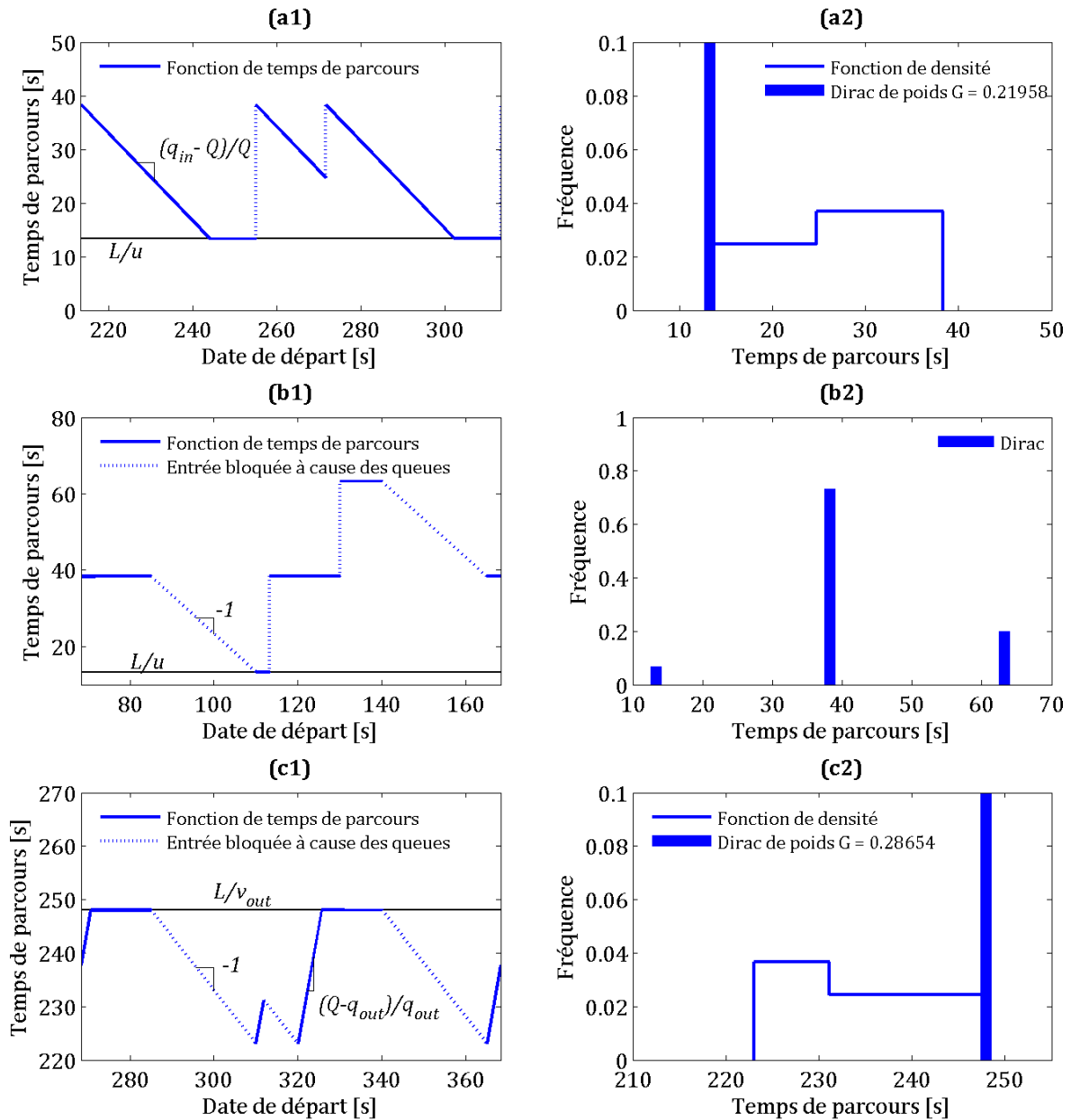


Figure 3.21. (1) Condition de trafic stationnaire, (2) fonction et (3) distribution de temps de parcours associées (a) en fluide, (b) en saturé et (c) en congestion.

3.2.2.3 Prise en compte des aléas

Pour prendre en compte les incertitudes dues au comportement des conducteurs, un temps de parcours réaliste peut être considéré comme étant la somme du temps de parcours déterministe donné par la fonction Π et un aléa décrit par exemple par une loi normale centrée en 0 et d'écart-type σ , cf Figure 3.22a. Considérant ces deux termes indépendants, la nouvelle distribution est alors égale au produit de convolution entre les deux lois de probabilité associées :

$$f_{real}(t) = \sum_{k=1}^p \alpha_k \frac{N(t_k^+,0) - N(t_k^-,0)}{N_T} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t - \Pi(t_k^-))^2}{2\sigma^2}} + \sum_{k=1}^p (1 - \alpha_k) \frac{N(t_k^+,0) - N(t_k^-,0)}{2|\Pi(t_k^+) - \Pi(t_k^-)|N_T} \left(\operatorname{erf}\left(\frac{t - \Pi(t_k^+)}{\sigma\sqrt{2}}\right) - \operatorname{erf}\left(\frac{t - \Pi(t_k^-)}{\sigma\sqrt{2}}\right) \right) \quad (3.17)$$

où erf est la fonction d'erreur exprimée par $\operatorname{erf}(t) = (2/\pi) \int_0^t e^{-x^2} dx$, cf Figure 3.22b. Cette formule se retrouve en considérant la convolution de la loi normale avec chaque morceau p . Cette distribution « réaliste » est de classe C^∞ , c'est-à-dire indéfiniment dérivable. Une comparaison de cette loi avec des données empiriques de temps de parcours peut alors être réalisée simplement en utilisant par exemple une méthode de maximum de vraisemblance. Dans le cas des conditions stationnaires, des distributions peuvent être tracées pour chaque débit, comme le montre par exemple la Figure 3.22c pour des conditions fluides. Il apparaît clairement que l'augmentation du débit en fluide entraîne la disparition de l'onde verte potentielle (Dirac) ainsi qu'une augmentation des temps de parcours. Dans leurs travaux, [Hofleitner et al. \(2012\)](#) ont manipulé des distributions de cette forme et les ont validées sur des données expérimentales. Cette partie complète leurs travaux en proposant une formulation analytique de leur loi de densité.

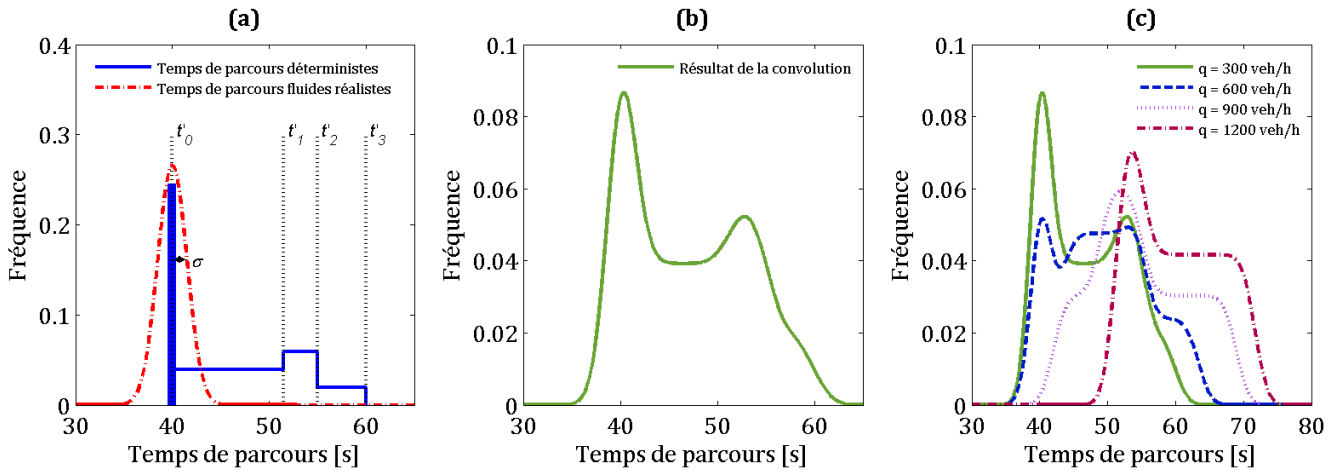


Figure 3.22. Distribution de temps de parcours (a) déterministes (b) réalistes pour un débit donné en condition stationnaire fluide. (c) comparaison de distributions pour plusieurs débits dans les mêmes conditions.

Les distributions sont les représentations agrégées des temps de parcours les plus classiques. Une distribution peut dépendre des conditions de trafic et bien appréhender la variabilité des temps de parcours. Cependant, elle perd leur dynamique temporelle, c'est-à-dire la relation entre la date de départ et le temps de parcours.

3.2.3 Le diagramme débit-peloton (FPD)

Un outil agrégé conservant la relation entre la date de départ et le temps de parcours est inexistant dans la littérature. Représenter l'ensemble des temps de parcours qu'un véhicule peut réaliser sur un boulevard donné en fonction de sa date de départ et du débit est en effet délicat. La fonction de temps de parcours n'étant pas bijective (uniquement croissante ou décroissante) pour un

débit donné, un graphique à deux axes (départ – débit) ne permet pas de donner les temps de parcours d'une manière simple.

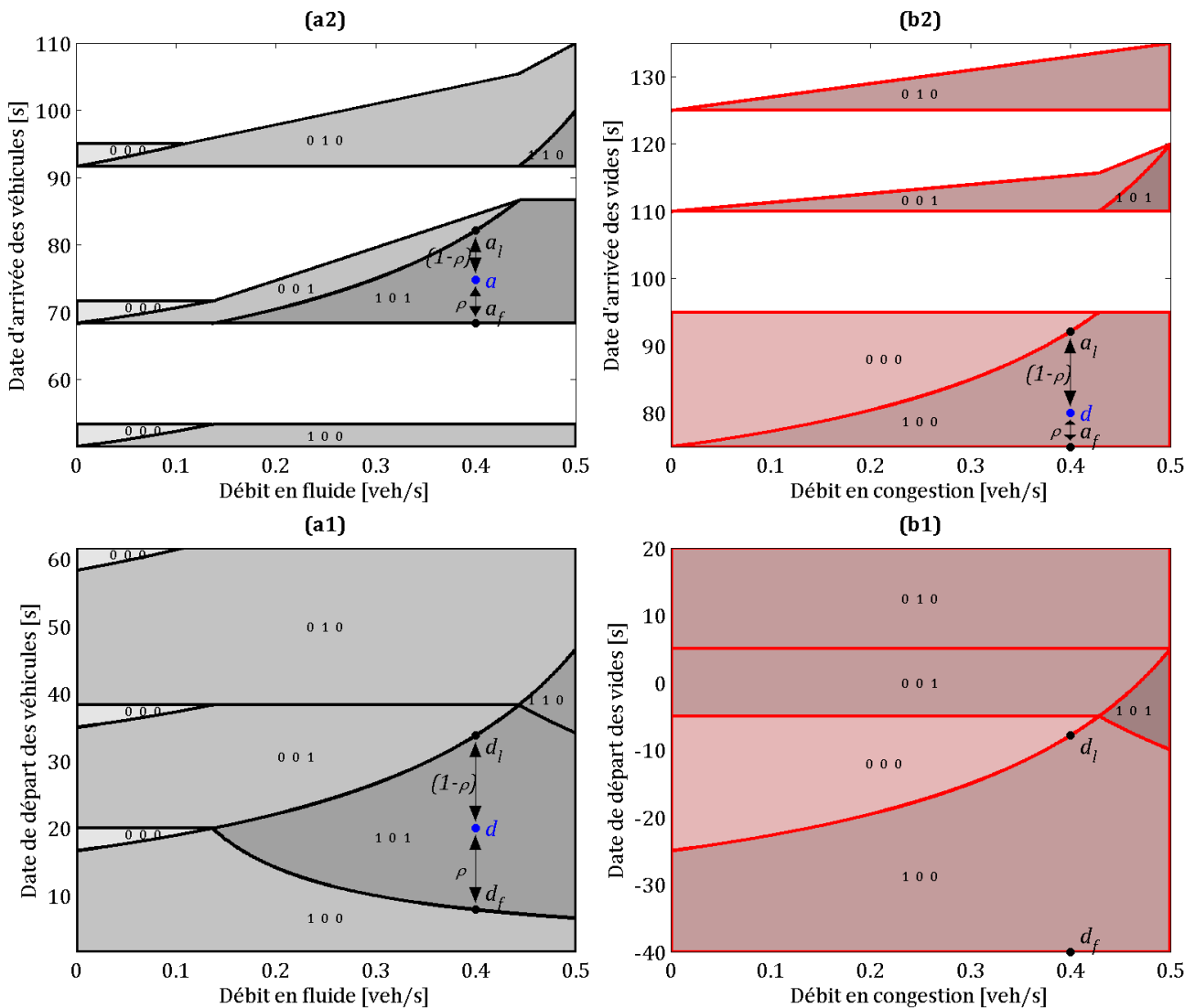


Figure 3.23. (a) FPD des conditions stationnaires fluides représentant les dates (1) de départ (2) d'arrivée des véhicules aux bornes du boulevard. (b) FPD des conditions congestionnées représentant les dates (1) de départ (2) d'arrivée des vides aux bornes du boulevard.

Une astuce permet de parvenir à une représentation complète et lisible. Il s'agit de tracer deux graphiques en relation, l'un donnant les dates de départ, l'autre les dates d'arrivées des véhicules en fonction du débit. L'association de ces deux diagrammes est appelée FPD. Cet outil est nouveau et n'a jamais été étudié dans la littérature. Il a été présenté dans [Hans et al. \(A3\)](#) pour les cas stationnaires fluides et complété dans [Hans et al. \(A4\)](#) pour les cas stationnaires congestionnés. La Figure 3.23 le représente pour un corridor particulier. La partie de gauche en gris concerne les conditions fluides tandis que la partie de droite en rouge concerne les situations congestionnées. Les deux parties doivent donc être considérées séparément. En fluide, la mise en relation des deux graphes (a1) et (a2) se fait grâce au concept de pelotons présenté dans le cadre de la méthode M5, cf triplets sur la Figure 3.23. Seules les séparations entre les pelotons doivent être représentées, les temps de parcours des véhicules appartenant à ces pelotons s'en déduisant facilement à l'aide de la propriété de linéarité du retard. Les

flèches sur la Figure 3.23a1 et a2 illustrent l'équation (3.8). En congestion, le FPD s'utilise exactement de la même manière. Néanmoins, afin de le rendre lisible, les dates d'arrivées et de départ sont celles des vides introduits dans la méthode M5. Le temps de parcours des véhicules se déduit du temps de parcours des vides obtenus comme précédemment en utilisant l'équation (3.10).

Bien que la méthode M6 ne fasse pas directement référence à des pelotons, le FPD peut tout de même en être déduit. Pour cela, il faut appliquer la méthode M6 à toutes les conditions fluides stationnaires possibles (différentes valeurs de demandes constantes) et en déduire la fonction de temps de parcours associée. Les séparations entre pelotons sont alors les points de discontinuité de la fonction de temps de parcours. Enfin, si le FPD permet d'agréger les temps de parcours, il est aussi une base très pratique pour calculer : (i) une fonction de temps de parcours à partir de la variation des dates d'entrée des véhicules (temps) et du débit. Il est dans ce cas la base d'une méthode quasi-statique d'estimation des temps de parcours équivalente à la méthode M5 ; (ii) une distribution de temps de parcours pour un débit ou un intervalle de débits donné ; (iii) le MFD en associant chaque point à un débit sur le FPD respectivement en conditions fluides et congestionnées. Il est à noter qu'en pratique, le FPD n'a d'intérêt que lorsque les feux du boulevard sont cycliques et de même cycle. Dans ce cas, les temps de parcours pour un débit donné sont cycliques. Le temps de parcours d'un véhicule partant à une date n'apparaissant pas sur le diagramme se déduit de la date correspondante *modulo* le cycle des feux. Dans le cas contraire, il faudrait le représenter pour l'ensemble des dates de départ possibles, ce qui le rendrait illisible et inutilisable.

3.3 Bilan, comparaison et sélection des méthodes d'estimation de temps de parcours

Sept méthodes d'estimation de temps de parcours ont été développées et présentées dans cette thèse. Si certaines peuvent être synthétisées par des outils agrégés de temps de parcours, d'autres doivent au contraire être utilisées directement en simulation. En vue de leur intégration dans le modèle de bus, cette section propose une comparaison pertinente des méthodes semblables afin de mettre en évidence leurs avantages et leurs limites.

3.3.1 Bilan des différentes méthodes proposées

Le Tableau 3.3 reprend les sept méthodes d'estimation proposées dans cette thèse. Il récapitule leurs fonctionnements, leurs capacités et limites à prendre en compte les feux de circulation et le trafic, ainsi que leurs variables de sortie. Toute la gamme des possibilités de prise en compte des éléments externes aux lignes de bus apparaît. Comme l'a montré le Chapitre 2, toutes ces méthodes ne sont pas pertinentes pour les lignes de bus dont le critère d'analyse principal est la régularité. En revanche, elles peuvent s'avérer utiles pour la modélisation d'autres types de véhicules (véhicules particuliers, taxis, camions de livraison...). La conception de ces nouvelles méthodes d'estimation des temps de parcours dépasse donc le seul cadre de la modélisation des bus.

La Figure 3.24 représente ces différentes méthodes et en souligne les liens. Si des analyses qualitatives ont été déjà réalisées, notamment au sujet des hypothèses, une comparaison quantitative de certaines méthodes est importante pour en montrer les ressemblances et pointer leurs limites. Toutes les comparaisons ne sont pas pertinentes et seules celles entre méthodes de même niveau doivent être réalisées. Tout d'abord, deux composants apparaissent comme étant le socle théorique des autres méthodes.

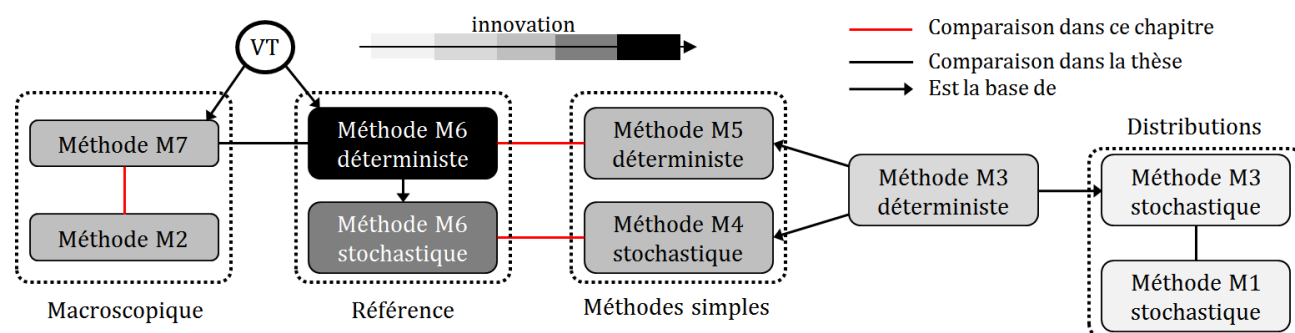


Figure 3.24. Relations et plan de comparaison des différentes méthodes proposées dans la thèse.

(i) La méthode M3 est déterministe et prend en compte les feux de manière exacte à partir de leurs paramètres. De fait, elle est la base de plusieurs autres techniques. En particulier, la méthode M5 et la méthode M4 sont deux extensions pour prendre en compte le trafic de manière simple. La première est déterministe et intègre le trafic comme un élément macroscopique représenté par un flux. La seconde est stochastique et représente le trafic comme un ensemble de véhicules. Par ailleurs, comme toutes les méthodes déterministes, la méthode M3 peut devenir stochastique par le passage de la fonction à une distribution de temps de parcours. Cette transformation perd la dynamique des feux.

3.3. Bilan, comparaison et sélection des méthodes d'estimation de temps de parcours

Les distributions respectivement issues de la méthode M1 et M3 sont comparées sur des données empiriques de temps de parcours de bus dans la section 4.1.2.3.

Tableau 3.3. Bilan des différentes méthodes d'estimation de temps de parcours.

	Description de la méthode d'estimation	Prise en compte		Sortie de la méthode
		Des feux	Du trafic	
M1	Génération aléatoire de temps de parcours à partir d'une loi de probabilités	Aucune prise en compte	Aucune prise en compte	(a) Temps de parcours aléatoire (b) Distribution
M2	Définition de la vitesse moyenne à partir de variables d'état du trafic	Intégration implicite dans les paramètres	Débit ou concentration Valide uniquement en fluide	Vitesse moyenne dépendant du débit
M3	Calcul récursif (intersection par intersection) de la date d'arrivée d'un véhicule en fonction de sa date de départ	Paramètres exacts des feux	Aucune prise en compte	(a) Fonction de temps de parcours (b) Distribution
M4			Génération aléatoire du nombre de véhicules à chaque feu en fonction du débit moyen en condition fluide	(a) Temps de parcours aléatoire (b) distribution en fonction de la date de départ
M5	(i) Détermination des conditions de trafic stationnaires (ii) Définition des CVCs d'entrée et de sortie par la détermination de pelotons	Paramètres exacts des feux	Débits : demande en entrée et offre en sortie Valide pour n'importe quelle condition de trafic stationnaire	Fonction de temps de parcours exacts dépendant du débit et de la date de départ
M6	(i) Détermination de quatre matrices de coûts (ii) Définition des CVCs d'entrée et de sortie par des calculs de plus courts-chemins variationnels	Intégration explicite dans le calcul des matrices de coûts	Débits : demande en entrée et offre en sortie Valide pour n'importe quelle condition de trafic dynamique	Fonction de temps de parcours exacts dépendant du débit et de la date de départ
M7	(i) Calcul du MFD par la méthode des coupes (ii) Définition des CVCs d'entrée et de sortie grâce aux coupes	Intégration explicite dans le calcul du MFD	Débits : demande en entrée et offre en sortie Valide pour n'importe quelle condition de trafic dynamique	Fonction de temps de parcours moyens dépendant du débit et de la date de départ

(ii) Contrairement à la méthode M3 basée sur les feux, la VT est avant tout axée sur le trafic. Elle est le socle des méthodes macroscopique M7 et mésoscopique M6. La méthode M6 est prise comme référence puisqu'elle donne les temps de parcours correspondant à la solution exacte du modèle LWR pour n'importe quelle situation (feux non périodiques, conditions de trafic hétérogènes et dynamiques). La comparaison entre les méthodes M7 et M6 est détaillée dans [Hans et al. \(A5\)](#). Le même cas d'étude

est repris pour comparer les méthodes macroscopiques M2 et M7, positionnant ainsi les recherches menées dans cette thèse par rapport aux usages dans le milieu de l'ingénierie. Par ailleurs, les deux méthodes originales M5 et M6 proposées dans la thèse prennent en entrée les mêmes variables et calculent toutes deux une fonction de temps de parcours. Il est alors pertinent de les comparer pour exhiber les limites de M5. Dans la suite de ce chapitre, une version stochastique de la version M6 est proposée. Les méthodes stochastiques M4 et M6 sont alors comparables.

3.3.2 Comparaison des méthodes M6 et M7 basées sur la VT

Hans et al. (2015, Part B) ont réalisé une comparaison précise des méthodes M6 et M7 dans deux cas. Dans le premier, tous les feux sont périodiques de même cycle. Dans le second, les cycles sont différents : les décalages entre les différents feux varient donc au cours de la simulation. Ces comparaisons ont mis en évidence que les temps de parcours déduits de la méthode M7 sont faux pour des corridors non-périodiques. Cela vient du fait que les valeurs de capacité et de débit de dépassement des coupes sont des valeurs moyennes qui n'ont pas de sens physique à un instant donné. Ainsi, pour une demande donnée, la méthode renvoie un unique temps de parcours alors que la méthode M6 estime des temps de parcours dynamiques dont les variations lentes ont une forte amplitude. En revanche, la méthode M7 donne de très bons résultats sur un corridor périodique. Le scénario de trafic testé génère des conditions de trafic dynamiques et hétérogènes sur le boulevard. La méthode M7 reproduit parfaitement les dynamiques lentes des temps de parcours. En revanche, les dynamiques rapides dues à l'alternance des phases des feux ne sont pas prises en compte. Par ailleurs, la méthode estime de manière exacte la borne supérieure des temps de parcours pour les corridors périodiques. L'explication provient de l'équation (3.12) qui indique que chaque coût $R(V)$ est calculé comme étant le minimum entre tous les coûts associés à la vitesse V . Si $R(V)$ était estimé par une moyenne de ces mêmes coûts, le temps de parcours moyen devrait être correctement estimé. La méthode M7 est donc idéale lorsque seules les variations lentes des temps de parcours ont besoin d'être estimées.

3.3.3 Comparaison des méthodes macroscopiques M2 et M7

Comme la méthode M7, la méthode M2 est macroscopique dans le sens où les feux du corridor sont agrégés dans la formule. Il est donc intéressant de les comparer. Puisque les approches développées dans cette thèse sont basées sur la connaissance du débit, la formule BPR décrite par l'équation (2.21) est utilisée pour caractériser la méthode M2.

Cette comparaison s'effectue sur le corridor urbain utilisé dans la figure 5 avec les paramètres définis dans la table 2 de Hans et al. (A5). La Figure 3.25a montre le MFD calculé à partir de la VT et servant de support à la méthode M7. Un premier constat est que la formule BPR permet de définir la partie fluide du MFD grâce à la formule $k = q/v(q)$. Les MFD calculés par la formule BPR pour les paramètres conseillés (pointillés bleus) et pour des paramètres conduisant à un MFD très semblable à celui de la VT (pointillés violets) sont représentés.

Le même scénario de trafic que dans Hans et al. (A5) est considéré. La demande est constante par morceaux. La Figure 3.25b représente les temps de parcours issus de la méthode M7 (en noir). Le mode de calcul basé sur les CVCs fait que des transitions de l'ordre de la minute apparaissent entre les paliers de temps de parcours. Ces transitions sont absentes des fonctions de temps de parcours issues

de la formule BPR (en pointillés bleu et violet). En effet, les vitesses moyennes calculées réagissent instantanément aux variations du débit sur le corridor. De plus, une congestion est présente entre $t = 10$ et $t = 17.5$ min du fait d'une demande supérieure à la capacité entre $t = 10$ et $t = 15$ min. Cette période est représentée par la zone grise sur la Figure 3.25b. La formule BPR autorise la demande à dépasser la capacité du corridor. Cependant, les vitesses constantes déduites n'ont pas de sens physique. En effet, la théorie du trafic nous apprend qu'en congestion, les retards dépendent de la longueur des files d'attente (c'est-à-dire du temps depuis lequel la congestion est apparue), et non pas du débit mesuré. Cela est visible par la croissance constante de la courbe noire. En congestion, les temps de parcours donnés par la formule BPR sont donc incohérents. Dans les périodes fluides, il apparaît que plus les paramètres de la formule conduisent à un MFD proche de celui donné par la VT, plus les temps de parcours sont semblables. Ainsi, les courbes violette et noire montrent des temps de parcours très proches et cohérents.

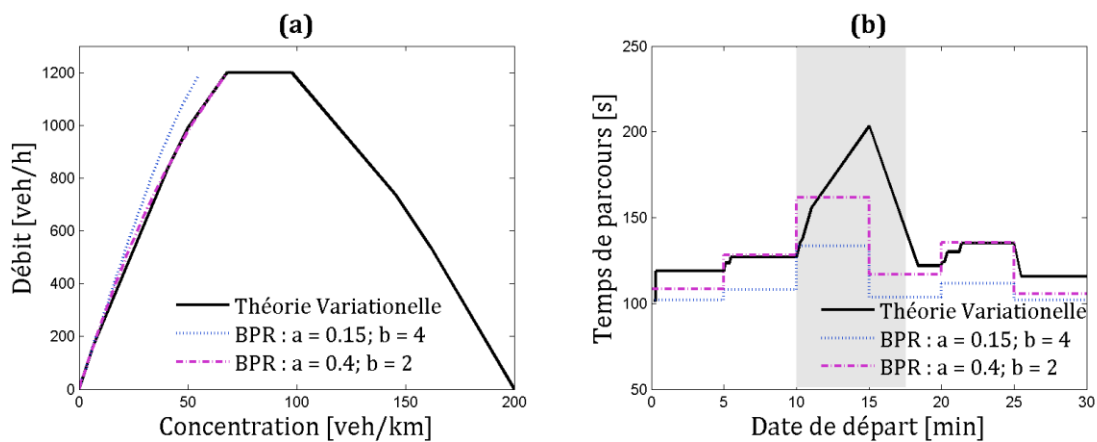


Figure 3.25. (a) MFD (b) Temps de parcours obtenus par la VT (M7) et par la formule BPR (M2).

Les formules de la méthode M2 sont donc très efficaces pour reproduire la dynamique des temps de parcours en fluide. Elles sont en revanche inutilisables en congestion, que celle-ci soit due à une demande trop importante ou à une réduction de la capacité en aval. Notons que des méthodes existent pour prendre en compte les files d'attente résiduelles en congestion (Bliemer et al., 2014). Un modèle macroscopique ainsi raffiné permettrait de bien appréhender la dynamique des temps de parcours comme le fait la méthode M7. Néanmoins, les interactions entre les feux proches ne seraient toujours pas prises en compte.

3.3.4 Comparaison des méthodes déterministes M5 et M6

Les deux méthodes M5 et M6 donnent la solution exacte du modèle LWR aux bornes du boulevard. Les temps de parcours estimés sont donc les mêmes dans les cas où les deux méthodes s'appliquent. Cependant, la méthode M5 est beaucoup plus restrictive : elle ne s'applique que sur des boulevards dont les feux ont le même cycle et pour des débits constants. De plus, elle ne reconnaît pas l'apparition des remontées de files d'attente provenant de feux plus en aval. Il convient donc de comparer les deux méthodes dans le cas général.

Le corridor urbain utilisé dans la figure 5 avec les paramètres définis dans la table 2 de Hans et al. (A5) est utilisé pour cette comparaison. La proximité entre les feux fait que des remontées de congestions peuvent apparaître. La capacité effective du boulevard est alors de 1200 veh/h, alors que

l'équation (3.7) l'estime à 1500 veh/h. Deux scénarios d'une durée de 20 min sont considérés. Dans les deux cas, la demande est constante par palier de 2 minutes. Cependant, cette demande est toujours inférieure à la capacité réelle du boulevard dans le premier cas alors qu'elle atteint 1500 veh/h dans le second. A noter qu'il s'agit de la plus haute valeur de demande pour laquelle la méthode M5 fournit un temps de parcours en condition fluide. Dans les deux situations, les temps de parcours donnés par la méthode M6 sont exacts. Quant à la méthode M5, elle est utilisée dans sa forme quasi-statique pour répondre aux variations de la demande.

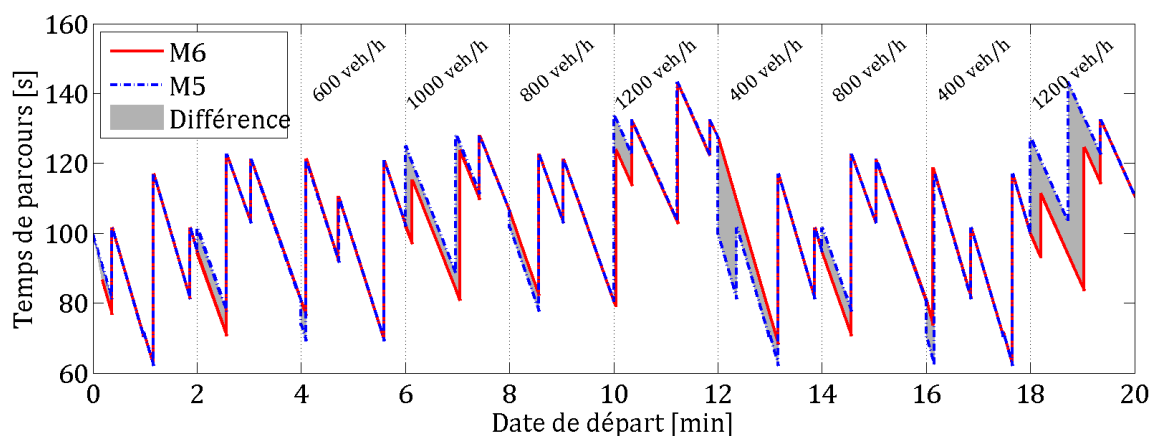


Figure 3.26. Comparaison des temps de parcours issus de la méthode M5 et de la méthode M6 lorsque la demande est toujours inférieure à la capacité.

La Figure 3.26 représente ces temps de parcours. La courbe rouge est obtenue par la méthode M6, la courbe bleue pointillée par la méthode M5. A chaque période de 2 min pour laquelle le débit est constant, deux phases sont à distinguer : une première pour laquelle les temps de parcours des deux méthodes sont différents (aires grises), une seconde où les temps de parcours sont strictement égaux. La deuxième phase prouve bien la cohérence des deux méthodes. La première s'explique par le caractère quasi-statique de la méthode M5. Celle-ci donne en effet les temps de parcours cycliques correspondant au nouveau débit dès le premier instant de chaque période. En revanche, la méthode M6 (exacte) tient compte d'une période de transition des états de trafic entre deux débits. En fluide, ce décalage temporel est très limité. La méthode M5 reste donc très pertinente.

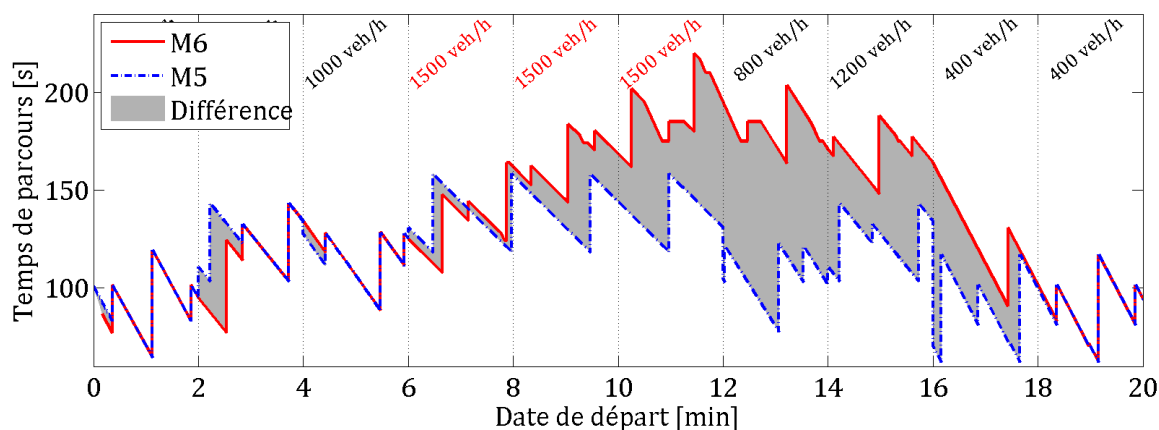


Figure 3.27. Comparaison des temps de parcours issus de la méthode M5 et de la méthode M6 lorsque la demande dépasse la capacité.

La Figure 3.27 montre la comparaison des méthodes sur le second scénario. Entre les dates $t = 6$ et 12 min, la demande en entrée est fixée à 1500 veh/h, soit 300 veh/h de plus que la capacité effective du boulevard. La méthode M6 reproduit alors convenablement la saturation du feu le plus limitant. Les files d'attente à ce feu s'allongent, ce qui augmente les temps de parcours. En revanche, la méthode M5 ne détecte pas cette remontée de file d'attente. Elle considère le boulevard comme fluide et continue à estimer des temps de parcours cycliques. Cette non-prise en compte de la saturation rend la méthode inapte à estimer les temps de parcours des périodes suivantes.

En conclusion, dans les situations où la demande est forte avec potentiellement apparition de remontées de congestion, la méthode M6 est à privilégier. La méthode M5 reste pertinente dans le cas contraire.

3.3.5 Comparaison des méthodes stochastiques M4 et M6

La méthode M4 est une méthode stochastique. En revanche, la méthode M6 présentée jusqu'ici est purement déterministe. Il est possible de la rendre stochastique non pas en modifiant le mode de calcul, mais plutôt en plaçant en entrée une CVC générée de manière aléatoire. Pour cela, il a été vu précédemment que la loi la plus adaptée pour reproduire les écarts inter-véhiculaires dus à l'arrivée aléatoire de véhicules en entrée d'un tronçon est la loi exponentielle. La génération de nombreux temps inter-véhiculaires dépendant du débit moyen permet alors de créer des CVC d'entrée aléatoires. La méthode déterministe M6 les prend en entrée et renvoie en sortie une fonction de temps de parcours spécifique. Cette fonction est bien aléatoire. Dans la suite, 100 réplifications sont considérées pour appréhender les résultats des méthodes stochastiques.

Ainsi, les deux méthodes M4 et M6 peuvent fournir des temps de parcours aléatoires. La méthode M4 ne le faisant que pour certaines dates de départ données, seuls des ensembles discrets de temps de parcours seront comparés. Pour cette comparaison, le temps perdu en accélération au départ d'un feu dans la méthode M4 est fixé à 0. Cela permet d'obtenir des temps de parcours comparables pour les deux méthodes. Par ailleurs, toutes deux sont valides pour des feux non cycliques. Le corridor urbain utilisé dans la figure 6 avec les paramètres définis dans la table 3 de [Hans et al. \(A5\)](#) est donc utilisé pour cette comparaison. Un débit unique en entrée de 1200 veh/h est considéré. Cela n'est pas restrictif à notre étude. En effet, [Hans et al. \(A5\)](#) montrent que les réglages des feux entraînent une forte variation des décalages entre les différentes phases et donc des conditions de trafic. En particulier, en raison de la proximité entre les feux, la capacité instantanée du corridor varie au cours du temps. Elle passe en dessous de 1200 veh/h approximativement vers $t = 10$ min, c'est-à-dire que la congestion apparaît. A partir de ce moment, la méthode M4, uniquement adaptée au cas fluide, n'est plus valide.

La Figure 3.28a montre les temps de parcours calculés dans ce scénario. La courbe rouge représente les temps de parcours calculés à partir de la méthode M6 et d'une CVC déterministe. Les points rouges correspondent aux temps de parcours associés à des dates de départ précises lorsque la méthode M6 prend en entrée des CVC aléatoires. Ces temps de parcours varient parfois assez fortement autour de chaque temps de parcours déterministe. Cette variation augmente avec le temps. Cela vient du fait que les méthodes stochastiques considèrent un nombre différent de véhicules. Cette différence de débit effectif s'accroît avec le temps, et les conditions de trafic des différentes réplifications sont donc très hétérogènes. Les points verts correspondent aux temps de parcours calculés par la méthode M4 pour ces mêmes dates de départ. Qualitativement, les groupes de points générés par chacune des deux

méthodes sont très similaires. En particulier, on peut observer dans de nombreux cas plusieurs groupes de points, par exemple à $t = 10.5$ min. Ces groupes sont bien représentés par les deux méthodes. A partir de $t = 9$ min, certaines valeurs élevées de temps de parcours observées par la méthode M6 ne le sont pas par la méthode M4. La méthode M4 peut donc sous-estimer les temps de parcours, ce qui s'explique par l'apparition de la congestion dans certaines des répliques.

La Figure 3.28b complète ces observations par une analyse quantitative. Pour chaque date de départ (chaque seconde), les différences entre les moyennes (courbe noire) et les écarts-types (courbe bleue pointillée) des deux distributions numériques de temps de parcours sont représentées. Ces courbes sont caractérisées par de fortes oscillations. Pour les 8 premières minutes, les différences sont très faibles (inférieures à 5 s) pour une grande majorité des dates de départ, mais peuvent monter jusqu'à 30 s sur certaines plages. Ces écarts maximaux augmentent fortement sur la fin du scénario, et ce en raison de la diversité des conditions de trafic reproduites par la méthode M6 qui ne le sont pas par la méthode M4.

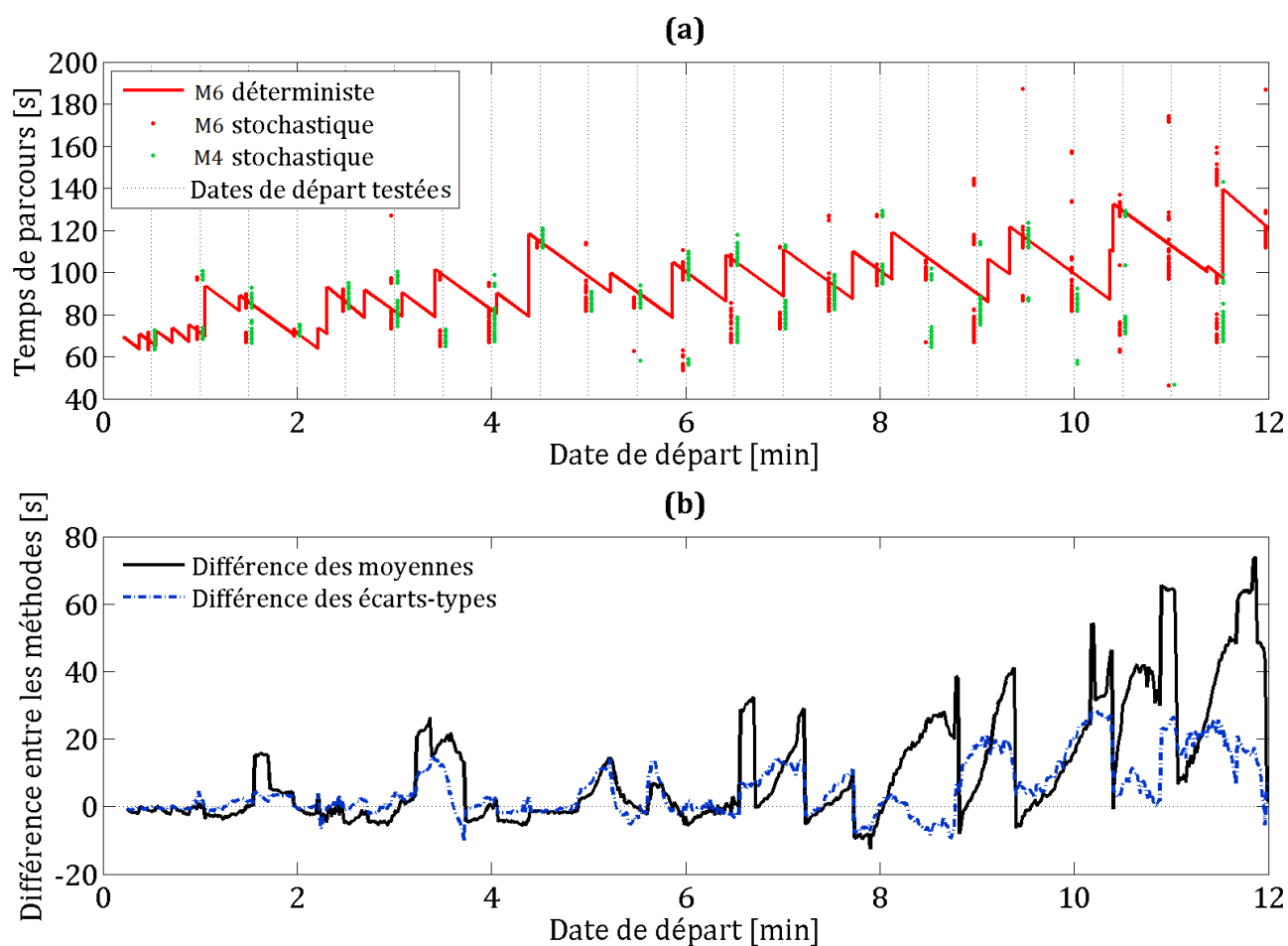


Figure 3.28. Comparaison des temps de parcours issus des deux méthodes M4 et M6 : (a) Temps de parcours pour certaines dates de départs (b) comparaison des moyennes et écarts-types des distributions numériques pour chaque date de départ.

En conclusion, la méthode M4 est très pertinente en fluide pour n'importe quel corridor (feux cycliques ou non). Dès que des files d'attente se reportent d'un feu à l'autre, la méthode M4 sous-estime les temps de parcours. Le recours à la méthode M6 est alors indispensable.

3.3.6 Choix des méthodes d'estimation de temps de parcours pertinentes pour leur intégration dans le modèle de bus

Le cadre d'étude de ce chapitre est le corridor urbain. Celui-ci est tout à fait adapté à l'objectif de compléter le modèle de bus par un module de temps de parcours prenant en compte le trafic et les feux. Les extrémités du boulevard urbain correspondent tout simplement aux arrêts de bus. Les paramètres du module de temps de parcours dépendent de la méthode d'estimation retenue. Il peut s'agir des paramètres génériques d'une distribution (M1) ou d'une formule (M2), des paramètres des feux de circulation pris en compte de manière indirecte (M7) ou directe (M3), ainsi que le débit de véhicules accessible (potentiellement en temps réel) par les boucles électromagnétiques (M4, M5 et M6). Dans les méthodes les plus élaborées, les feux et le trafic passent de variables exogènes à endogènes. Par la suite, il sera intéressant d'étudier si les raffinements proposés dans ce chapitre améliorent la capacité du modèle de bus à reproduire la réalité et à anticiper l'évolution d'une ligne donnée. Toutefois, il n'est pas pertinent d'intégrer toutes ces méthodes.

3.3.6.1 Méthodes rejetées

L'étude de stabilité d'une ligne de bus présentée au Chapitre 2 montre que les dynamiques de hautes fréquences dues aux feux et potentiellement au trafic doivent être reproduites. Elle montre également que la relation entre la date de départ du bus d'un arrêt et son temps de parcours sur le tronçon suivant doit être préservée pour obtenir une dynamique réaliste du système.

Les méthodes macroscopiques M2 et M7 ne considèrent pas explicitement les feux de circulation. Le MFD, outil agrégé extrêmement pratique, ne donne accès qu'au temps de parcours moyens et non à la variabilité inhérente aux feux et aux aléas pouvant apparaître lors du parcours d'un bus. De plus, il a été vu que cette représentation macroscopique d'un tronçon perd son sens lorsque les feux ne sont pas périodiques, car les états de trafic ne sont plus stationnaires, et les états de trafic globaux ne sont plus homogènes. L'application de ces méthodes est donc limitée à des boulevards aux feux périodiques. Finalement, ces deux méthodes ne sont pas bien adaptées pour reproduire la dynamique réaliste des bus. Il pourra être plus pertinent d'utiliser directement une méthode d'estimation de temps de parcours.

La méthode M3 est une étape incomplète pour l'élaboration de méthodes plus développées. Elle ne tient en effet pas compte du trafic. Elle ne sera donc pas considérée dans la suite de cette thèse. Ses capacités de prévisions peuvent néanmoins être trouvées dans [Hans et al. \(A2\)](#), et ce pour ses deux formes déterministes et stochastiques.

La méthode M5 est très simple d'implémentation et d'utilisation. Elle est de plus pratique une fois compilée à l'aide du FPD. Cependant, elle n'est valide que pour des feux périodiques, ce qui la rend extrêmement limitée dans des cas réels. De plus, le modèle de bus présenté dans le Chapitre 2 est stochastique. La méthode M5 déterministe ne peut devenir stochastique que par la dérivation de distributions de temps de parcours. Celles-ci perdent la corrélation entre date de départ et temps de parcours, ce qui les rend *a priori* peu efficace pour prévoir correctement l'évolution des bus sur leur ligne.

3.3.6.2 Méthodes retenues

Les méthodes d'estimation de temps de parcours retenues n'ont pas besoin d'être toutes exactes. Elles doivent être suffisamment différentes pour qu'une fois intégrées dans le modèle de bus, leur comparaison puisse aboutir à des conclusions probantes.

La méthode M1 basée sur les distributions classiques est l'outil le plus simple d'utilisation et nécessitant le moins de données. Elle est le plus à-même d'être choisie par un exploitant. Elle est donc sélectionnée.

La méthode M4 considère les feux de manière déterministe et génère un nombre de véhicules gênant le bus à l'aide d'une loi de probabilité sans tenir compte d'aucune interaction entre les feux. Elle est très facile d'utilisation et très cohérente avec la modélisation des temps d'arrêt. Elle est également retenue.

Enfin, la méthode M6 est la méthode la plus développée et est considérée comme la référence. Elle n'est retenue que dans sa forme stochastique pour être cohérente avec le modèle de bus utilisé. Dans sa forme originale, elle ne tient pas compte de l'accélération bornée des bus. Cette limite est dépassée par le moyen illustré dans la Figure 2.12d, c'est-à-dire en augmentant de γ tous les temps de parcours supérieurs au temps de parcours minimum. Enfin, la ligne 72 de Portland dispose de trop peu de boucles électromagnétiques pour que d'éventuelles congestions soient détectées. La méthode ne sera utilisée que dans le cas fluide et potentiellement saturé, perdant ainsi sa supériorité face aux autres méthodes en situations congestionnées.

Bilan du Chapitre 3



Synthèse du chapitre

Ce chapitre propose trois méthodes basées sur le modèle LWR pour estimer les temps de parcours sur un boulevard à feux. En particulier, une méthode novatrice (M6) basée sur la VT permet de déterminer les temps de parcours exacts pour n'importe quelles conditions de trafic dynamiques et sans aucune hypothèse restrictive sur les feux du boulevard. Ce chapitre propose également une méthode (M5) plus simple de mise en œuvre mais aux hypothèses plus fortes, tandis qu'une méthode macroscopique (M7) estime de manière très efficace la borne supérieure des temps de parcours pour des boulevards périodiques. Outre la spécification de ces nouvelles méthodes, ce chapitre présente trois outils agrégés des temps de parcours : le MFD, les distributions, et le FPD. Au final, sept méthodes différentes ont été proposées et sont comparées. Leur utilisation dépasse le seul cadre de cette thèse.



Verrous à dépasser dans la suite de la thèse

Cette thèse s'oriente par la suite vers l'application temps réel des modèles de bus pour anticiper leur évolution à court terme. Si les méthodes de prévision sont rigoureuses, ses résultats sont pour le moins inexacts. L'enjeu du chapitre suivant sera d'estimer si les raffinements du module de temps de parcours permettent ou non d'améliorer le réalisme du modèle, et si ce réalisme va jusqu'à améliorer la précision des prévisions de trajets à venir.



Perspectives pour des recherches annexes

Dans ce chapitre, la méthode M6 a été montrée comme référence car donnant la solution exacte du modèle LWR. Néanmoins, elle ne prend pas en compte tous les phénomènes. En particulier, les intersections sont ponctuelles et ne peuvent pas être bloquées par les mouvements transversaux. Les mouvements tournants ne sont d'ailleurs pas considérés. Prendre en compte ces éléments dans la méthode M6 n'est pas évident et pourrait faire l'objet de recherches complémentaires.

Par ailleurs, ce chapitre fait état de la gêne du trafic sur les bus. Or, cette gêne est réciproque. Que ce soit en raison de leur accélération plus faible (*moving bottleneck*) ou des temps qu'ils passent arrêtés en pleine voie pour servir les passagers (*fixed bottleneck*), les bus contraignent également les flux de trafic. Intégrer ces deux types de contrainte dans la VT reste une thématique de recherche ouverte. Les développements théoriques exposés dans ce chapitre pourraient être un élément de solution.

Enfin, seules trois des sept méthodes d'estimation de temps de parcours proposées sont retenues pour intégration dans le modèle de bus. Les méthodes pourraient être utilisées pour modéliser d'autres types de véhicules n'ayant pas la même dynamique que les lignes de bus. Il pourrait s'agir des taxis, camions, ou encore véhicules particuliers.

Chapitre 4

Prévision des bus pour leur régulation

Les modèles classiques de lignes de bus présentés au Chapitre 2 ont été raffinés à l'aide des contributions du Chapitre 3 afin de mieux reproduire les interactions entre les bus et leur environnement. Deux applications courantes de la modélisation sont l'évaluation *a priori* de stratégies de régulation ou d'aménagement et l'aide à l'exploitation en temps réel. Ce chapitre traite du second point. L'objectif est de proposer une gamme d'outils capables d'assurer la régularité des bus. Les stratégies de contrôle les plus récentes proposées dans la littérature se basent sur les écarts temporels des bus à venir, c'est-à-dire sur des prévisions. Le parti pris est d'anticiper les évolutions des bus sur leur ligne afin d'appliquer un contrôle adapté à la situation rencontrée.

Lorsqu'un modèle est appliqué sur un cas concret, il doit être en mesure de reproduire au mieux la situation existante. Pour cela, ses paramètres sont calés avec des données archivées provenant du cas d'étude. La section 4.1 explicite les méthodes de calage des différentes variables ainsi que leurs limites. Une fois calé, un modèle peut être utilisé pour générer des prévisions et des indicateurs de fiabilité dans le cadre opérationnel. La ligne de bus 72 de la ville de Portland sert de cas d'application. Ses données permettent également de valider les méthodes de prévision et de contrôle proposées par la suite.

La section 4.2 propose ensuite une méthode de prévision basée sur la modélisation et permettant de répondre aux prérequis de ces méthodes de contrôle. Cette méthode combine un filtre à particules avec un modèle mésoscopique de ligne de bus. Le Chapitre 2 a mis en évidence que la prise en compte explicite de phénomènes physiques comme les retards aux feux de circulation avait un fort impact sur la dynamique d'une ligne. La qualité et la fiabilité d'une prévision peuvent donc dépendre de la capacité du modèle de bus choisi à reproduire ces phénomènes physiques. Les prévisions fournies par différents modèles mésoscopiques de lignes de bus sont donc évaluées et comparées. La qualité des prévisions est estimée par leur comparaison *a posteriori* avec les trajectoires effectivement réalisées par les bus. Ce travail a été valorisé dans un article scientifique publié dans la revue *Transportation Research Part C* (Hans et al., A2).

Enfin, la section 4.3 formule plusieurs méthodes de contrôle nécessitant l'usage de prévisions. Celles-ci sont testées et comparées au regard de leur efficacité à réguler les bus et de leur capacité à maintenir des vitesses commerciales élevées. Ce travail a été l'occasion d'une collaboration avec une équipe de chercheurs américaine et valorisé par la rédaction d'un article scientifique soumis pour présentation à la conférence *Transportation Research Board* 2016.

4.1 Calage hors-ligne des paramètres et variables du modèle

Afin de prévoir des temps d'arrêt et de parcours cohérents avec la ligne de bus étudiée, le modèle de bus doit être calé. Cette étape de calage consiste à déterminer les paramètres et certaines

variables à partir d'informations archivées. Les données utilisées dans ce chapitre sont celles de la ligne 72 parcourant la 82^{ème} avenue de Portland.

Il est d'usage d'utiliser une partie seulement des données disponibles pour le calage. Cette portion de la base de données constitue le *jeu de calage*. Il est courant de considérer un jour sur deux, c'est-à-dire le lundi, mercredi et vendredi de la première semaine, le mardi et jeudi de la deuxième etc. Les autres jours forment le *jeu de validation*. Ils permettront par la suite de confronter les résultats du modèle à la réalité et de tester différentes méthodes de contrôle.

Les paramètres à caler peuvent être classés en trois catégories : les constantes du modèle, les variables temporelles et les paramètres des distributions probabilistes. Ils sont classés dans le Tableau 4.1 en fonction de leur apparition dans le module de temps d'arrêt ou de temps de parcours. En fonction du modèle de bus choisi, tous ne sont pas utilisés. Chaque catégorie de paramètres nécessite une méthode de calage spécifique. Ce chapitre explicite ces techniques et montre leurs limites.

Tableau 4.1. Paramètres des modèles de bus à caler.

Type de paramètre	Arrêts	Tronçons
Constantes	Temps individuel de descente a Temps individuel de montée b Temps perdu en ouverture et fermeture de portes c	Temps perdu en accélération γ Vitesse libre du bus v
Paramètres de distribution	-	Paramètres d'une loi théorique
Variables temporelles	Demande en passagers λ_s Ratio de descente μ_s Ratio de demande β_s	Débit de véhicules q_s

4.1.1 Calage de constantes par régression linéaire

Les paramètres a , b et c sont calés à partir d'une régression linéaire basée sur l'équation (2.4) : $D = c + bB + aA$. Il s'agit de la méthode la plus classique et pertinente lorsque les valeurs de temps d'arrêt D ainsi que les nombres de descentes A et de montées B sont accessibles. Les compteurs automatiques de passagers donnent bien ces informations pour chaque bus, chaque arrêt et chaque jour. Pour les différentes valeurs connues des variables A et B , un ensemble de valeurs a , b et c conduisent à une estimation D^* de la variable D . La régression consiste alors à déterminer les valeurs de a , b et c de manière à minimiser l'erreur d'estimation. Celle-ci est usuellement calculée à partir de l'indicateur $\sum(D - D^*)^2$. On parle aussi de méthode des moindres carrés.

Si cette technique est simple et classique, elle présente l'inconvénient d'être très sensible aux valeurs extrêmes. Par exemple, une valeur élevée de D observée pour des valeurs faibles de A et B induit une erreur d'estimation individuelle $(D - D^*)^2$ importante. La méthode des moindres carrés tend alors à indiquer des valeurs de a , b et c qui réduisent cette erreur. Cet ajustement se fait au détriment des points qui étaient alors bien représentés, mais pour lesquels la modification ne fait que faiblement augmenter l'erreur individuelle. La situation décrite ici se produit en particulier lorsqu'un bus est arrêté à un arrêt en raison d'une régulation : le temps d'arrêt est long, et associé à des valeurs de montées et descentes faibles. Dans ce cas ce n'est pas le nombre de passagers transférés qui induit la valeur de temps d'arrêt, mais le contraire. L'équation (2.4) n'est donc plus valide, et ces points ne doivent pas être considérés lors de la régression.

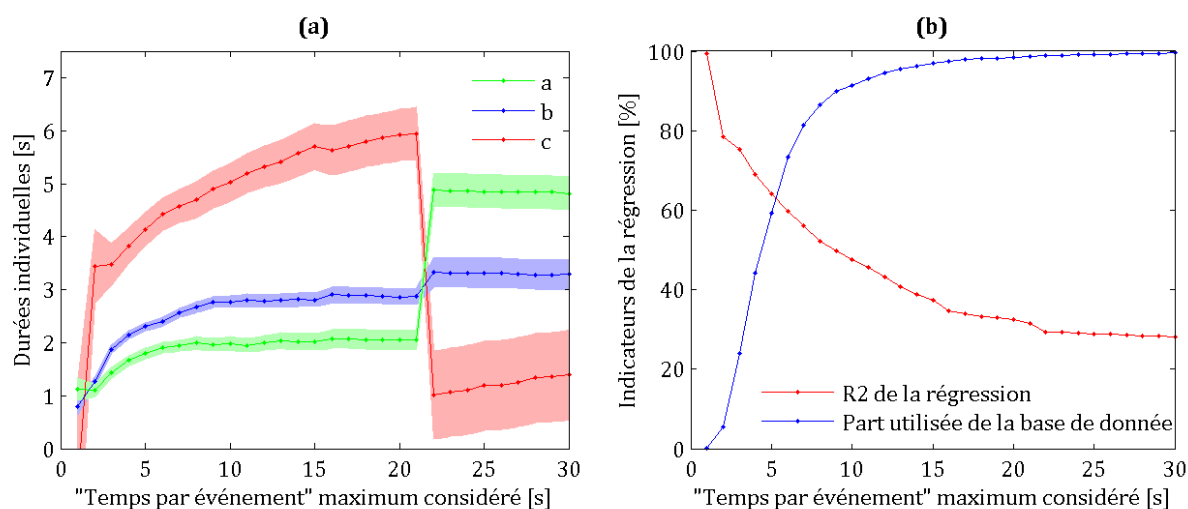


Figure 4.1. (a) Paramètres résultant de la régression linéaire (b) indicateurs associés pour l'arrêt n° 44 en fonction de l'importance du filtrage.

Basée sur ce constat, une méthode de filtrage peut être mise en place. Pour cela, le temps moyen par événement (montée ou descente) lors d'un chargement est introduit. Il est égal à $D/(A + B)$ pour chaque chargement. Le filtrage consiste alors à ne considérer que les points de mesure pour lesquels ce temps moyen est inférieur à une certaine limite à déterminer. La Figure 4.1 explicite le résultat de la régression linéaire en fonction de cette limite. Seules les mesures relatives à l'arrêt n° 44 sont considérées afin de faire apparaître les limites de la régression.

La Figure 4.1a fait apparaître deux résultats très différents en fonction du seuil de filtrage. Lorsque seuls les temps par événement faibles sont considérés (inférieurs à 22 secondes), la régression indique des valeurs approximatives suivantes : $a = 2$ s, $b = 3$ s, et $c = 5$ s. Les aires autour des courbes représentent les incertitudes des résultats de la régression. Ces valeurs sont fortement similaires à celles trouvées dans la littérature. A noter que dans la régression, les longues durées de chargement (entre 10 et 20 secondes) impactent principalement le paramètre c indiquant le temps perdu en ouverture et fermeture des portes. Les résultats sont donc physiquement très cohérents et justifient le choix de la méthode. En revanche, les résultats sont totalement différents lorsqu'aucun filtrage n'est réalisé (seuil très haut). En particulier, le paramètre c devient très faible tandis que le paramètre a relatif aux descentes passe à 5 sec. Cela résulte d'un point de mesure spécifique indiquant un temps d'arrêt $D \approx 15$ min, $A = 35$ descentes et $B = 7$ montées seulement. Ce constat montre la confiance limitée qu'il est bon d'accorder à des données et le soin à apporter à leur traitement, en particulier dans la phase de calage.

La Figure 4.1b montre l'évolution conjointe de la part utilisée de la base de données et du R^2 . Ce dernier est considéré comme un bon indicateur de la qualité de la régression car indiquant la part explicative du modèle. Plus la valeur seuil du filtrage est élevée (c'est-à-dire plus nombreux sont les points considérés), et plus la valeur de cet indicateur est faible. Un compromis peut être trouvé entre la qualité du R^2 et la part utilisée de la base de données. Hans et al. (A2) expliquent que 8 s est un bon compromis. Les résultats de la régression sur l'ensemble du jeu de calage sont représentés dans le Tableau 4.2.

Tableau 4.2. Résultat de la régression avec et sans filtrage

Paramètres [unité]	Valeur	Incertitude	Valeur	Incertitude
Seuil du temps moyen par événement [s]	Aucun		8	-
a [s]	1.74	1.02	1.79	0.02
b [s]	4.44	1.03	3.44	0.02
c [s]	20.18	3.25	4.10	0.06
R^2 [%]	1.44	-	66.43	-
Part de la base de données [%]	100.00	-	81.88	-

Par ailleurs, certains auteurs ont montré que le temps d’arrêt des bus est également influencé par son chargement et que son augmentation n’est pas linéaire avec le nombre d’usagers montant et descendant du bus. La formulation du modèle pourrait être modifiée pour répondre à ce constat. Par exemple, le chargement L peut être introduit dans la régression, et cette dernière peut être basée par une nouvelle fonction $D = f(B, A, L)$. La Figure 4.2 représente le nuage des points de mesures uniquement pour l’arrêt n° 44 afin de montrer leur variabilité. Le résultat de la régression linéaire est représenté par le plan transparent. Étant donnée la forte variabilité des mesures autour de l’estimation, d’autres fonctions plus raffinées ne seraient aucunement plus pertinentes qu’un simple plan. Par ailleurs, l’usage d’une autre variable ne corrigerait pas cette variabilité. Ces arguments nous ont conduits à conserver la méthode de régression classique et simple, bien qu’imparfaite.

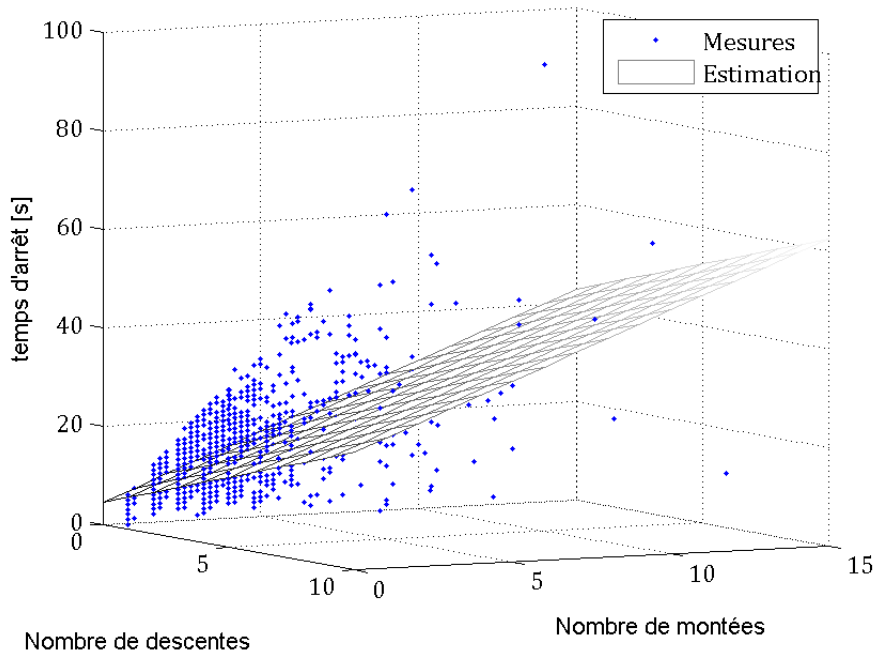


Figure 4.2. Mesures vs. estimation donnée par la régression linéaire pour l’arrêt n° 44.

4.1.2 Calage de distributions

4.1.2.1 Distributions empiriques de temps de parcours

Les données de Portland donnant accès aux dates d’arrivées et de départs des bus à chaque arrêt, les temps de parcours $\pi_{n,s}$ effectués s’en déduisent facilement. Une distribution empirique de

temps de parcours peut donc être obtenue pour chaque tronçon. La Figure 4.3 représente la distribution des temps de parcours observés sur le tronçon n°5. Cet histogramme est caractérisé par deux bosses. Les quatre couleurs permettent de distinguer les cas où le bus accélère et/ou décélère lors de son parcours. Chacune des deux bosses est presque exclusivement composée des temps de parcours des bus avec et sans accélération respectivement. Le biais causé par ce phénomène d'accélération est donc très important. Pour le quantifier, les temps de parcours libres dans chacun des quatre cas sont comparés. Ils sont estimés par le premier décile de chaque distribution, ce qui assure que la vitesse associée n'est pas aberrante et qu'il est indépendant de toute gêne extérieure. Ces valeurs sont représentées par les lignes verticales pointillées.

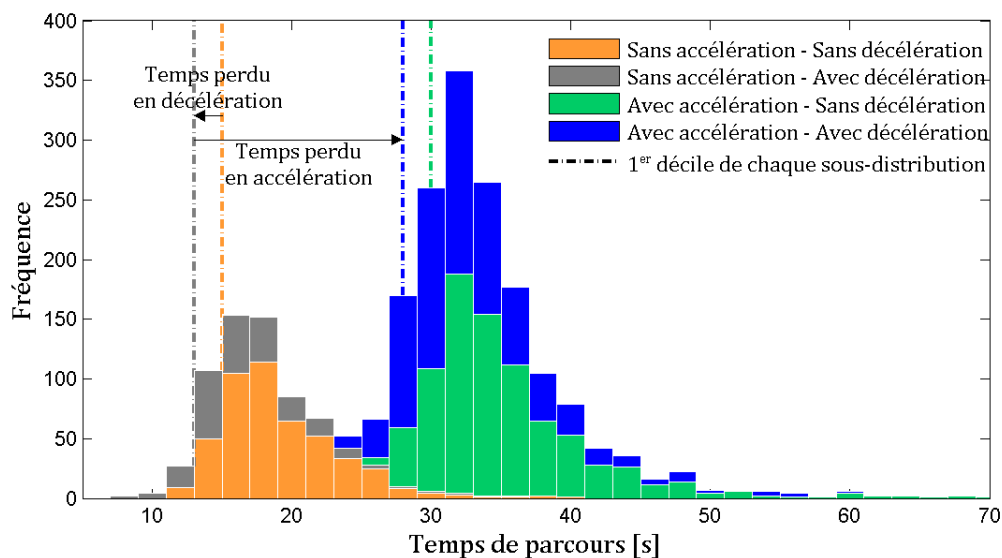


Figure 4.3. Distributions des temps de parcours réalisés sur le tronçon n°5 en distinguant les cas où le bus accélère et/ou décélère.

Le premier décile de la distribution des bus ne subissant ni accélération ni décélération représente le temps de parcours libre des bus. Leur vitesse libre se déduit aisément de sa valeur et de la longueur du tronçon (ici 235 m). Cette vitesse est alors égale à 56.4 km/h (moyenne de 56.0 km/h sur l'ensemble des tronçons). Elle est parfaitement cohérente avec la vitesse maximale autorisée de 35 miles/h = 56.3 km/h. Par ailleurs, les temps perdus en accélération et en décélération se déduisent des différences entre les valeurs du premier décile de chaque sous-distribution. Le temps perdu en accélération est alors quantifié à $\gamma = 15$ s (moyenne de 14.25 s sur l'ensemble des tronçons). En revanche, la décélération conduit paradoxalement à une diminution du temps de parcours de 2 s. En effet, l'absence de décélération signifie que le bus passe l'arrêt sans s'arrêter. Le système d'enregistrement des données, basé sur le GPS du bus, ne peut se rendre compte de la situation qu'une fois l'arrêt largement dépassé (en général, de l'ordre de 30m). La date de passage à l'arrêt enregistrée est donc postérieure au passage effectif, ce qui justifie cette valeur. Celle-ci est donc négligée dans toute la suite de la thèse en raison de sa faible importance comparée au temps perdu en accélération et aux temps de parcours eux-mêmes. Le Tableau 4.3 récapitule les valeurs des paramètres cinématiques des bus calculées par ces considérations.

Le calage des distributions doit se faire avec des temps de parcours comparables et aussi nombreux que possibles. Une unique distribution est déduite des quatre sous-distributions. Par cohérence avec la formulation du modèle présenté dans le chapitre 2.1.4, celle-ci regroupe les temps de

parcours non modifiés en présence d'accélération, et les temps de parcours augmentés de γ dans le cas contraire. La distribution résultant de cette opération sur le tronçon n°5 ne comporte alors plus qu'une bosse. Une illustration est proposée sur la Figure 4.4a pour le tronçon n°26.

Tableau 4.3. Valeurs des paramètres cinématiques d'un bus

Paramètres [unité]	Valeur
Temps perdu en accélération γ [s]	15
Vitesse libre du bus v [km/h]	56

Deux questions se posent alors. (1) Considérant une loi de densité théorique exprimée analytiquement en fonction d'un ensemble de paramètres θ , quel est le jeu de paramètres qui lui fait représenter au mieux la distribution empirique ? (2) Quelle est la loi la plus pertinente parmi plusieurs lois dont les paramètres optimaux sont connus ?

4.1.2.2 Estimation de paramètres optimaux

Caler une distribution empirique à partir d'une loi théorique consiste à déterminer les paramètres pour lesquels cette loi va représenter au mieux la distribution. La méthode la plus classique est celle du maximum de vraisemblance (Aldrich, 1997). Soit une loi de densité théorique donnée et θ ses paramètres. Par exemple, $\theta = (\mu, \sigma, \lambda)$ pour la loi normale-exponentielle donnée par l'équation (2.8). On note génériquement f_θ la densité de probabilité de la loi. Soient (π_1, \dots, π_N) les N valeurs mesurées composant la distribution empirique. Il s'agit de minimiser une fonction de coût pour les paramètres de la loi que l'on souhaite calibrer. La vraisemblance d'une loi se calcule de la manière suivante :

$$L(\pi_1, \dots, \pi_N; \theta) = \prod_{i=1}^N f_\theta(\pi_i) \tag{4.1}$$

La densité de probabilité f_θ prend des valeurs élevées pour les temps de parcours probables. Ainsi, la vraisemblance L est d'autant plus élevée que la fonction de densité f_θ représente bien la distribution empirique, c'est-à-dire si elles ont la même forme.

La Figure 4.4a (resp. b) montre le résultat de ce calage sur la distribution empirique des temps de parcours réalisés sur le tronçon n°26 (resp. 25). Les lois normale, log-normale, Gamma et normale-exponentielle sont considérées dans le premier cas où le tronçon ne compte pas de feu. Les lois log-normale et Gamma nécessitent un traitement particulier. En effet, leurs fonctions de densité ne prennent pas en compte le fait que les temps de parcours ont une valeur minimale différente de 0. Caler leurs paramètres sur des distributions de temps de parcours sans traitement préalable les rendrait forcément inadaptées. Il faut donc leur ajouter un troisième paramètre π_{min} tel que le temps de parcours empirique est assimilé à la somme de π_{min} et d'une valeur aléatoire suivant une loi log-normale (resp. Gamma). La Figure 4.4a montre que la loi normale est clairement inadaptée. En revanche, les trois autres lois représentent bien la distribution empirique et ont des formes très similaires.

Dans le second cas, le tronçon étudié comporte un feu. La loi normale-retard est alors ajoutée dans l'analyse, cf Figure 4.4b. Son plateau, traduisant l'effet du feu, reproduit bien la queue de la distribution empirique, contrairement aux autres lois qui ne font que s'aplatir pour reproduire les

fortes valeurs. Cette observation justifie qualitativement l'intérêt de prendre en compte les feux de circulation.

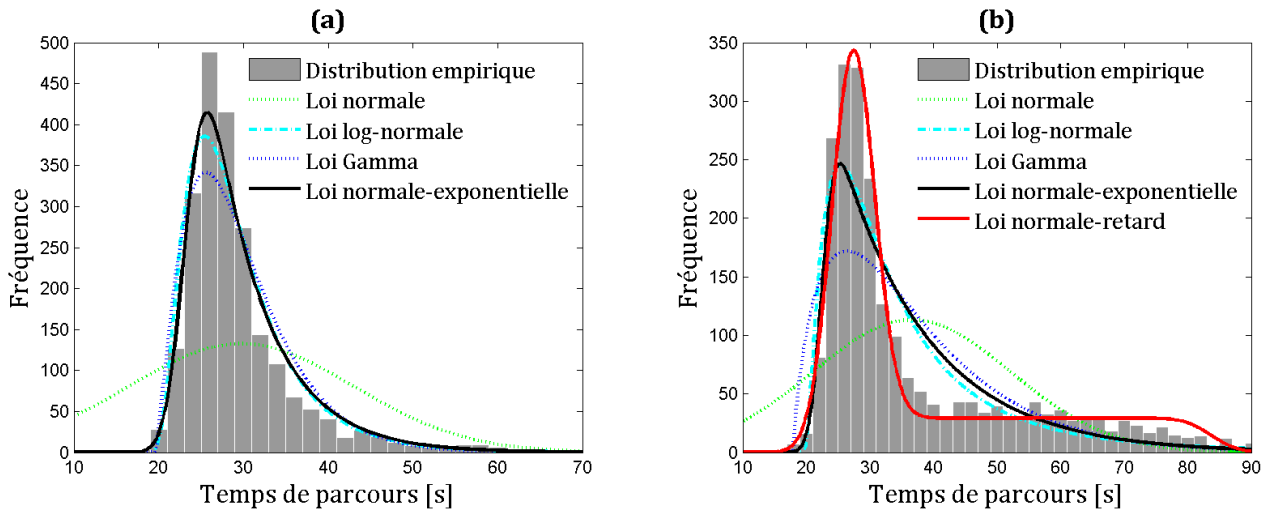


Figure 4.4. Calage de lois théoriques de temps de parcours à l'aide de la distribution empirique dans le cas (a) d'un tronçon sans feu (b) d'un tronçon avec un feu.

Comme pour la régression linéaire, cette méthode comporte des biais. La vraisemblance dépend par exemple fortement des valeurs rares apparaissant dans la distribution empirique. Pour les prendre en compte, la méthode privilégie des paramètres pour lesquels la fonction de densité est relativement élevée en ces points. En conséquence, la loi obtenue avec le jeu de paramètres optimaux est très aplatie. Plusieurs légères modifications de la méthode permettent de pallier ce problème. Toutes consistent à supprimer les valeurs extrêmes. Seule la méthode retenue est présentée ici. Les temps de parcours (π_1, \dots, π_N) sont regroupés en K différentes classes de valeurs moyennes et cardinaux respectifs $(\pi_1^*, \dots, \pi_K^*)$ et (n_1^*, \dots, n_K^*) . L'idée est alors de supprimer un nombre défini de valeurs à chaque classe afin de rendre vides les classes associées aux temps de parcours extrêmes. Lorsque des classes d'amplitudes faibles sont considérées, supprimer une unique valeur pour chacune d'elles est suffisant. La vraisemblance se voit ainsi légèrement modifiée :

$$L(\pi_1^*, n_1^*, \dots, \pi_K^*, n_K^*; \theta) = \prod_{i=1}^K f_{\theta}(\pi_i^*)^{n_i^* - 1} \quad (4.2)$$

4.1.2.3 Comparaison de lois théoriques

Il est intéressant de comparer la qualité des différentes lois pour représenter la distribution empirique associée à un tronçon donné. Pour comparer deux lois, un test particulièrement courant et simple est le test de Kolmogorov-Smirnov. Il se base sur le postulat que deux distributions sont similaires lorsque leurs fonctions de répartition respectives sont proches. La distance de Kolmogorov-Smirnov d_{KS} est alors la borne supérieure de la différence entre les fonctions de répartition F_{θ} de la loi théorique et F_{emp} de la distribution empirique :

$$d_{KS} = \sup_{\pi \in \mathbb{R}} |F_{\theta}(\pi) - F_{emp}(\pi)| \quad (4.3)$$

où $F_{\theta}(\pi) = \int_{-\infty}^{\pi} f_{\theta}(x) dx$. Selon ce test, la meilleure loi théorique pour représenter une distribution est celle associée à la plus petite distance d_{KS} . Cette méthode très simple ne tient pas compte du nombre de paramètres associés à chaque loi. Pourtant, dans la pratique, plus une loi a de paramètres, et plus ces

derniers sont difficiles à caler avec certitude. Une méthode privilégiant une loi avec peu de paramètres est alors préférable.

Un autre test classique et cohérent avec la méthode de calage des lois est le test du rapport de vraisemblances. Pour deux lois à comparer, le test consiste à rejeter ou non les deux hypothèses suivantes : (H_0) la loi n°1 est meilleure que la loi n°2, (H_1) la loi n°2 est meilleure que la loi n°1. Les deux hypothèses peuvent d'ailleurs être rejetées. Dans ce cas, aucune des deux lois ne peut être considérée comme surpassant l'autre. Les paramètres optimaux θ_1 et θ_2 sont tout d'abord estimés pour les deux lois à comparer. Ils conduisent aux vraisemblances $L(\theta_1)$ et $L(\theta_2)$ par l'équation (4.1). La statistique du test est alors exprimée par :

$$\rho = 2 \log \left(\frac{L(\theta_2)}{L(\theta_1)} \right) \quad (4.4)$$

Cette statistique suit une loi du « khi-deux » à $(n_1 - 1) + (n_2 - 1)$ degrés de liberté où n_1 et n_2 sont les nombres de paramètres respectifs des lois n°1 et 2. L'hypothèse nulle H_0 peut être rejetée ou non en fonction de la valeur de ρ . [Hans et al. \(A2\)](#) montrent que pour 59 des 62 tronçons, les deux nouvelles lois normale-exponentielle et normale-retard représentent mieux les distributions empiriques de temps de parcours que les autres lois usuellement utilisées. Notons toutefois que l'article considère les lois log-normale et Gamma à deux paramètres, contrairement à ce qui est représenté sur la Figure 4.4. Lorsque les versions modifiées à trois paramètres sont utilisées, la loi normale-exponentielle n'est que faiblement plus efficace que la loi log-normale.

Les paramètres des distributions de temps de parcours ainsi calés ne dépendent pas du temps. Le modèle de bus génère donc des temps de parcours similaires quelles que soient l'heure et les conditions de trafic sur la route. Pour dépasser cette limite, le Chapitre 3 définit des distributions dépendant explicitement du trafic, rendant le modèle capable de reproduire la dynamique de la journée.

4.1.3 Calage de variables temporelles

Contrairement aux temps de parcours, les lois utilisées pour les temps d'arrêt ne dépendent que d'un unique paramètre à caler par des données. Rappelons que la loi de Poisson générant le nombre de personnes montant dans un bus dépend du paramètre λ_s et de l'écart temporel de ce bus avec son prédécesseur $h_{n,s}$. Il en est de même pour la loi binomiale utilisée pour le nombre de personnes descendant, basée sur le paramètre μ_s et le chargement du bus $L_{n,s}$. Si les paramètres λ_s et μ_s sont caractéristiques du cas d'étude, les grandeurs $h_{n,s}$ et $L_{n,s}$ sont des variables du système. Seuls les deux premiers paramètres doivent donc être calés. La variabilité des phénomènes est ensuite inhérente à la loi. Par exemple, la variance de loi de Poisson est égale à son espérance. De même, la moyenne et la variance de la loi binomiale se déduisent de ses deux paramètres.

4.1.3.1 Méthode de calage des variables temporelles

Pour estimer la variation temporelle d'une variable, une technique classique issue du domaine du trafic est de se baser sur sa variable primitive, c'est-à-dire celle dont la dérivée est la variable à estimer. C'est notamment le cas lorsque l'on souhaite estimer la variation du débit q en un point à partir des données issues des boucles électromagnétiques. Le comptage des véhicules franchissant la boucle permet de tracer la CVC en fonction du temps. Le débit à un instant donné est alors la dérivée de la CVC. Les variables λ_s , μ_s , β_s et q_s sont calées à l'aide de cette méthode.

Comme pour les constantes du modèle, λ_s et μ_s sont calés à partir des valeurs de $A_{n,s}$ et $B_{n,s}$. En particulier, pour un jour et un arrêt s donnés, le nombre de passagers cumulés montant dans les bus CCB_s est calculé en fonction du temps, cf courbes noires sur la Figure 4.5a :

$$CCB_s(t) = \sum_{s/\{t_{n,s} \leq t\}} B_{n,s} \quad (4.5)$$

En raison de la grande variabilité de la fréquentation des bus, les comptages cumulés à un instant donné sont très différents d'un jour à l'autre. La demande en émission λ_s est donc calculée comme la dérivée de la moyenne des comptages cumulés journaliers (en rouge sur la Figure 4.5a) :

$$MCCB_s(t) = \text{mean}_{\text{jours}}\{CCB_s(t)\} \quad (4.6)$$

$$\lambda_s(t) = \frac{d MCCB_s(t)}{dt} \quad (4.7)$$

Considérer les comptages moyens permet de lisser la variable λ_s . De plus, afin d'éviter les discontinuités de λ_s dues aux dates d'arrivées discrètes des bus, la variable est calculée par intervalle de 15 min. Dans la suite de la thèse, toutes les variables temporelles sont traitées de même. En effet, pour des intervalles de temps plus courts, les nombres aléatoires associés aux fortes valeurs de λ_s auraient des amplitudes beaucoup trop importantes. Dans ce cas, l'usage d'une fenêtre temporelle d'agrégation fine n'est pas garant de la qualité du calage, au contraire.

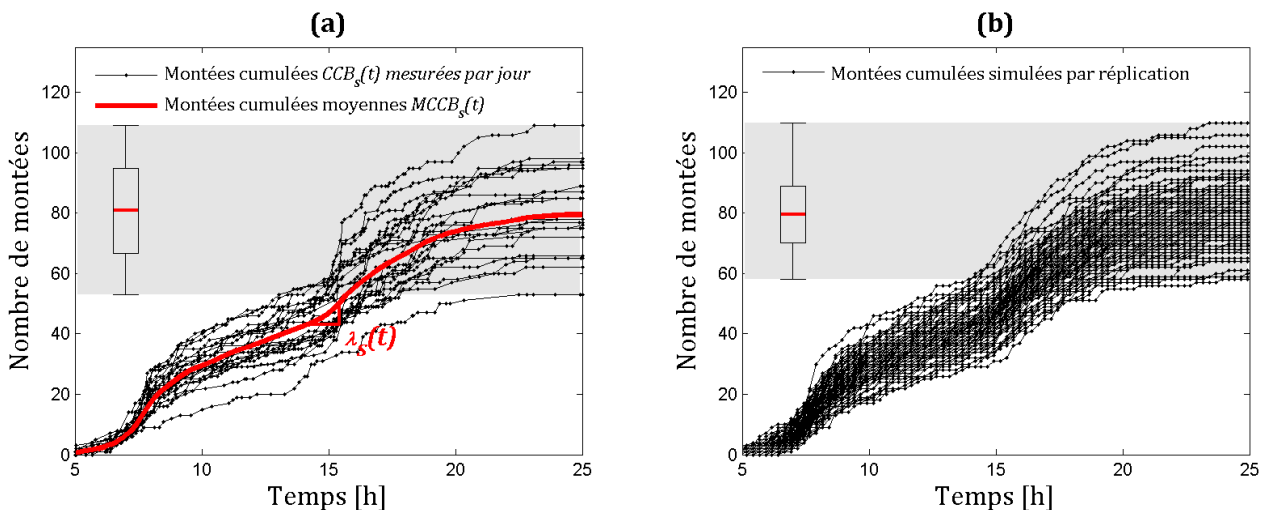


Figure 4.5. Courbes de montées cumulées à l'arrêt n°35 (a) mesurées sur les données de Portland, (b) simulées en générant des montées à l'aide d'une loi de Poisson.

La demande en attraction λ_s^* est obtenue de la même manière en remplaçant $B_{n,s}$ par $A_{n,s}$. Le ratio de descente μ_s est alors calculé indirectement à partir des deux demandes λ_s et λ_s^* :

$$\mu_s(t) = \frac{\lambda_s^*(t)}{\sum_{s=1}^s \lambda_s(t) - \lambda_s^*(t)} \quad (4.8)$$

où le dénominateur représente le chargement théorique d'un bus à son arrivée à l'arrêt s . Contrairement à la demande λ_s dont la variation temporelle est cruciale, le ratio de descente μ_s est très sensible aux données et le sens physique de sa variation est moins clair. Il pourrait donc être considéré comme constant sans diminuer la fiabilité de la modélisation.

Les variables β_s et q_s précédemment introduites sont calées à l'aide des mêmes équations (4.5), (4.6) et (4.7). Il suffit de remplacer le nombre de montées $B_{n,s}$ respectivement par le temps d'arrêt $d_{n,s}$

ou les débits mesurés par un capteur donné, voir [Hans et al. \(A2\)](#) pour les détails. Pour rappel, seules quatre boucles électromagnétiques sont placées sur la route. Le débit q_s sur un tronçon est donc calculé comme étant une moyenne des débits des deux boucles les plus proches. Ces débits sont pondérés par la distance du milieu du tronçon à la boucle associée. L'hypothèse sous-tendue est que le débit est linéaire entre deux boucles, c'est-à-dire qu'à toutes les intersections intermédiaires, les bilans des mouvements tournants sont identiques.

4.1.3.2 Pertinence des lois de probabilités utilisées

Il est intéressant d'étudier si l'arrivée aléatoire des usagers aux arrêts est la seule cause de variabilité de la demande. Cela revient à vérifier si la loi de Poisson utilisée pour la génération de passagers est suffisante pour expliquer la variabilité de la demande observée. Basés sur la demande moyenne λ_s , des tirages aléatoires ont été effectués sur plusieurs répliques afin de simuler des comptages réalistes de montées d'usagers. Les résultats apparaissent sur la Figure 4.5b. Les diagrammes en boîte permettent de comparer les valeurs des *minima*, *maxima*, moyennes et écarts-types des nombres totaux d'usagers rencontrés dans une journée pour les deux cas réel et simulé.

Cette analyse est effectuée sur l'ensemble des arrêts. La moyenne des nombres totaux de montées obtenues à l'aide de la simulation est évidemment très proche de la moyenne empirique. Les cas extrêmes sont également similaires pour la réalité et la modélisation. En revanche, l'écart-type des montées totales simulées est en moyenne égal à 70 % de l'écart-type calculé sur les comptages empiriques. Cela signifie que les aléas inhérents à l'arrivée des usagers ne sont qu'une partie, certes prédominante, de la variabilité de la demande. Pour pallier cette lacune, un paramètre journalier de demande pourrait être introduit et calé en temps réel en fonction des informations du jour (météo, événements particuliers, etc.). Néanmoins, la suite de cette thèse considère que les lois de probabilité introduites sont suffisantes pour reproduire la variabilité des phénomènes qu'elles modélisent.

4.2 Prédiction de l'évolution des bus sur leur ligne

La partie précédente a présenté les différentes techniques qui permettent de caler les paramètres d'un modèle de bus. La modélisation peut à présent être appliquée à un cas concret. Cette section montre comment l'utiliser pour prévoir à court terme l'évolution des bus sur leur ligne.

4.2.1 Méthodes d'assimilation de données pour la prédiction

L'assimilation de données permet de combiner des informations potentiellement parcellaires sur l'état d'un système en temps réel avec un modèle de prédiction à court terme. Dans le cas des lignes, il s'agit de prévoir l'évolution des bus en fonction des informations que les capteurs, principalement des GPS, envoient en temps réel. De manière générale, deux grandes méthodes d'assimilation existent : les réseaux de neurones artificiels (ANN) et les méthodes dérivées du filtre de Kalman (KF). Les modèles de prédiction associés sont respectivement statique et physique.

4.2.1.1 Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Un ANN est un modèle construit sous la forme d'un automate cellulaire. Celui-ci est constitué de plusieurs couches (au moins trois) dont la première reçoit les entrées du problème et la dernière fournit la solution. Les couches intermédiaires et leurs liaisons avec les deux couches extrêmes définissent la fonction de transfert du problème. C'est leur structure qui détermine la manière dont l'ANN transforme les entrées en sorties.

Chaque couche est constituée d'un ensemble de neurones non connectés entre eux, mais connectés à ceux de la couche précédente. Un neurone est lui-même une fonction de transfert prenant en entrée les réponses des neurones précédents et produisant une décision. A chaque stimulation, il procède en deux étapes. (i) Il calcule une somme pondérée des variables d'entrées, potentiellement numériques ou logiques. Les poids peuvent être déterministes ou aléatoires. (ii) La valeur ainsi créée est analysée à travers une fonction d'activation, impliquant une certaine réponse si elle dépasse un certain seuil et une autre réponse dans le cas contraire. La première étape permet de donner à l'ANN la structure probabiliste d'un réseau Bayésien. La seconde donne à l'ANN son caractère non-linéaire. Sans elle, il serait équivalent à un simple produit matriciel et n'aurait aucun intérêt. Des problèmes complexes et variés peuvent donc théoriquement être traités grâce à cette méthode.

Lors de la conception du réseau, (i) ni les poids de chaque entrée d'un neurone, (ii) ni les valeurs de seuils de sa fonction d'activation ne sont définis. C'est l'ANN lui-même qui les détermine lors d'une phase d'apprentissage. A l'aide d'un jeu de données de calage pour lesquelles les entrées et sorties sont connues, l'ANN calcule les valeurs des poids et des seuils permettant de les reproduire au mieux. Il est ensuite en mesure de reproduire des sorties pour n'importe quelle entrée.

Les ANN sont très attractifs car ils ne nécessitent pas de compréhension approfondie du système à modéliser. [Gurmu et Fan \(2014\)](#) présentent leur utilisation dans le cas d'une ligne de bus et montrent qu'ils donnent de bonnes prévisions des temps de parcours des bus. Néanmoins, tous les cas de figure ne peuvent pas apparaître dans le jeu de calage. Un ANN est donc efficace pour les événements récurrents mais échoue à prévoir des situations rares différentes de celles qu'il a déjà rencontrées. Basée sur ce constat qualitatif et non vérifié, une technique d'assimilation de données basée sur la modélisation physique des lignes de bus présentée dans le Chapitre 2 nous semble préférable.

4.2.1.2 Filtres de Kalman (KF)

Le KF a initialement été proposé pour estimer les états des systèmes linéaires dont les observations sont brouillées par un bruit blanc, i.e. erreur suivant une loi normale. Le KF est Markovien, c'est-à-dire qu'il suppose qu'un état ne dépend que de l'état antérieur. Il s'applique donc récursivement pas de temps par pas de temps. Lorsqu'il estime le vecteur d'état du système, il lui associe une matrice de covariance indicatrice de l'erreur commise. A chaque nouvelle estimation du vecteur d'état, la matrice d'erreur est actualisée et donne une indication du niveau de confiance de l'estimation. Le KF fonctionne en deux temps. (i) Basé sur l'estimation de l'état du système à l'instant précédent et sur les paramètres du système, il applique un modèle de prévision linéaire pour en déduire une nouvelle estimation du système à l'instant suivant (modèle de prévision). (ii) À partir de la dernière prévision et des nouvelles mesures, il donne la correspondance entre le vecteur d'état du système et les grandeurs constituant les mesures effectuées. La comparaison entre mesures et prévisions permet d'estimer le vecteur d'état le plus probable (modèle d'observation).

Le KF n'est pas adapté aux systèmes non-linéaires. Le filtre de Kalman étendu (EKF) tente de pallier cette lacune en linéarisant l'équation du système par le biais du Jacobien (matrice des dérivées partielles). Néanmoins, cette linéarisation peut être une approximation beaucoup trop grossière pour les systèmes fortement non linéaires ou pour les pas de temps trop longs.

Le filtre de Kalman *unscented* (UKF) limite les erreurs dues à la linéarisation. Avant chaque prévision, il génère de manière déterministe des points autour de l'état estimé en supposant un bruit gaussien. Ces « sigma-points » correspondent à certains quantiles de la loi normale (en fonction du nombre de points générés). Ils sont pondérés par les valeurs associées données par sa fonction de densité. Ces points sont ensuite propagés à l'aide d'un modèle déterministe. Une nouvelle estimation (moyenne) et une nouvelle erreur (variances et covariances) sont estimées à partir des états propagés. Le filtre de Kalman d'ensemble (EnKF) est une autre variante des KF très similaire à l'UKF. La différence est que les points à propager sont générés de manière aléatoire autour de la moyenne, toujours à partir d'une loi normale. Contrairement à l'UKF, tous les points ont le même poids. C'est alors une distribution numérique des états propagés qui permet d'estimer le nouvel état du système.

Plus la méthode d'assimilation est raffinée (de KF à EnKF), plus ses coûts de calcul sont élevés. Le KF et l'EKF se limitent à de simples calculs matriciels à chaque pas de temps. Pour l'UKF, se rajoutent la génération des sigma-points et le coût de leur propagation par le modèle déterministe. Les coûts sont d'autant plus élevés avec l'EnKF que le nombre de points est plus important. Enfin, toutes les variantes du KF considèrent que les bruits dus aux observations suivent une loi normale, la propagation des états estimés se réalisant à l'aide d'un modèle déterministe. Considérer les bruits comme gaussiens n'est pas forcément valide, comme cela été vu dans le Chapitre 2. Une méthode plus générale est alors nécessaire.

4.2.2 Présentation du filtre à particules (PF)

Comme l'a montré le Chapitre 2, la simulation mésoscopique peut être utilisée pour estimer l'arrivée d'un bus à un arrêt s_2 à partir de la connaissance de son arrivée \bar{t}_{n,s_1} à un arrêt précédent s_1 et de la trajectoire de son prédécesseur. Un modèle déterministe pourrait générer une unique valeur $t_{n,s_2|s_1}$ et satisfaire ainsi le besoin d'une prévision. Cependant, aucune valeur de confiance ne serait associée à cette prévision. Le recours à un modèle stochastique est alors nécessaire. Lorsqu'aucune loi

simple ne permet de décrire le fonctionnement d'un système et que de nombreux phénomènes aléatoires entrent en jeu, les techniques d'assimilation de données dérivées du KF ne sont pas pertinentes. Dans le cas des bus, cette complexité provient de la formulation événementielle des trajets de bus et de l'alternance de phases de parcours. Un filtre à particules (PF) permet de dépasser cette limitation.

4.2.2.1 Génération des particules

Le PF fait partie de la famille des méthodes dites de Monte-Carlo basées sur la génération de nombres aléatoires. Plutôt que de manipuler analytiquement les fonctions de densité associées à chaque phénomène, il génère une quantité importante de nombres suivant ces lois et étudie l'évolution du système dans chacun des cas. La combinaison des nombres aléatoires permet de reproduire une instance possible (tout du moins probable) de la réalité à venir. Ces instances sont appelées particules. Dans le cadre de cette thèse, une particule correspond à une trajectoire possible d'un bus. Dans la suite, elles sont indexées par $k = 1 \dots K$ où K est le nombre de particules générées pour chaque prévision. Soit $t_{n,s_2|s_1}^{(k)}$ l'arrivée d'un bus indiquée par la particule k . Son calcul est basé sur l'équation :

$$t_{n,s_2|s_1}^{(k)} = \bar{t}_{n,s_1} + \sum_{s=s_1}^{s_2} (d_{n,s}^{(k)} + \pi_{n,s}^{(k)}) \quad (4.9)$$

où $d_{n,s}^{(k)}$ et $\pi_{n,s}^{(k)}$ sont respectivement les temps d'arrêt et de parcours de la particule k générés de manière aléatoire par le modèle de bus.

Dans la suite, \bar{t}_n , $t_{n|s_1}^{(k)}$ et $t_{n|s_1}$ représentent respectivement la trajectoire effectivement réalisée par le bus n , la trajectoire prédite par la k ième particule après l'arrêt s_1 , et la prévision. La Figure 4.6a montre comment les particules (trajectoires vertes) sont générées à partir de la dernière position connue du bus \bar{t}_{n,s_1} (dernier point de la trajectoire bleue). Lorsque le modèle de bus utilisé relie le temps d'arrêt avec les écarts temporels entre les bus, ces particules dépendent (i) de la trajectoire réelle (rouge) du prédécesseur si celle-ci est connue, (ii) de sa trajectoire prédite (orange) dans le cas contraire. Les prévisions données dans le second cas sont nécessairement moins fiables que dans le premier puisque l'incertitude de la position du prédécesseur vient s'ajouter à celle sur la position du bus courant.

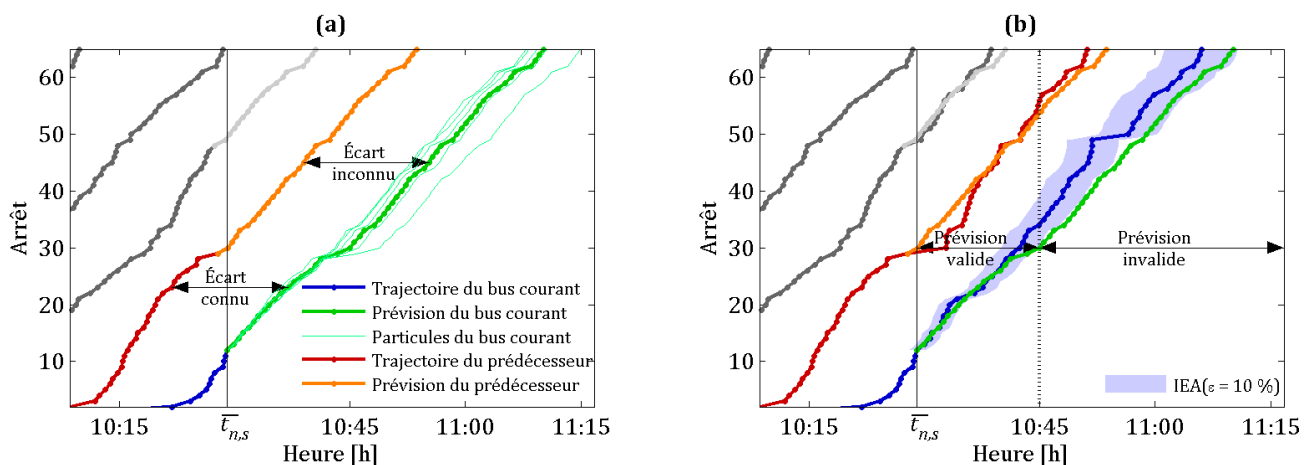


Figure 4.6. (a) Particules générées par un modèle mésoscopique à partir de la situation connue à un instant donné. (b) Comparaison *a posteriori* de la prévision avec la trajectoire réelle.

4.2.2.2 Pr evision et indicateurs d finis *a priori*

Le PF g n re une distribution num rique de K dates d'arriv es possibles $t_{n,s_2|s_1}^{(k)}$ du bus n   l'arr t s_2 . Les moments statistiques (moyenne,  cart-type, asym trie, etc.) ainsi que les quantiles (m diane, quartiles, d ciles, percentiles, etc.) de ces distributions num riques sont ais ment calculables et sont fiables lorsque K est assez grand. Ces valeurs et d'autres indicateurs d riv s peuvent avoir un sens physique int ressant.

En particulier, dans un contexte op rationnel, le gestionnaire de la ligne ne peut se satisfaire d'un ensemble de particules et a besoin d'une unique pr evision $t_{n,s_2|s_1}$ (points de la trajectoire verte  paisse). La moyenne ou la m diane sont les valeurs les plus ad quates pour servir de pr evision. Si elle est tr s classique et souvent utilis e, la moyenne des particules n'a pas de sens physique. Par exemple, si deux particules sont consid r es, l'une annon ant une avance et l'autre un retard cons quents, annoncer   l'op rateur que le bus sera   l'heure est absurde. En revanche, la m diane signifie qu'il y a autant de chance que le bus soit en avance sur la pr evision qu'en retard, ce qui est plus pertinent. Dans la suite, c'est donc cette valeur qui sera retenue pour donner lieu de pr evision :

$$t_{n,s_2|s_1} = \text{median}_{k \in \llbracket 1, K \rrbracket} \left(t_{n,s_2|s_1}^{(k)} \right) \quad (4.10)$$

Par ailleurs, plus les particules sont dispers es et plus le trajet du bus est incertain. La pr evision annonc e est donc peu fiable dans le sens o  elle a de fortes chances d' tre  loign e de la r alit . L' cart-type et l' cart interquartiles quantifient cette dispersion. Ils sont de bons indicateurs de la fiabilit  *a priori* de la pr evision. Notons que plus les particules sont nombreuses autour de la pr evision, plus la probabilit  que la trajectoire du bus ressemble   la pr evision est  lev e. Cette proximit  avec la pr evision peut  tre appr hend e par un intervalle d' cart acceptable *a priori* (*IEA*) :

$$IEA(\varepsilon) = t_{n,s_2|s_1} \pm \left[60 + \frac{\varepsilon}{100} (t_{n,s_2|s_1} - \bar{t}_{n,s_1}) \right] \quad (4.11)$$

o  $(t_{n,s_2|s_1} - \bar{t}_{n,s_1})$ est l'horizon de pr evision, ε [%] est un param tre reliant l' cart acceptable   cet horizon, et 60 sec est l' cart accept  par d faut pour n'importe quel horizon de pr evision. Il est clair que la largeur de cet intervalle augmente avec l'horizon. Cela tient compte du fait que la dispersion des particules tend   augmenter au cours du temps. De plus, si un op rateur a besoin de pr evisions tr s fiables sur le court terme pour  viter l'apparition des trains de bus, il peut se contenter de pr evisions plus approximatives sur de plus longs horizons. ε permet de param trer cette augmentation de l' cart acceptable. Par exemple, lorsque l'horizon est de 10 min, $IEA(\varepsilon = 10 \%) = 2$ min tandis que $IEA(\varepsilon = 20 \%) = 3$ min. La fiabilit  *a priori* F d'une pr evision   un arr t s_2   venir peut alors  tre exprim e comme  tant la proportion de particules appartenant   cet intervalle. Elle d pend bien entendu du param tre ε :

$$F(s_2, \varepsilon) = P \left(t_{n,s_2|s_1}^{(k)} \in IEA(\varepsilon) \right) = \frac{\text{card} \left(t_{n,s_2|s_1}^{(k)} \in IEA(\varepsilon) \right)}{K} \quad (4.12)$$

Des consid rations similaires permettent de d boucher sur des indicateurs vari s en fonction des besoins op rationnels. Une  quation similaire   l' quation (4.12) permet d'indiquer la probabilit  d'apparition d'un train de bus, i.e. $P \left(t_{n,s_2|s_1}^{(k)} \leq \bar{t}_{n-1,s_2} \right)$, la probabilit  qu'un bus s' loigne de plus de X secondes de son horaire, i.e. $1 - P \left(T_{n,s_2} - X \leq t_{n,s_2|s_1}^{(k)} \leq T_{n,s_2} + X \right)$, etc.

4.2.2.3 Variantes du PF

Le PF ainsi présenté est extrêmement basique puisqu'il ne consiste qu'à générer des particules à partir d'un modèle stochastique pour en déduire une prévision et d'autres indicateurs. Les équations (4.9) et (4.10) composent le modèle de prévision. Il est en général combiné à un modèle d'observation permettant de réinitialiser les particules à chaque nouvelle information. Celui-ci a implicitement été décrit par la considération triviale $t_{n,s_1|s_1} = \bar{t}_{n,s_1}$ indiquant que la date d'arrivée du bus à l'arrêt s_1 est parfaitement connue. Ces deux composantes du PF peuvent être raffinées.

Lors de la réalisation de la prévision, le calcul de $d_{n,s}^{(k)}$ dans l'équation (4.9) peut nécessiter la connaissance de variables d'état autres que les seules dates d'arrivées des bus aux arrêts. En particulier, le chargement du bus entre en jeu lorsque la descente des usagers est considérée, cf. équations (2.6). Pour un tel modèle de bus, le PF doit être raffiné afin de prendre en compte l'estimation de ces nouvelles variables d'état. Conformément à l'équation (2.7), le chargement $L_{n,s_2|s_1}^{(k)}$ associé à chaque particule est calculé à partir du chargement L_{n,s_1} à l'arrêt s_1 .

$$L_{n,s_2|s_1}^{(k)} = L_{n,s_1} + \sum_{s=s_1}^{s_2} (B_{n,s}^{(k)} - A_{n,s}^{(k)}) \quad (4.13)$$

où $B_{n,s}^{(k)}$ et $A_{n,s}^{(k)}$ sont respectivement les nombres d'usagers montant et descendant du bus générés pour la particule k . Pour cela, L_{n,s_1} est estimé à partir des trajectoires connues des deux bus n et $n-1$, ainsi que des paramètres de demande :

$$L_{n,s_1} = \sum_{s=1}^{s_1} (B_{n,s} - A_{n,s}) = \sum_{s=1}^{s_1} (\lambda_s (\bar{t}_n - \bar{t}_{n-1}) - \mu_s L_{s-1}) \quad (4.14)$$

Enfin, le modèle de prévision basique dépend fortement de l'observation, à savoir de la valeur de \bar{t}_{n,s_1} . Or, en raison des aléas forts qu'un bus peut subir entre ses arrivées à deux arrêts successifs, l'observation à l'arrêt suivant \bar{t}_{n,s_1+1} est potentiellement très différente de celle prévue $t_{n,s_1+1|s_1}$. En conséquence, même avec un grand nombre de particules, deux trajectoires prévues à partir de deux arrêts proches sont différentes : $t_{n|s_1+1} \neq t_{n|s_1}$. Opérationnellement, cela a pour conséquence des prévisions oscillantes, et donc difficilement interprétables par le gestionnaire. Une solution pour stabiliser la prévision est de prendre en compte les prévisions précédentes. Par exemple :

$$t_{n,s_2|[[1; s_1]]} = \frac{1}{\sum_{s=1}^{s_1} w_s} \sum_{s=1}^{s_1} w_s t_{n,s_2|s} \quad (4.15)$$

où w_s est le poids de la prévision réalisée à l'arrêt s . Celui-ci doit être moins important pour les prévisions plus anciennes qui ne prennent naturellement pas en compte les récentes évolutions sur la ligne. Il peut s'exprimer en fonction de l'ancienneté de la prévision. Par exemple :

$$w_s = \frac{(\bar{t}_{n,s} - \bar{t}_{n,1})}{(\bar{t}_{n,s_1} - \bar{t}_{n,1})} \quad (4.16)$$

Ainsi, $w_{s_1} = 1$ et $w_1 = 0$. Cette formule est bien entendu généralisable à un sous-ensemble de prévisions, comme par exemple aux cinq derniers arrêts $[[s_1 - 4; s_1]]$. Elle peut également se baser sur n'importe quelle autre fonction de coût croissante en fonction de $\bar{t}_{n,s}$. Dans la suite, par souci de simplicité, les équations (4.15) et (4.16) ne sont pas considérées.

4.2.3 Cadre d'analyse de la méthode de prévision

4.2.3.1 Plate-forme temps réel de prévision

Différents modèles de bus sont à présent intégrés dans une plate-forme de prévision temps réel. Les données GPS des bus de la route 72 de Portland apportent les informations nécessaires pour positionner les bus sur la ligne au cours du temps. A chaque arrivée d'un bus à un arrêt, le PF génère des particules (et donc une prévision) représentant les trajets du bus sur le reste de la ligne. $K = 100$ particules sont générées pour chaque prévision. Ces données temps réel proviennent du jeu de validation. Elles sont différentes des données utilisées pour caler le modèle, ce qui limite les biais lors de l'évaluation de la méthode de prévision. La Figure 4.7 synthétise le fonctionnement du PF et son processus d'évaluation.

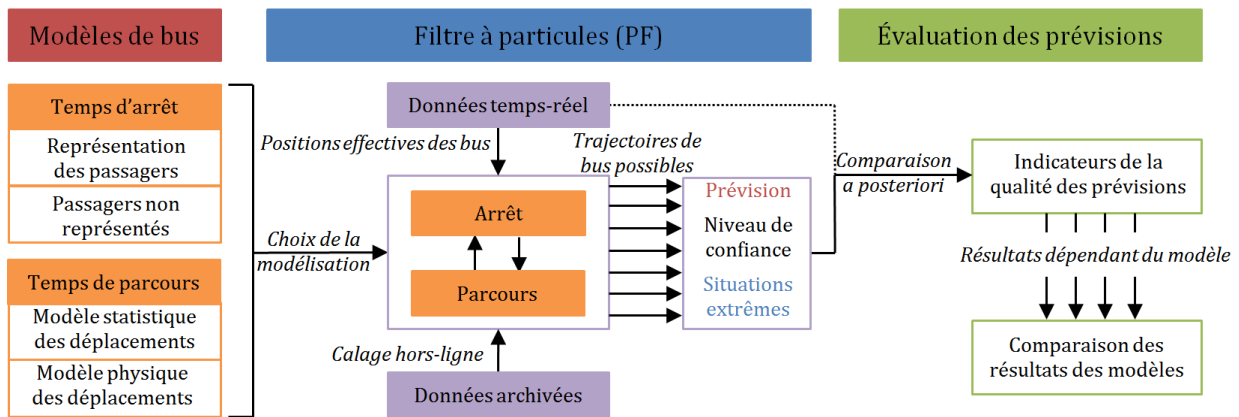


Figure 4.7. Fonctionnement du PF intégrant le rôle du modèle et des données.

Le choix du modèle à intégrer dans le PF est déterminant. En effet, les particules générées par l'équation (4.9) sont fortement dépendantes du modèle. La Figure 4.8 illustre les particules d'un bus pour deux modèles de bus différents. Les deux utilisent le même module de temps d'arrêt considérant montée et descente des passagers ainsi que le chargement du bus, cf équations (2.4) et (2.7). Quant au module de temps de parcours, il correspond respectivement (a) à la méthode M1 utilisant une distribution classique de temps de parcours et (b) à la méthode M4 considérant les paramètres des feux de circulation et un trafic aléatoire.

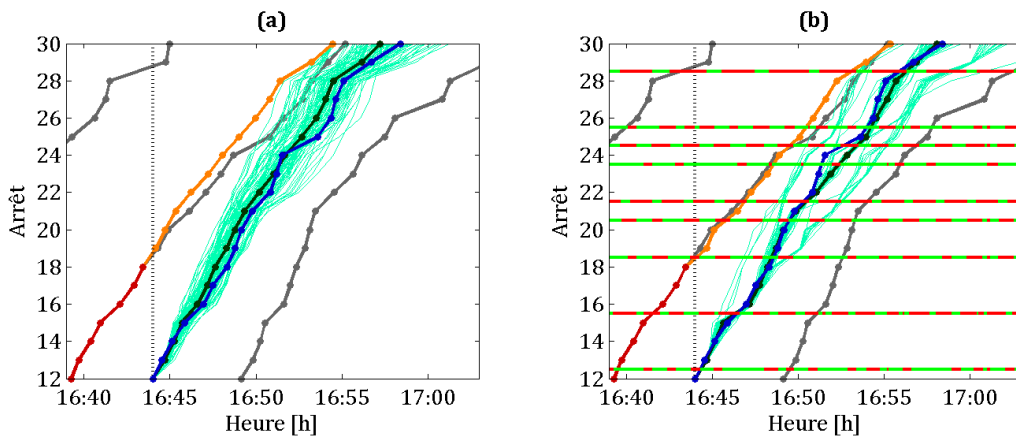


Figure 4.8. Particules générées par un modèle mésoscopique (a) basé uniquement sur des distributions (b) base sur les feux et le trafic (M4).

Les prévisions des deux modèles (courbes noires) ne dérivent pas : elles restent très proches de la trajectoire réelle. En revanche, les deux ensembles de particules décrits par la Figure 4.8 n'ont pas du tout les mêmes caractéristiques. Dans le premier cas, l'ensemble est homogène. Cela vient du fait que les temps de parcours associés aux particules sont tirés indépendamment à partir des mêmes lois. Ce n'est pas vrai dans le second cas car la prise en compte des feux de circulation sur un tronçon donné entraîne une dépendance entre le temps de parcours d'une particule et sa date de départ. Cela explique l'apparition de groupes de particules dont les trajets passent par les phases de vert.

Même si la méthode M4 a physiquement plus de sens que la méthode M1, rien ne permet d'affirmer qu'elle génère des temps de parcours plus réalistes ou de meilleures prévisions. Afin de mettre en évidence les contributions de chaque composant du modèle, les modèles référencés dans le Tableau 4.4 sont considérés.

Tableau 4.4. Modèles de bus dont les capacités de prévision sont comparées.

Modèle de bus	Modules choisis		Différence avec le modèle de bus précédent
	Temps d'arrêt	Temps de parcours	
MB1	Méthode basée sur les temps d'arrêt moyens	Méthode M1 basée sur les distributions	Référence
MB2	Méthode considérant montées, descentes et chargements des bus		Prise en compte d'éléments physiques pour les temps d'arrêt
MB3		Méthode M4 basée sur les paramètres des feux et des distributions de véhicules	Prise en compte des feux pour la dynamique des parcours des bus
MB4		Méthode M6 basée sur la VT	Prise en compte des interactions entre les feux pour la gêne due au trafic

4.2.3.2 Indicateurs de qualité définis *a posteriori*

La qualité de chaque prévision est évaluée *a posteriori* par comparaison avec la trajectoire réelle associée. Différents indicateurs sont proposés et présentés dans le Tableau 4.5. Comme précédemment, un intervalle d'erreur acceptable *a posteriori* \overline{IEA} est défini en remplaçant $t_{n,s_2|s_1}$ par \bar{t}_{n,s_2} dans l'équation (4.11). Son évolution le long de la ligne est représentée en bleu sur la Figure 4.6b. Différents indicateurs permettent d'évaluer la qualité d'une prévision. (I_3) Sa longévité est la durée pendant laquelle elle est à l'intérieur de \overline{IEA} et donc considérée comme valide. (I_4) Son biais est la différence absolue entre les arrivées réelle et prévue à un arrêt aval donné s_2 . (I_5) Son incertitude peut être estimée à partir de la dispersion des particules, c'est-à-dire leur écart-type. L'intérêt de cet indicateur est de ne pas dépendre de \overline{IEA} , contrairement à l'indicateur de fiabilité *a priori* F .

Le réalisme de chaque prévision peut également être quantifié. Pour cela, deux indicateurs sont proposés. Tous deux sont basés sur l'erreur quadratique moyenne (*root mean square error* – RMSE) entre une trajectoire modélisée et la trajectoire réelle associée. Plus les deux trajectoires sont proches, plus le RMSE est faible. (I_6) Le RMSE de la prévision entre l'arrêt s_1 et un arrêt aval s_2 indique si le modèle donne en moyenne la bonne trajectoire. (I_7) Le RMSE de la meilleure particule générée par le modèle entre l'arrêt s_1 et un arrêt aval s_2 donne une indication du réalisme des prévisions. En effet,

généraliser de nombreuses particules stochastiques sert entre autres à déterminer quelles sont les situations qu'il est probable (tout du moins possible) de rencontrer. Il suffit donc que le modèle génère une particule très proche de la trajectoire réelle pour être qualifié de réaliste. Notons que dans certains cas, un modèle peut être très réaliste et donner une prédiction moyenne très mauvaise. Ces deux indicateurs I_6 et I_7 complètent l'indicateur I_4 en quantifiant l'erreur de l'ensemble de la trajectoire prévue plutôt que de la seule date d'arrivée à un arrêt aval.

Tableau 4.5. Indicateurs de qualité d'une prédiction.

Nom	Signification	Expression	Équations
I_3	Longévité de la prédiction	$I_3(n, s_1, s_2, \varepsilon) = \min_{s > s_1} [t_{n,s_2 s_1} - \bar{t}_{n,s_1}; t_{n,s_2 s_1} - \bar{t}_{n,s_1} > \overline{IEA}(\varepsilon)]$	(4.17)
I_4	Biais de la prédiction	$I_4(n, s_1, s_2) = t_{n,s_2 s_1} - \bar{t}_{n,s_2} $	(4.18)
I_5	Incertitude de la prédiction	$I_5(n, s_1, s_2) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (t_{n,s_2 s_1}^{(k)} - t_{n,s_2 s_1})^2}$	(4.19)
I_6	Réalisme de la prédiction	$I_6(n, s_1, s_2) = \sqrt{\frac{\sum_{s=s_1+1}^{s_2} (t_{n,s s_1} - \bar{t}_{n,s})^2}{s_2 - s_1}}$	(4.20)
I_7	Réalisme des particules	$I_7(n, s_1, s_2) = \min_{k \in \llbracket 1; K \rrbracket} \left[\sqrt{\frac{\sum_{s=s_1+1}^{s_2} (t_{n,s s_1}^{(k)} - \bar{t}_{n,s})^2}{s_2 - s_1}} \right]$	(4.21)

4.2.4 Évaluation et comparaison des capacités de prédiction des modèles de bus

Les quatre modèles de bus ont été implémentés dans la plate-forme de prédiction temps réel. Leurs capacités à réaliser des prévisions de qualité sont à présent comparées au travers des différents indicateurs précédemment proposés. Trois contextes sont étudiés pour cette comparaison. (1) La qualité des prévisions à court terme, (2) la capacité des modèles à prévoir les irrégularités et (3) la qualité des prévisions à moyen terme.

4.2.4.1 Évaluation de la qualité des prévisions à court terme

Hans et al. (A2) ont étudié la longévité des prévisions I_3 [s] réalisées sur l'ensemble du jeu de validation avec le MB2 et $\varepsilon = 15\%$. Une première distribution des longévités est alors obtenue et représentée sur la Figure 4.9a. Cette distribution est très dispersée : certaines prévisions sont valides durant toute la durée du trajet restant (I_3 grand), alors que d'autres sortent de l' \overline{IEA} dès le premier arrêt (I_3 petit). Cette seconde catégorie est observée plus particulièrement sur la Figure 4.9b. Des distributions sont distinguées en fonction de l'arrêt s_1 auquel la prédiction est réalisée. Les séparations nettes entre chacune d'elles signifient que la longévité d'une prédiction dépend fortement de la position où elle a été réalisée. Ainsi, les prévisions très courtes ont été principalement réalisées aux derniers arrêts disponibles dans la base de données, l'absence de données empêchant de quantifier la validité des prévisions en aval.

La Figure 4.9c complète cette analyse qualitative en représentant les déciles des distributions de I_3 faites aux différents arrêts (lignes noires). Les *extrema* et les médianes (déciles particuliers) sont respectivement représentés en bleu et rouge. Pour chaque arrêt, des prévisions peuvent être soit

toujours valides, soit fausses dès le début. La décroissance des sept derniers déciles en fonction du numéro de l'arrêt s'explique par la proximité de plus en plus grande avec le dernier arrêt, et donc l'impossibilité d'obtenir des prévisions très longues. La variation des premiers déciles est moins triviale. Ils décroissent sur des intervalles d'arrêts donnés, respectivement entre les arrêts 15 et 29, 33 et 48, et 52 et 64. Cela signifie que des événements imprévisibles par le MB2 se déroulent aux arrêts 29 et 48. En particulier, l'arrêt 48 est un point de transfert avec la ligne de tramway (MAX). Les contacts de Robert Bertini auprès de l'agence de transport gérant la route 72 ont indiqué que ces deux arrêts sont des points de contrôle où les bus sont retenus s'ils sont en avance. Les régulations s'y effectuant sont des phénomènes exogènes non pris en compte par le MB2, ni même par aucun des autres modèles de bus testés dans cette partie. L'incapacité du modèle à prévoir l'évolution des bus au-delà de ces points ne peut pas lui être imputée. Il est à noter qu'entre les arrêts 10 et 22, 30 et 39, et 52 et 56, la probabilité qu'une prévision soit valide plus longtemps que 6 min est de 95 %. Elle est de 90 % pour qu'elle soit valide plus que 8 min.

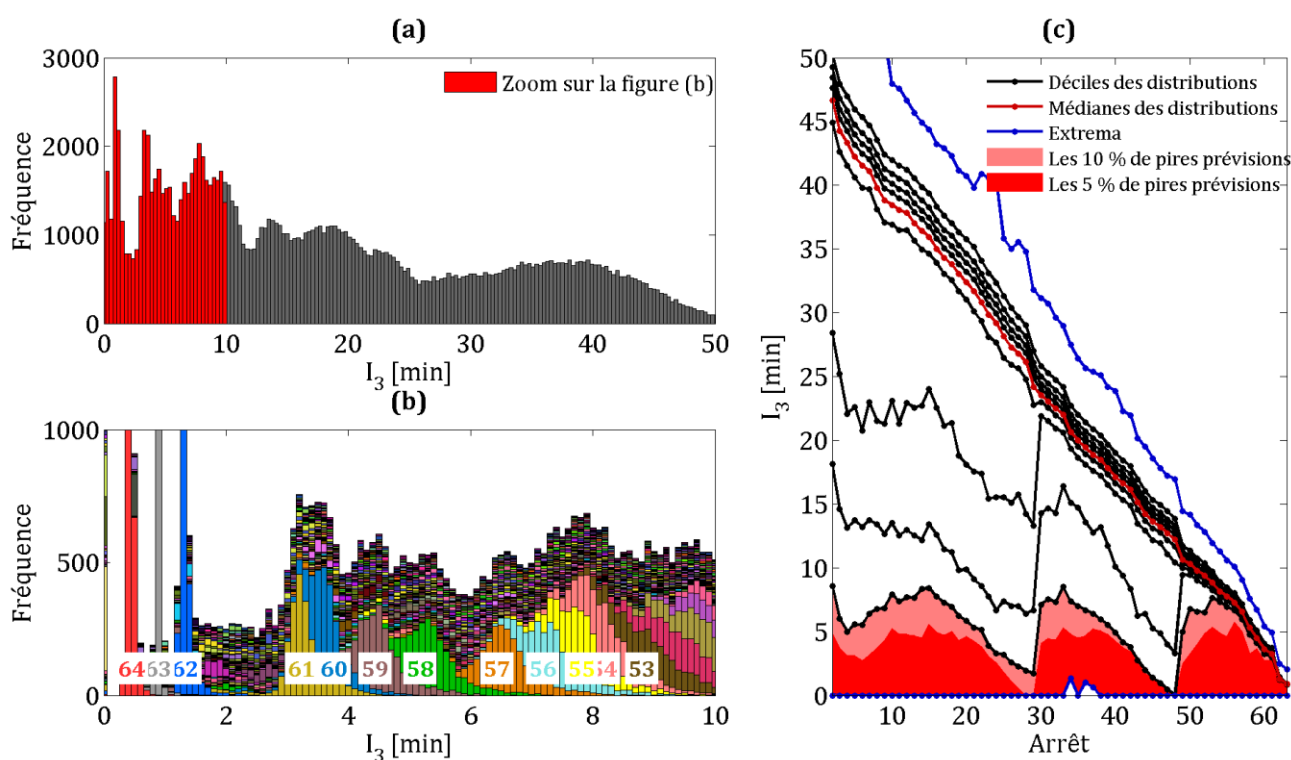


Figure 4.9. (a) Distribution des longévités des prévisions réalisées par le MB2. (b) Ségrégation en fonction de l'arrêt auquel les prévisions sont réalisées. (c) Déciles des distributions par arrêt.

La longévité d'une prévision est fortement dépendante de l'amplitude de l' IEA . Ces résultats sont donc complétés par un test de sensibilité de l'indicateur I_3 au paramètre d'erreur ε . Trivialement, lorsque celui-ci est faible, les particules et la prévision sortent rapidement de l' IEA et leur durée de validité est faible. Plus ε augmente, plus les prévisions sont valides longtemps. Cette tendance globale est parfaitement représentée sur la Figure 4.10. L'analyse de sensibilité est conduite pour les quatre modèles de bus. Seules les prévisions réalisées à l'arrêt 12 sont considérées. La prise en compte du chargement (MB2) augmente fortement la longévité des prévisions par rapport au modèle MB1. Par ailleurs, générer les temps de parcours à partir d'un modèle physique (MB3) au lieu d'un modèle naïf (MB2) a un effet mitigé sur la prévision. Pour de faibles valeurs de ε , les prévisions du MB3 sont valides

4.2. Prédiction de l'évolution des bus sur leur ligne

légèrement moins longtemps que celles du MB2 (écart d'environ 1 min). En revanche, pour de fortes valeurs de ε , la tendance s'inverse et les prévisions du MB3 sont valides plus longtemps que celles du MB2 (écart croissant). Une analyse possible est que le modèle physique MB3 suit avec trop de précision les caractéristiques physiques du parcours des bus au détriment de leur variabilité. Cela le rend inadapté aux prévisions à très court terme. En revanche, à moyen terme, le modèle naïf MB2 ne parvient pas à reproduire la dynamique du bus. Le MB3 est alors préférable. En outre, le MB4 fournit toujours les meilleures prévisions. L'écart avec les autres modèles se creuse pour les fortes valeurs de ε . Les avantages du MB3 sur les autres modèles se renforcent donc avec le MB4.

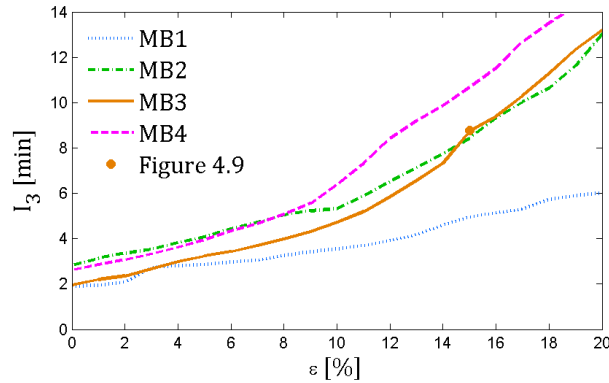


Figure 4.10. Comparaison des modèles de bus et test de sensibilité de l'indicateur de longévité des prévisions au paramètre d'erreur acceptable.

Compte-tenu des limitations du cas d'étude, des évaluations plus poussées sont conduites sur les seules prévisions réalisées entre les arrêts $s_1 = 12$ et $s_2 = 28$. La durée moyenne du trajet d'un bus sur cette partie de la ligne est légèrement supérieure à 12 min. L'indicateur de longévité I_3 n'est alors plus pertinent et la qualité des prévisions est évaluée par les indicateurs I_4 (biais) et I_6 (RMSE). Les indicateurs I_5 (incertitude) et I_7 (RMSE de la meilleure particule) sont également étudiés. Le Tableau 4.6 rassemble les valeurs des moyennes (Moy.), 1^{er} déciles (Dec.1) et 9^{ème} déciles (Dec.9) des distributions des quatre indicateurs pour les quatre modèles de bus.

Tableau 4.6. Comparaison des indicateurs de qualité pour les quatre modèles de bus testés.

Modèle de bus	Indicateur I_4 [s]			Indicateur I_5 [s]			Indicateur I_6 [s]			Indicateur I_7 [s]		
	Moy.	Dec.1	Dec.9	Moy.	Dec.1	Dec.9	Moy.	Dec.1	Dec.9	Moy.	Dec.1	Dec.9
MB1	104	20	199	80	63	100	69	26	120	25	14	42
MB2	83	12	163	56	51	64	56	22	99	23	12	38
MB3	80	11	160	61	45	79	57	19	100	22	10	39
MB4	76	11	156	54	40	67	53	18	95	23	9	41

Le Tableau 4.6 s'analyse facilement. Tous les indicateurs diminuent avec le niveau de développement du modèle (MB1, puis MB2, puis MB3, puis MB4). Cette tendance s'observe aussi bien pour les moyennes que pour les 1^{ers} et 9^{èmes} déciles. Les différences entre les valeurs des modèles MB1 et MB2 sont plus fortes qu'entre les modèles MB2 et MB3. Cela signifie qu'estimer précisément le chargement du bus le long de son trajet est plus important que de modéliser son parcours sur chaque tronçon de manière réaliste. Finalement, le MB4 surpasse tous les autres modèles sur l'ensemble des

indicateurs (valeurs plus faibles). La prise en compte des dynamiques réalistes du trafic améliore donc légèrement les prévisions.

4.2.4.2 Évaluation de la capacité des modèles à prévoir les irrégularités

La technique de prévision a été initialement proposée pour anticiper le non-respect des fréquences. Hans et al. (A2) comparent donc les écarts-temporels planifiés H , prévus $h_{n,s_2|s_1}$ (notés h) et effectifs $\overline{h_{n,s_2}}$ (notés \bar{h}) au niveau de l'arrêt 28. Comme précédemment, les prévisions sont réalisées à l'arrêt 12. La Figure 4.11 illustre ces comparaisons pour le MB3. La Figure 4.11a met en relation les écarts effectifs \bar{h} avec les écarts planifiés H . Elle montre des écarts importants entre les deux et ce, quelle que soit l'heure de la journée. Cela confirme que l'exploitant ne parvient pas à maintenir des écarts constants entre les bus. Un train de bus apparaît lorsqu'un point noir est à l'extérieur des premières lignes rouges pointillées. La Figure 4.11b montre l'histogramme de la différence entre écarts effectifs et planifiés. La Figure 4.11c met cette fois en relation les écarts prévus h avec les écarts effectifs \bar{h} . Le nuage de points est très resserré autour de la première bissectrice du repère. La Figure 4.11d confirme ce constat en ajoutant que les prévisions ne font jamais une erreur de plus de 5 min.

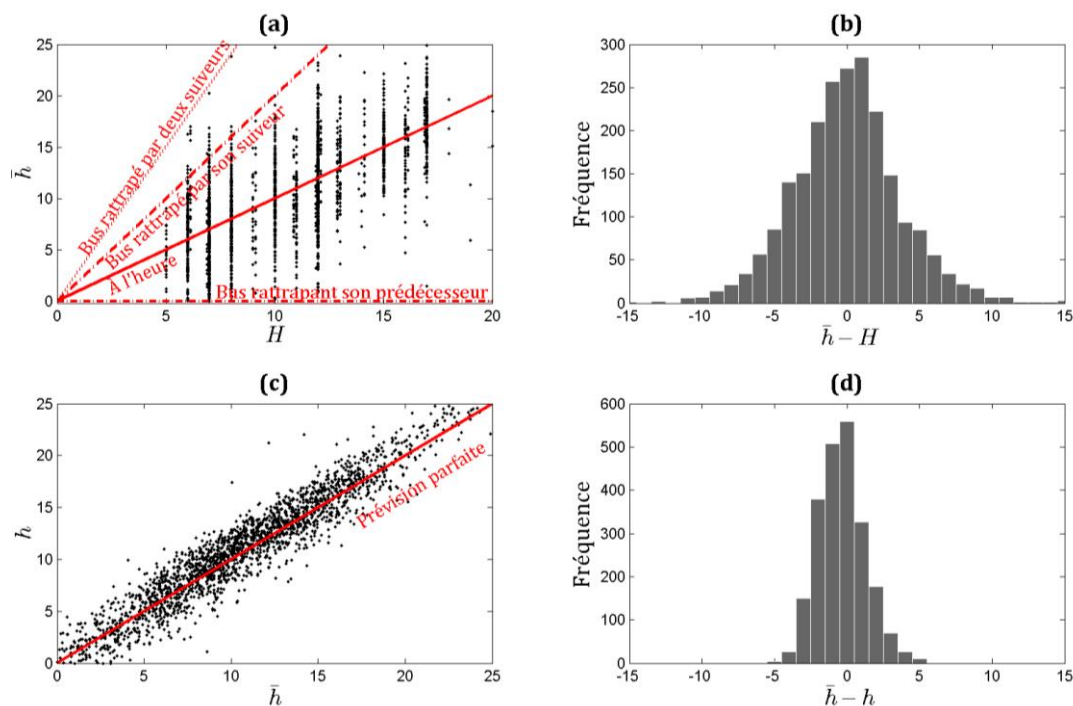


Figure 4.11. (a) Comparaison des écarts planifiés et effectifs entre les bus à l'arrêt 28 et (b) distribution des différences associées. (c) Comparaison des écarts prévus et effectifs entre les bus à l'arrêt 28 et (d) distribution des différences associées.

Le Tableau 4.7 complète cette analyse qualitative. Il répartit les écarts temporels prévus h en trois classes distinctes : (i) les bus en avance sur leur écart de plus de 3 min, (ii) les bus approximativement à l'heure (moins de 3 min d'écart avec H) et (iii) les bus en retard de plus de 3 min. Les mêmes classes sont utilisées pour les écarts temporels effectifs \bar{h} à l'exception de la classe centrale (approximativement à l'heure) divisée en deux en fonction de si le bus est légèrement en avance ou en retard.

4.2. Prédiction de l'évolution des bus sur leur ligne

Le Tableau 4.7 vérifie alors les prévisions. Lorsqu'une avance forte est prévue (première colonne du tableau), le bus est effectivement en avance dans 98 % des cas. Il est fortement en avance dans 80 % des cas et faiblement dans 12 %. A l'inverse, lorsqu'un retard fort est prévu (dernière colonne), le bus est effectivement en retard dans 99 % des cas. Cette fois, 66 % des bus sont en effet très en retard et 33 % ne le sont que faiblement. Enfin, lorsqu'il est prévu que le bus arrive approximativement à l'heure (deuxième colonne), il l'est effectivement dans 87 % des cas. Ces résultats laissent entre autres paraître que le MB3 est plus instable que dans la réalité. Il parvient néanmoins à prévoir correctement les dégradations de fréquences.

Tableau 4.7. Comparaison des classes entre les écarts temporels prévus et effectifs par le MB3.

		Prédiction de l'écart temporel h à l'arrêt s_2					
		$h < H - 180$ (avance)		$H - 180 \leq h \leq H + 180$ (approximativement à l'heure)		$H + 180 < h$ (retard)	
Écart temporel réel \bar{h} à l'arrêt s_2	$\bar{h} < H - 180$ (avance)	321 (80 %)	393 (98 %)	108 (8 %)		0 (0 %)	5 (1 %)
	$H - 180 \leq \bar{h} < H$ (faible avance)	72 (18 %)		600 (45 %)	1166 (87 %)	5 (1 %)	
	$H \leq \bar{h} \leq H + 180$ (faible retard)	6 (2 %)	566 (42 %)	164 (33 %)		494 (99 %)	
	$H + 180 < \bar{h}$ (retard)	0 (0 %)	6 (2 %)	69 (5 %)			330 (66 %)
	Total	399 (100 %)		1343 (100 %)		499 (100 %)	
Recommandation		Ralentir le bus ou accélérer son prédécesseur		Ne rien faire		Accélérer le bus ou ralentir son prédécesseur	

Ces résultats ont une application directe. Ils montrent que le MB3 prévoit suffisamment bien les écarts futurs pour décider quand appliquer ou non une stratégie de contrôle. En effet, chaque classe correspondant à la prévision d'un écart h peut-être associée à une recommandation. Par exemple, il est préférable de réguler le bus (ou son prédécesseur) lorsque l'écart risque de ne pas être respecté. Pour une avance, cette décision serait pertinente dans 98 % des cas et contre-productive dans seulement 2 % des situations. Il en est de même pour un retard. Enfin, il convient de ne rien faire lorsque le bus est supposé arriver approximativement à l'heure. Notons que cette situation rassemble 1343 des 2241 situations (soit 60 % des cas). Ainsi, une stratégie de régulation intermittente basée sur ces prévisions serait intéressante car elle permettrait de ne réguler que les bus en ayant besoin avec certitude.

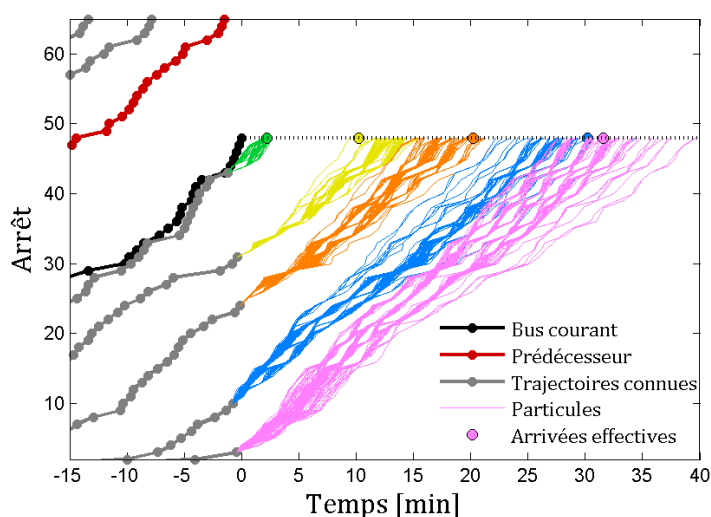
Ces résultats sont retranscrits dans le Tableau 4.8. La même analyse est réalisée avec les trois autres modèles de bus. Tous conduisent à des résultats très similaires. Seul le MB1 se démarque. En effet, toutes les avances qu'il prévoit se réalisent. En revanche, lorsqu'il prévoit un retard, il se trompe dans 4 % des cas. Cela vient du fait qu'il a tendance à prévoir des retards trop facilement. Le modèle est donc biaisé. Par ailleurs, les différences entre les trois autres modèles sont très faibles. Le raffinement du modèle de temps de parcours en considérant les méthodes d'estimation M6 au lieu de M4 et M4 au lieu de M1 a peu d'effet. Le modèle MB4 est tout de même celui qui conduit aux meilleurs résultats.

Tableau 4.8. Comparaison de la qualité à prévoir les dérèglements de fréquences pour chaque modèle.

Modèles de bus	Forte avance prévue		Respect de la fréquence		Fort retard prévu	
	Avance	Retard	Respect	Non-respect	Retard	Avance
MB1	100 %	0 %	83 %	17 %	96 %	4 %
MB2	99 %	1 %	86 %	14 %	99 %	1 %
MB3	98 %	2 %	87 %	13 %	99 %	1 %
MB4	99%	1 %	88 %	12 %	99 %	1 %

4.2.4.3 Évaluation de la qualité des prévisions à moyen terme

Jusqu'à présent, les prévisions ont été évaluées sur le court terme. Les incertitudes proviennent principalement de l'écart temporel avec le prédécesseur lorsque la trajectoire de celui-ci n'est pas encore connue, cf La Figure 4.6a pour rappel. Ce paragraphe va plus loin en étudiant la qualité des prévisions réalisées sur le moyen terme, lorsque les écarts temporels de nombreux prédécesseurs ne sont pas connus. Pour cela, nous évaluons la prévision des dates d'arrivée des bus à l'arrêt 48. D'après les analyses précédentes, seules les régulations ayant lieu à l'arrêt 29 en amont sont imprévisibles et peuvent biaiser les prévisions.

**Figure 4.12.** Utilisation du PF pour estimer l'arrivée de plusieurs bus à moyen terme.

À certaines heures de la journée, de nombreux bus peuvent circuler proches les uns des autres sur la même ligne. Ainsi, la Figure 4.12 montre que lorsque le bus courant arrive à l'arrêt 48 ($t = 0$), cinq de ses suiveurs ont déjà commencé leur service. Le PF combiné avec un modèle de bus (ici le MB3) génère de nombreuses particules pour chacun d'eux. Plus le suiveur est éloigné, par exemple le cinquième suiveur représenté par les particules roses, plus l'incertitude sur son heure d'arrivée à l'arrêt 48 est forte. Dans cet exemple en effet, la trajectoire effective du quatrième suiveur (en bleu) est inconnue à partir de l'arrêt 12, celle du troisième suiveur (en orange) à partir de l'arrêt 25, celle du deuxième suiveur (en jaune) à partir de l'arrêt 30, et celle du premier suiveur (en vert) à partir de l'arrêt 43. Ces incertitudes se cumulent et dégradent la confiance en la prévision. Les arrivées des particules à l'arrêt 48 sont de plus en plus dispersées d'un suiveur à l'autre. L'indicateur I_5 représentant l'écart-type de chaque distribution est bien adapté pour étudier ce phénomène. Par ailleurs, les points de couleur au niveau de l'arrêt 48 représentent les dates effectives d'arrivée des bus connus a

posteriori. Ces points sont inclus dans le faisceau des trajectoires possibles, ce qui montre le réalisme du modèle. Néanmoins, ces points ne coïncident pas avec les prévisions (médianes des ensembles de dates d'arrivée). Cela signifie que les prévisions sont biaisées au sens de l'indicateur I_4 .

Les observations qualitatives précédentes laissent présager une dépendance entre la qualité des prévisions et l'horizon de prévision. Une analyse est réalisée pour vérifier ce constat. Pour chaque arrivée d'un bus à l'arrêt 48, les indicateurs I_4 , I_5 et I_7 sont calculés pour chacun de ses suiveurs déjà présent sur la ligne. La Figure 4.13 représente par des points gris leurs valeurs respectives en fonction de l'horizon de prévision. Sur les trois figures, les courbes noires sont les déciles de chaque partie du nuage de points pour un intervalle d'horizons de prévision donné (d'amplitude 2 min). En particulier, la courbe rouge représente les médianes et les courbes bleues sont les *extrema*. Afin de ne pas considérer les cas extrêmes, le maximum est remplacé par le 98^{ème} percentile.

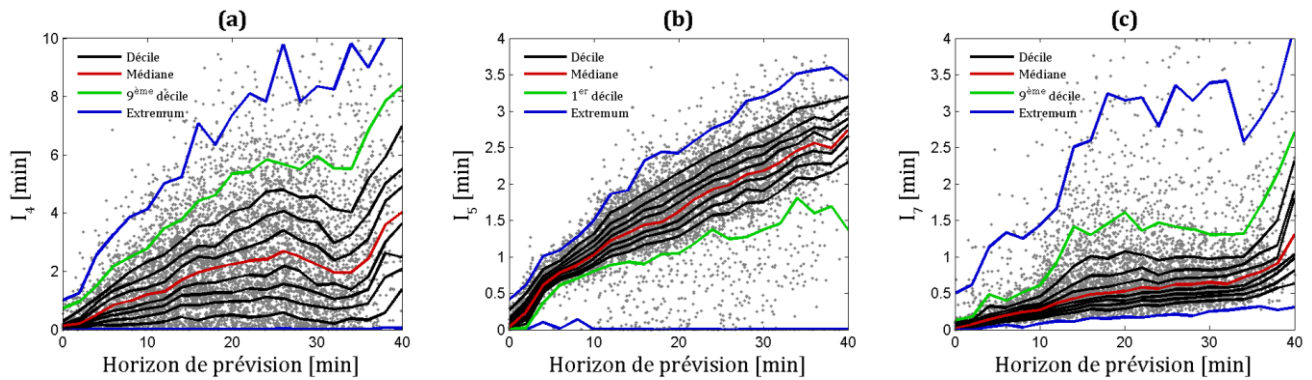


Figure 4.13. Indicateurs (a) de biais et (b) d'incertitude de la prévision, (c) de réalisme du modèle MB3 en fonction de l'horizon de prévision.

L'observation des déciles montre que les trois indicateurs augmentent avec l'horizon de prévision. Plus précisément, le biais représenté par l'indicateur I_4 augmente linéairement pour tous les déciles jusqu'à un horizon de 20 min. Trivialement, plus la prévision s'étend loin dans le temps, plus sa qualité est médiocre. Pour les horizons entre 20 et 35 min, les courbes stagnent ou diminuent. Cela signifie que la justesse des prévisions se maintient, voire s'améliore à moyen terme. Par exemple, à l'horizon 30 min, 90 % des prévisions ont un écart de moins de 6 min avec la date d'arrivée réelle du bus. Par ailleurs, l'incertitude représentée par l'indicateur I_5 augmente avec l'horizon de prévision, ce qui revient à voir la confiance diminuer. Cela vient du fait que sur un long trajet, les particules peuvent rencontrer des situations variées et l'instabilité du modèle de bus amplifie ces différences. Cette augmentation est forte sur le très court terme entre 0 et 5 min. Au-delà, l'augmentation est plus faible. On peut également noter la présence d'un groupe de points associés à la valeur $I_5 = 0$. Ils correspondent à la prévision de l'apparition d'un train de bus où toutes les particules rejoignent la trajectoire du prédécesseur. Enfin, le réalisme du modèle assimilé au RMSE de la particule la plus proche de la trajectoire réelle est représenté sur la Figure 4.13c. Le 9^{ème} décile (courbe noire la plus haute) est pertinent pour analyser la tendance car il donne la limite haute de l'indicateur I_7 pour 90 % des prévisions. Celui-ci augmente linéairement entre 0 et 10 min. La trajectoire réelle est alors toujours extrêmement proche d'au moins une particule. Pour les horizons plus lointains de plus de 12 min, la courbe stagne autour de la valeur $I_7 = 1,5$ min. Cela signifie que pour certaines prévisions, la trajectoire réelle n'est plus incluse dans le faisceau de particules.

En conclusion, à court terme (jusqu'à un horizon de 10 min), le biais et l'incertitude augmentent linéairement mais restent faibles tandis que le faisceau de particules inclut toujours la trajectoire réelle. A moyen terme (entre 15 et 30 min), le biais reste approximativement constant et l'incertitude augmente faiblement. Cependant, le faisceau de particules n'inclut plus la trajectoire réelle dans près de la moitié des cas. Au-delà (long terme), les indicateurs se détériorent de nouveau. Ainsi, les capacités de prévision du MB3 restent bonnes à des horizons de prévision allant jusqu'à 30 min, ce qui est suffisant pour des objectifs de régulation.

La Figure 4.14 compare ces résultats pour les trois modèles MB1, MB2 et MB3. Pour cette analyse, nous ne fournissons pas de comparaison avec le modèle MB4. Celui-ci, nécessitant des calculs préalables très longs, n'a pas été intégré dans la plate-forme temps réel pour les tronçons se trouvant en aval de l'arrêt 28 (donc entre les tronçons 28 et 48). La Figure 4.14a exhibe les médianes et les 9^{ème} déciles pour l'indicateur I_4 . Les courbes associées aux modèles MB2 et MB3 sont très similaires, ce qui montre que le raffinement du module de temps de parcours ne diminue pas le biais de la méthode de prévision. Les valeurs associées au MB1 sont supérieures à celles de ces deux modèles. La prise en compte du chargement des bus est donc cruciale. L'analyse des médianes de l'indicateur I_5 sur la Figure 4.14b montre qu'en plus, l'incertitude associée au MB1 est plus élevée que pour les deux modèles MB2 et MB3. Les résultats des trois modèles sont très proches pour l'indicateur I_7 de réalisme. Ainsi, le développement du modèle de bus, s'il rend la prévision plus physique, ne permet pas de générer des trajectoires plus réalistes au sens de l'indicateur I_7 .

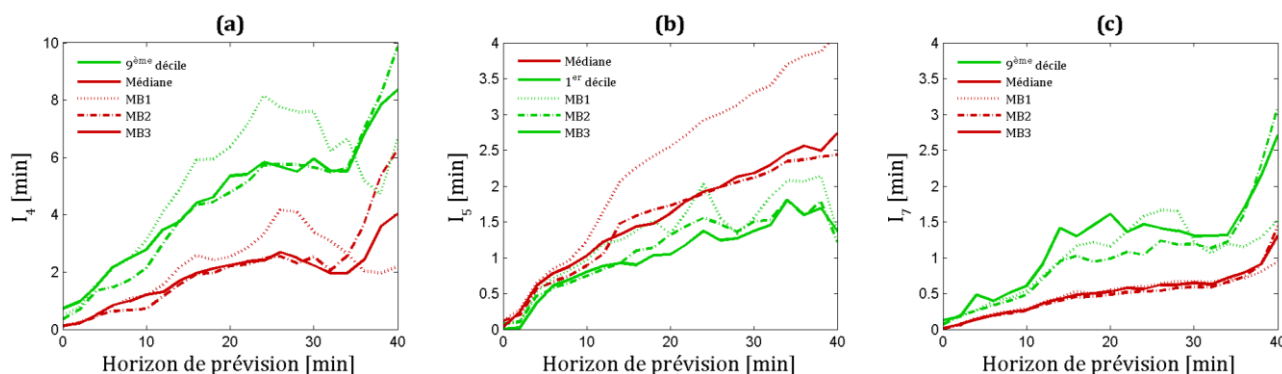


Figure 4.14. Comparaison pour trois des quatre modèles de bus de certains déciles des distributions des indicateurs I_4 , I_5 et I_7 observés sur la Figure 4.13.

4.2.4.4 Bilan des comparaisons des modèles de bus intégrés dans le PF

En conclusion, le MB1 ne considérant pas le chargement des bus ne permet pas de réaliser de bonnes prévisions. Il a en effet tendance à générer des temps d'arrêts trop longs et à fournir des prévisions pessimistes. Le MB2 et le MB3 sont assez proches. Ils permettent de réaliser des prévisions dont la durée de validité est importante. Le modèle physique MB3 est toutefois préférable pour réaliser des prévisions plus justes et plus sûres sur le moyen terme. Enfin, le MB4 surpasse les autres modèles de bus sur l'ensemble des indicateurs, en particulier par rapport MB3. Cela vient du fait qu'il reproduit la dynamique du trafic d'un feu à l'autre. Cependant, comme expliqué à la fin du Chapitre 3, la méthode M6 utilisée dans le MB4 a été légèrement modifiée afin de prendre en compte l'accélération bornée des bus. Des simulations préliminaires ont été réalisées sans cette modification et ont conduit à des

r sultats moins bons que ceux du MB1. Cette observation montre l'importance cruciale de prendre en compte les param tres cin matiques des bus.

Malgr  ses qualit s, le MB4 est mal adapt  au couplage avec le PF pour la pr vision en temps r el. La premi re raison est que dans l'usage en temps r el, les donn es provenant des feux ou des boucles de comptage peuvent venir   manquer. Le risque est plus fort que pour les donn es GPS en raison de leur provenance du syst me d'information de l'exploitant du r seau routier et non de l'exploitant de TC. La deuxi me raison est que les param tres des feux doivent  tre connus   l'avance. C'est  videmment le cas dans la base de donn es de Portland. Or, dans la pratique, les feux dynamiques ne peuvent pas  tre anticip s, ou alors avec difficult  dans le cas o  l'algorithme de contr le est connu. Notons que ces deux remarques concernent aussi le MB3. La troisi me raison, beaucoup plus critique, est que la m thode M6 d'estimation des temps de parcours qui le compose n cessite le calcul d'une matrice co t sur chaque tron on. Pour une journ e enti re, le SVG comporte de nombreux n uds et le calcul de la matrice devient tr s long, bien qu'il soit possible d'effectuer ce calcul pendant la nuit pr c dant la journ e d'exploitation des bus. Nous avons mis en  vidence dans le Chapitre 3 que l'int r t majeur de la m thode M6 est sa capacit    tenir compte des conditions de trafic h t rog nes, notamment la congestion. La configuration du boulevard sur lequel la route 72 circule fait que celle-ci n'appara t pas. L'utilisation la plus rationnelle du MB4 serait de l'utiliser uniquement sur les tron ons occasionnellement congestionn s. Cela limiterait les temps de calculs pr alables tout en conservant l'int r t du mod le.

4.3 Contrôle de la régularité des bus

La section précédente a montré qu'il était possible de prévoir de manière satisfaisante l'évolution des bus sur leur ligne à court et relativement moyen termes. De telles prévisions peuvent servir à réguler la ligne. Cette section se concentre sur la forme de régulation la plus classique : le maintien des bus aux arrêts.

4.3.1 Spécification de stratégies locales de contrôle des bus

4.3.1.1 Principe du maintien des bus aux arrêts

Le maintien des bus aux arrêts est une des stratégies les plus simples à mettre en œuvre. Certains arrêts sont assimilés à des points de contrôle auxquels la régulation a lieu. Le contrôle consiste à retenir un bus plus longtemps que sa durée d'arrêt normale en fonction de certaines règles. Pour étudier ce problème, les notations introduites précédemment restent valides à l'exception de certaines qui doivent être précisées : s se rapporte au numéro de l'arrêt faisant office de point de contrôle ; s_1 et s_2 se rapportent à des arrêts quelconques respectivement en amont et en aval de s ; $\tau_{n,s}$ désigne la durée d'arrêt préconisée par la stratégie ; $t'_{n,s}$ désigne la date de départ du bus de son arrêt après l'application de la stratégie. Si un bus termine sa phase d'arrêt après la date indiquée par la stratégie, alors il part directement sans s'arrêter plus longtemps :

$$t'_{n,s} = \bar{t}_{n,s} + \max(d_{n,s}, \tau_{n,s}) \quad (4.22)$$

La spécification d'une stratégie est équivalente à la définition de $\tau_{n,s}$. Plusieurs d'entre elles sont à présent présentées et formulées dans le Tableau 4.9.

4.3.1.2 Présentation des stratégies classiques

La stratégie de contrôle C1 consiste à ne se baser que sur l'horaire, cf équation (4.23). Si le bus est en avance, il attend pour repartir à l'heure prévue. Dans le cas contraire, il repart une fois son chargement fini. Cette stratégie ne requiert que la connaissance de la grille horaire.

Le niveau de contrôle supérieur C2 consiste à se baser sur la fréquence effective, cf équation (4.24). Comme précédemment, un bus est retenu à un arrêt si et seulement si son écart temporel avec son prédécesseur est supérieur à l'écart prévu H . Malgré la simplicité de cette régulation, elle est très peu utilisée dans le milieu opérationnel qui reste très attaché au fonctionnement par grille horaire. Elle nécessite de plus de garder en mémoire les dates de passage des bus précédents.

[Daganzo \(2009\)](#) propose une méthode C3 également basée sur l'écart temporel du bus avec son prédécesseur. Cependant, l'intensité du contrôle dépend de la valeur effective de cet écart, cf équation (4.25). Cette méthode est paramétrique : $\alpha = 0$ correspondant à une absence de régulation et $\alpha = 1$ à la méthode de contrôle C2. Ce paramètre permet de choisir un compromis entre la régularité du système et la diminution de la vitesse commerciale des bus qui en découle. Notons que cette stratégie modifie la loi de poursuite des bus. Pour rappel, la formulation la plus simple de cette loi est donnée par l'équation (2.14). Nous avons vu qu'alors, l'écart temporel $h_{n,s+1} = h_{n,s} + (b\lambda_s)(h_{n,s} - h_{n-1,s})$ est nécessairement à l'extérieur de l'intervalle $[h_{n,s}; h_{n-1,s}]$, ce qui expliquait l'instabilité d'une ligne. L'introduction de la durée d'arrêt $\tau_{n,s}$ modifie cette expression. En supposant que $\tau_{n,s}$ est ajouté à la durée de chargement,

elle devient : $h_{n,s+1} = h_{n,s} + (b\lambda_s - \alpha)(h_{n,s} - h_{n-1,s})$. Si $\alpha > b\lambda_s$, ce qui se fait pour des valeurs de α relativement faibles (à partir de 0,1), l'écart temporel $h_{n,s+1}$ est nécessairement à l'intérieur de l'intervalle $[h_{n,s}; h_{n-1,s}]$. Localement, la ligne de bus devient stable. Plusieurs autres stratégies reproduisent ce modèle de contrôle dépendant des écarts effectifs entre bus.

[Bartholdi et Eisenstein \(2012\)](#) développent une méthode basée cette fois sur l'écart prévu du bus avec son suiveur. Cette méthode de contrôle C4 requiert donc la prévision de l'heure d'arrivée du suiveur. Une autre différence est la durée de l'arrêt imposé au bus contrôlé. Le paramètre recommandé pour obtenir un système stable est $\alpha \approx 1/2$. L'équation (4.26) montre que la durée d'arrêt est alors de l'ordre de $H/2$, tandis qu'avec la méthode C3 décrite par l'équation (4.25), elle est potentiellement beaucoup plus faible.

[Daganzo et Pilachowski \(2012\)](#) combinent les intérêts des deux méthodes C3 et C4 en formulant un contrôle C5 basé à la fois sur l'écart du bus avec son prédécesseur et celui avec son suiveur. Il est à noter dans l'équation (4.27) que le coefficient pondérant la différence entre écart effectif et théorique pour le prédécesseur et le suiveur est de signe opposé. Cela signifie que la prévision d'une avance du suiveur a la même importance qu'un retard du suiveur. Les valeurs recommandées pour le paramètre de la stratégie sont comprises entre 0 et 1/2.

Après l'étude des stratégies précédentes, [Xuan et al. \(2011\)](#) formulent de manière générique un ensemble de contrôles possibles. La durée de l'arrêt dépend potentiellement de tous les écarts entre les bus au point de contrôle. Une stratégie est alors déterminée par la définition des paramètres α_r ($r \in \mathbb{Z}$). Bien entendu, toutes n'améliorent pas la régularité du système. Le cas particulier où tous les coefficients sont nuls à l'exception de $\alpha_0 > 0$ le montre bien : plus un bus est en retard, plus il est ralenti. Il est alors intéressant de donner les critères pour qu'une stratégie soit bonne pour le système.

La section 2.2.3.2 fait état de l'importance de l'ordre de ces écarts en début de ligne pour bien estimer la propagation d'une perturbation. En particulier, l'alternance de grands et de petits écarts est très néfaste pour la régularité du système. Par exemple, si l'écart entre les bus $n - 2$ et $n - 1$ est trop grand ($> H$), alors cet écart aura tendance à augmenter et l'écart entre les bus $n - 1$ et n à diminuer. Il peut alors être judicieux de faire reposer une stratégie sur les écarts entre des prédécesseurs passés à l'arrêt longtemps auparavant. Dans l'exemple précédent, il faut appliquer une valeur du temps d'arrêt élevée pour compenser la différence positive $h_{n-1,s} - H$. Dans l'équation (4.28), le coefficient α_{-1} doit être positif. Il est à noter que les signes contraires des coefficients dans l'équation (4.27) viennent de la même considération. Une généralisation de ce constat consiste à appliquer des valeurs positives à tous les coefficients α_{2k+1} et des valeurs négatives aux α_{2k} ($k \in \mathbb{Z}$). De plus, il est clair que l'importance de prendre en compte l'écart d'une paire de bus diminue au fur et à mesure que cette paire est éloignée du bus considéré (nombreux bus avant ou après). Ainsi, les suites $|\alpha_{r,r \geq 0}|$ et $|\alpha_{r,r \leq 0}|$ doivent être décroissantes. Dans la suite de ce chapitre, nous prendrons les valeurs suivantes dépendant d'un unique paramètre α : $\alpha_{-1} = -\alpha_2 = (1/4)\alpha$; $\alpha_1 = -\alpha_0 = \alpha$ et $\alpha_r = 0$ sinon. Une méthode de contrôle C6 est alors obtenue.

Les stratégies de contrôle C3, C4, C5 et C6 sont paramétriques. L'avantage déjà énoncé est qu'un opérateur peut décider de l'intensité du contrôle. Il peut alors privilégier la régularité de sa ligne ou la vitesse commerciale des bus. En contrepartie, le paramètre doit être calé pour être optimal lors de son application sur un cas concret. Un opérateur ne dispose pas toujours des outils lui permettant de réaliser ce calage. Des stratégies de régulation non paramétriques basées sur des considérations physiques sont plus attractives pour le milieu opérationnel.

Tableau 4.9. Spécification des stratégies de maintien existantes.

	Stratégie	Prérequis	Formulation	Équations
C1	Naïve basée sur l'horaire	Aucun	$t'_{n,s} = T_{n,s}$	(4.23)
C2	Naïve basée sur l'écart précédent	Mémoire	$t'_{n,s} = \bar{t}'_{n-1,s} + H$	(4.24)
C3	Daganzo (2009)	Mémoire	$\tau_{n,s} = -\alpha(h_{n,s} - H)$ où $\alpha \in]0; 1[$	(4.25)
C4	Bartholdi et Eisenstein (2012)	Prévisions	$\tau_{n,s} = \alpha h_{n+1,s}$ où $\alpha \simeq 1/2$ est recommandé	(4.26)
C5	Daganzo et Pilachowski (2011)	Prévisions	$\tau_{n,s} = -\alpha(h_{n,s} - H) + \alpha(h_{n+1,s} - H)$ où $\alpha \in]0; 1/2[$	(4.27)
C6	Xuan et al. (2011)	Prévisions	$\tau_{n,s} = \sum_r \alpha_r (h_{n+r,s} - H)$ où $\alpha_{2k} < 0, \alpha_{2k+1} > 0$	(4.28)
C7*	Berrebi et al. (2015)	Prévisions déterm.	$\tau_{n,s} = \max_r \left(\frac{t_{n+r,s} - \bar{t}'_{n-1,s}}{1+r} \right) - (\bar{t}_{n,s} - \bar{t}'_{n-1,s})$	(4.29)
C7		Prévisions stoch.	$\tau_{n,s} = E \left[\max_r \left(\frac{t_{n+r,s} - \bar{t}'_{n-1,s}}{1+r} \right) \right] - (\bar{t}_{n,s} - \bar{t}'_{n-1,s})$	(4.30)
C8	Résiliente	Besoin de prévisions	$\tau_{n,s} = \frac{(h_{n+1,s_2 0} - h_{n,s_2 0})(H - \bar{h}_{n,s})}{(h_{n+1,s_2 0} - h_{n,s_2 0}) - (h_{n+1,s_2 H} - h_{n,s_2 H})}$	(4.31)

4.3.1.3 Présentation d'une stratégie innovante basée sur les prévisions des suiveurs

La formulation générale de [Xuan et al. \(2011\)](#) est intéressante car elle permet de tenir compte des futures arrivées des suiveurs. Cependant, la détermination des paramètres α_r est délicate même avec une connaissance avancée de la dynamique d'une ligne. Récemment, [Berrebi et al. \(2015\)](#) ont repris cette idée de réguler un bus n à un point de contrôle à partir de la prévision d'arrivée de ses suiveurs $n + r$. L'approche est différente des stratégies de contrôle classiques. Plutôt que de calculer la durée d'arrêt $\tau_{n,s}$ à partir de tous les suiveurs, elle n'est déterminée que par rapport au suiveur le plus limitant, c'est-à-dire celui qui risque d'arriver le plus en retard.

La Figure 4.15 illustre comment déterminer ce suiveur limitant. Elle représente les écarts temporels de chaque bus $n + r$ avec le bus n . Chaque ligne pointillée relie le départ du prédécesseur $n - 1$ avec un bus $n + r$. Elle indique comment faire partir chaque bus intermédiaire avec un écart constant. Le suiveur limitant est celui qui fait partir le bus courant n le plus tard. Dans le cas illustré, il s'agit du bus $n + 3$. Les départs préconisés, et en particulier celui du bus en cours de contrôle, sont représentés par les points de couleur. L'équation (4.29) synthétise ces considérations. La notation $t_{n+r,s}$ est l'écriture simplifiée de $t_{n+r,s|s_1}$ où s_1 est le dernier arrêt auquel est passé le bus $n + r$. Chaque expression $(t_{n+r,s} - \bar{t}'_{n-1,s})/(1+r)$ représente la pente d'une ligne pointillée.

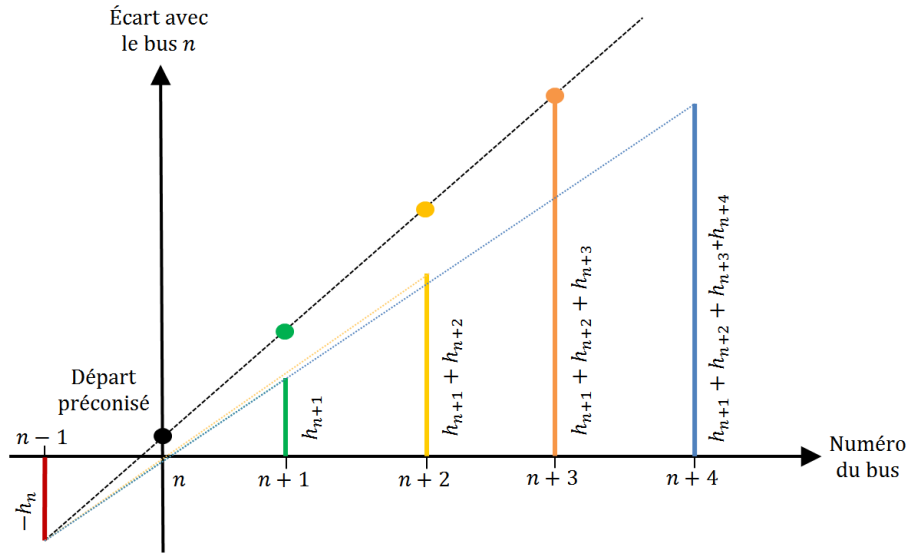


Figure 4.15. Principe de la stratégie proposée par Berrebi et al. (2015) sous sa forme déterministe.

L'équation (4.29) est basée sur des prévisions déterministes. L'hypothèse sous-jacente est que les prévisions vont être vérifiées. En pratique, et cela a été vu à la section 4.2, les trajectoires effectives des suiveurs ne sont pas exactement les trajectoires prévues. L'incertitude sur la date d'arrivée peut être quantifiée par une distribution des dates d'arrivée possibles des suiveurs au point de contrôle. La Figure 4.16 montre que la méthode du PF permet de remplir cette tâche en fournissant une distribution numérique de ces dates. Les différentes particules sont représentées sur la Figure 4.16a et les distributions sur la Figure 4.16b. Berrebi et al. (2015) formulent un contrôle C7 pour tenir compte de ces incertitudes. L'équation (4.30) est alors très similaire à l'équation (4.29) à ceci près que les dates d'arrivée prévues sont des vecteurs aléatoires et qu'il est nécessaire d'en considérer la moyenne. Cette méthode est particulièrement intéressante puisqu'elle prend en entrée les sorties brutes de la méthode de prévision présentée dans ce chapitre. Une collaboration a donc été entreprise avec l'équipe américaine ayant développé la méthode C7. Elle a débouché sur la rédaction d'un article scientifique soumis pour présentation à la conférence *Transportation Research Board*.

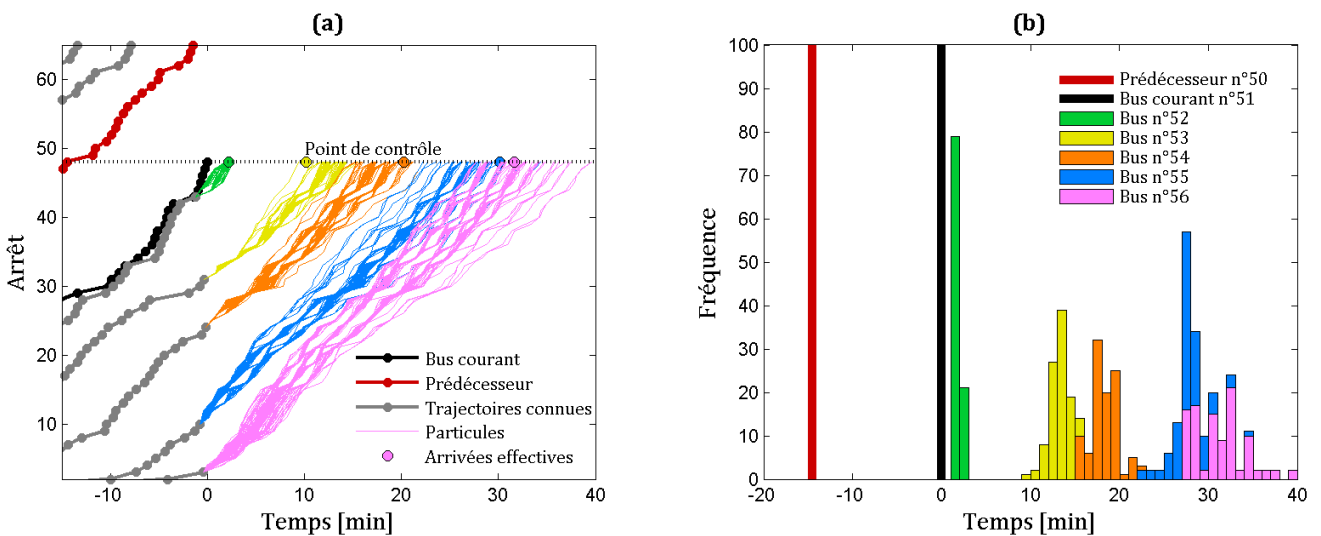


Figure 4.16. Utilisation du PF lors de l'arrivée d'un bus à un point de contrôle. (a) Trajectoires possibles des bus suivants, (b) probabilités des dates d'arrivées possibles pour ces bus.

4.3.1.4 Présentation d'une stratégie résiliente basée sur des prévisions du bus contrôlé

Toutes les méthodes présentées jusqu'ici font bien ressortir l'esprit des stratégies classiques. Elles ont pour but de recouvrir la régularité des bus au niveau du point de contrôle. En particulier, la méthode C7 n'utilise les prévisions que pour déterminer les écarts temporels $h_{n+r,s}$. Une autre approche innovante consiste à contrôler un bus à partir de prévisions sur la suite de la ligne. L'objectif n'est alors pas de recouvrir immédiatement la régularité du bus, mais de la préserver sur le long terme. Une stratégie C8 peut alors être proposée. Elle peut être qualifiée de *résiliente* dans le sens où elle cherche à conserver la régularité sur une portion de ligne non limitée au seul point de contrôle.

L'objectif du contrôle C8 est que les bus respectent des écarts fixes à un arrêt s_2 situé en aval du point de contrôle s . Par la suite, nous considérerons uniquement $s_2 = s + 10$. Le point crucial à déterminer est la durée du contrôle $\tau_{n,s}$ pour que les écarts temporels prévus $h_{n,s_2|\tau_{n,s}}$ et $h_{n+1,s_2|\tau_{n,s}}$ soient égaux. Il s'agit dans un premier temps d'estimer ces écarts temporels si aucune régulation n'est appliquée. Les prévisions des arrivées respectives des bus $n - 1$, n et $n + 1$ à l'arrêt s_2 permettent de déduire ces valeurs, notées respectivement $h_{n,s_2|0}$ et $h_{n+1,s_2|0}$. Si $h_{n,s_2|0} > h_{n+1,s_2|0}$, maintenir le bus n ne ferait qu'aggraver la situation. Il ne doit donc pas être retenu. Dans le cas contraire, appliquer un contrôle permettrait au bus d'augmenter mécaniquement son écart avec son prédécesseur et de diminuer celui avec son suiveur.

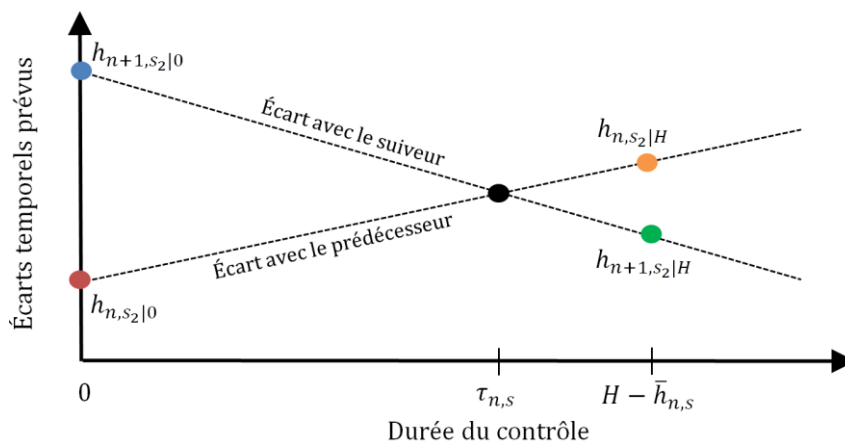


Figure 4.17. Utilisation de la méthode de prévision résiliente explicitant l'hypothèse de quasi-linéarité du comportement des bus pour déterminer son temps d'arrêt.

La durée optimale du contrôle ne peut pas être connue *a priori*. Néanmoins, une autre série de prévisions des bus $n - 1$, n et $n + 1$ à l'arrêt s_2 peut être réalisée en supposant que le bus n a été contrôlé. Il est intéressant de tester la durée d'arrêt nécessaire pour que le bus n respecte exactement son écart planifié H à son départ de l'arrêt s . Les prévisions des écarts sont alors notées $h_{n,s_2|H}$ et $h_{n+1,s_2|H}$. Les différentes prévisions sont représentées par les points sur la Figure 4.17. Il est alors supposé que chacun des deux écarts temporels $h_{n,s_2|\tau_{n,s}}$ et $h_{n+1,s_2|\tau_{n,s}}$ varie linéairement avec $\tau_{n,s}$, ce qui est représenté par les droites pointillées sur la Figure 4.17. L'équation (4.31) permet de déterminer la durée optimale $\tau_{n,s}$ du contrôle à appliquer pour que $h_{n,s_2|\tau_{n,s}} = h_{n+1,s_2|\tau_{n,s}}$. L'algorithme 3 synthétise le fonctionnement du contrôle C8.

Algorithme 3. Calcul de la durée d'arrêt du bus n au point de contrôle s à partir de ses prévisions.

Déterminer l'arrivée t_{n-1,s_2} du bus $n - 1$ à l'arrêt s_2 (par prévision si celle-ci n'est pas connue).

Calculer les prévisions $t_{n,s_2|s}$ du bus n et $t_{n+1,s_2|s}$ du suiveur si le bus n n'était pas maintenu. Les écarts temporels $h_{n,s_2|s}$ et $h_{n+1,s_2|s}$ s'en déduisent.

Calculer les prévisions $t_{n,s_2|H}$ du bus n et $t_{n+1,s_2|H}$ du suiveur si le bus n partait avec l'écart planifié H . Les écarts temporels $h_{n,s_2|H}$ et $h_{n+1,s_2|H}$ s'en déduisent.

Si $h_{n,s_2|0} > h_{n+1,s_2|0}$, **Faire**

Laisser partir le bus à la fin de son chargement : $\tau_{n,s} = 0$.

Sinon, Faire

Calculer la durée d'arrêt $\tau_{n,s}$ à partir de l'équation (4.31).

Fin

Le contrôle C8 consiste donc à contrôler le bus n à l'arrêt s pour que ses écarts temporels avec son prédécesseur et son suiveur à l'arrêt s_2 soient égaux. Cela revient à appliquer préventivement la stratégie du contrôle C5 avec le paramètre $\alpha = 1/2$. De même, toute une gamme de nouvelles stratégies pourrait être imaginée, chacune consistant à appliquer préventivement l'une des stratégies C2, C3, C4, C6 et C7. Dans un souci de simplicité, cet ensemble de stratégies n'est pas mis en œuvre dans la suite de cette thèse.

4.3.1.5 Variantes des stratégies

Afin d'être lisibles et aisément assimilables, les équations présentées dans le Tableau 4.9 sont très légèrement simplifiées par rapport à leur formulation originelle dans la littérature. En particulier, elles ne sont exprimées qu'en fonction des différents $h_{n+r,s}$. Celui-ci a jusqu'ici été présenté comme étant le temps entre deux arrivées de bus successives. Les considérer ainsi fait que les régulations appliquées sur les bus précédents ne sont pas prises en compte pour la régulation du bus courant. On préférera alors plutôt assimiler $h_{n+r,s}$ comme étant l'écart entre le départ du bus $n + r - 1$ et le bus $n + r$. L'inconvénient de cette solution est que des retards de bus en cascade peuvent apparaître.

Dans le cas où des trains de bus arrivent au point de contrôle, [Bartholdi et Eisenstein \(2012\)](#) proposent d'ajouter la contrainte suivante à une stratégie :

$$t'_{n,s} \geq \bar{t}_{n-1,s} + \frac{H}{2} \quad (4.32)$$

Elle signifie qu'un bus ne peut pas partir du point de contrôle si la moitié de l'écart temporel le séparant théoriquement de son prédécesseur ne s'est pas écoulée. Cette contrainte permet de séparer deux bus (ou plus) à leur départ du point de contrôle. Par la suite, elle est appliquée pour toutes les stratégies basées sur la connaissance des écarts temporels avec le prédécesseur.

Par ailleurs, pour contrôler un bus, les méthodes C4, C5, C6, C7 et C8 utilisent la prévision de son suiveur. Dans le cas où celui-ci n'a pas encore commencé son parcours, le PF n'est pas en mesure de fournir cette information. C'est par exemple le cas si le point de contrôle est très proche du début de la ligne. Dans la suite, nous appliquerons les formules présentées dans le Tableau 4.9 en remplaçant $h_{n+1,s}$ par H , ce qui suppose que le suiveur respectera sa fréquence.

4.3.2 Évaluation et comparaison des stratégies

A présent les différentes stratégies présentées sont implémentées dans la plate-forme de simulation temps réel pour être évaluées et comparées. Tous les résultats qui suivent sont obtenus à partir de l'étude des bus 50 à 59 voyageant chaque jour entre 14h et 16h. Il s'agit de la période où la fréquence planifiée est la plus haute et constante.

4.3.2.1 Évaluation d'une méthode de contrôle : choix d'indicateurs

La section 2.2.1 a présenté deux indicateurs basés sur l'augmentation du temps d'attente moyen des usagers. En particulier, l'indicateur $I_0(s)$ quantifie l'irrégularité d'un groupe de bus à un arrêt s , cf équation (2.10). Une régulation intervenant à un point de contrôle s donné, il peut être intéressant de quantifier son amélioration locale de la régularité des bus. Un indicateur $I_8(s)$ est ainsi déterminé par :

$$I_8(s) = \frac{I_0(s) - I_0(s+1)}{I_0(s)} \quad (4.33)$$

Il représente la diminution relative de l'irrégularité d'un groupe de bus due au contrôle. Plus sa valeur est élevée, plus la régulation est localement efficace. Toutefois, le cadencement des bus imposé par le contrôle peut être bon à un arrêt donné tout en donnant lieu à une rapide détérioration du système, cf section 2.2.3.2. L'indicateur I_1 d'irrégularité des bus sur l'intégralité de leur parcours est alors mieux adapté pour étudier cette dynamique future. Une régulation est efficace lorsque I_1 est faible.

La contrepartie du maintien des bus à un point de contrôle est le temps perdu en moyenne par ces derniers. Celui-ci se calcule de la manière suivante :

$$TPMB(s) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \bar{t}'_{n,s} - (\bar{t}_{n,s} + d_{n,s}) \quad (4.34)$$

Chaque terme vaut 0 si l'arrêt n'est dû qu'au temps de chargement $d_{n,s}$ et vaut $\tau_{n,s}$ dans le cas contraire. Plus cet indicateur est bas, plus la nuisance engendrée sur les usagers par la régulation est faible. Certaines stratégies de contrôle sont conçues pour être appliquées à plusieurs points de contrôle. Dans ce cas, un indicateur de temps total perdu en moyenne par bus se déduit aisément du *TPMB* :

$$I_9 = \sum_{s=1}^S TPMB(s) \quad (4.35)$$

4.3.2.2 Implémentation des stratégies dans la plate-forme temps réel

Le jeu de validation des données de Portland est utilisé afin de créer de nombreuses situations réalistes auquel le contrôle peut s'appliquer. En revanche, une fois le système réel modifié, c'est-à-dire une fois qu'un bus a été ralenti, utiliser les trajectoires effectives des bus n'a plus de sens. Ainsi, les trajectoires réelles ne sont utilisées que jusqu'au premier point de contrôle. Après cela, elles sont simulées à l'aide d'un modèle. Deux modèles différents sont utilisés dans cette partie. (i) Le premier permet de simuler des trajectoires après le premier point de contrôle et est appelé *modèle de simulation*. (ii) Le second prévoit les trajectoires futures et est appelé *modèle de prévision*.

(i) Les trajectoires sont simulées avec le modèle MB3 décrit dans le Tableau 4.4 et permettant le meilleur compromis entre réalisme et facilité d'utilisation. Pour rappel, il est composé d'une part du module de temps d'arrêt le plus complet avec prise en compte de la montée, de la descente et donc du chargement. D'autre part, le module de temps de parcours repose sur la méthode de calcul M4. Il est

bien adapté car la ligne de Portland n'est pas soumise à de fortes congestions qui réduisent la vitesse des bus. Ce modèle est bien entendu utilisé dans sa forme stochastique.

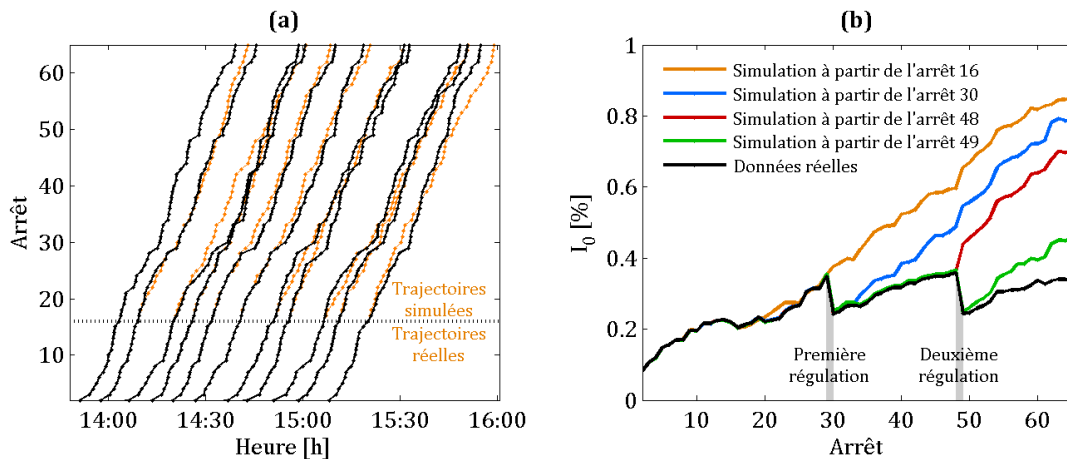


Figure 4.18. (a) Trajectoires réelles et simulées à partir d'un arrêt donné. (b) Évolution de l'indicateur d'irrégularité sur le groupe de bus en fonction de la position du premier point de contrôle.

La Figure 4.18 exhibe les différences entre le modèle de simulation et la réalité. La Figure 4.18a représente les trajectoires réelles et simulées. Comme expliqué précédemment, elles ne sont différentes qu'à partir du premier point de contrôle, ici l'arrêt n° 16. Pour cette figure, aucune régulation n'est appliquée. Il peut être observé que les tendances (diminution ou augmentation des écarts temporels entre les bus) sont approximativement les mêmes dans les deux cas. La Figure 4.18b complète cette analyse visuelle par la comparaison des dynamiques observées dans la réalité et du modèle de simulation. Cette dynamique est assimilée ici à l'évolution de l'indicateur d'irrégularité local $I_0(s)$ en fonction de l'arrêt s . La courbe noire est associée aux trajectoires réelles et sert de référence. Les autres courbes sont associées aux trajectoires simulées à partir d'un certain point de la ligne. Ces dernières ont tendance à augmenter plus rapidement que la courbe de référence. Cela signifie que le MB3 utilisé est plus instable que la réalité. Cela peut s'expliquer par le fait que les conducteurs de bus font leur possible pour adhérer aux horaires en modulant leur vitesse. Néanmoins ce modèle reproduit bien la dynamique des lignes, ce qui est pertinent pour tester des stratégies de régulation.

(ii) Lorsque des prévisions sont nécessaires, celles-ci sont réalisées à l'aide du MB2 décrit dans le Tableau 4.4. Pour rappel, le module de temps d'arrêt est le même que pour le modèle de simulation MB3 et le module de temps de parcours est basé sur les distributions classiques. C'est en effet le modèle le plus à même d'être utilisé par des exploitants, puisque nécessitant le moins de données. Ce modèle de prévision est encore considéré dans sa forme stochastique et 100 particules sont générées pour chaque prévision. Il est à noter que l'initialisation de la prévision des trajectoires requiert une estimation du chargement. Cette estimation est calculée par l'équation (4.14) et est réalisée en totale indépendance du chargement effectif généré à l'aide du modèle de simulation.

4.3.2.3 Calage des paramètres des stratégies paramétriques

Les stratégies C3, C4, C5 et C6 sont paramétriques. Afin qu'elles puissent être comparées le plus honnêtement possible avec les autres régulations, leurs paramètres doivent être calés. Elles s'appliqueront donc avec une efficacité optimale. Ce calage est effectué sur le jeu de calage utilisé aussi pour déterminer les paramètres des modèles de bus. A noter que cette double utilisation n'est pas un

problème puisqu'il ne s'agit que de déterminer des paramètres de contrôle. Le calage se base sur une analyse de sensibilité au paramètre α des deux indicateurs (a) le temps perdu en moyenne par un bus I_9 [min] et (b) l'irrégularité du système I_1 . Plus ces indicateurs sont bas, plus la régulation est performante avec une faible nuisance sur les usagers. 20 réplifications sont réalisées pour chacun des 21 jours que contient le jeu de données. Pour une valeur de α , chaque indicateur est donc calculé sur un ensemble de 420 mesures. De plus, la contrainte exprimée dans l'équation (4.32) n'est pas considérée afin de ne pas influencer de calage des paramètres.

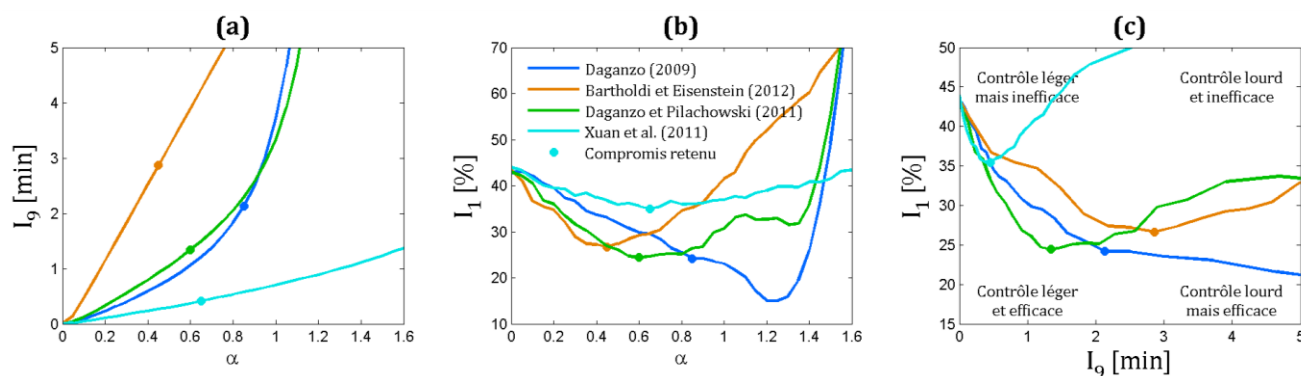


Figure 4.19. (a) Temps perdu en moyenne au point de contrôle (I_9) par le groupe de 10 bus. (b) Irrégularité du système (I_1) sur l'ensemble de la ligne. (c) Relation entre les deux indicateurs.

Tableau 4.10. Résultat du calage pour les différentes méthodes de contrôle.

Méthode de contrôle	C3	C4	C5	C6
Paramètre α retenu	0.85	0.45	0.6	0.65

La Figure 4.19 montre le résultat de l'analyse de sensibilité pour les deux indicateurs. La Figure 4.19a indique que plus α est grand, plus le temps perdu lors du contrôle est important. Ce résultat vient directement des expressions respectives des différents contrôles donnés par le Tableau 4.9. La dépendance à α est quadratique pour les stratégies C3, C5 et C6 et linéaire pour C4. Une régulation est acceptable si le temps moyen perdu par bus à un point de contrôle est inférieur à 5 minutes. Les courbes de la Figure 4.19b font apparaître des optimum globaux pour les stratégies, c'est-à-dire des valeurs de α telles que l'irrégularité du système est minimale. Pour les stratégies C4, C5 et C6, ces valeurs (points de couleur particuliers) sont associées à des temps moyens perdus relativement faibles. En revanche, l'optimum global du contrôle C3 obtenu pour $\alpha = 1.2$ est associé à un temps moyen perdu de plus de 10 min, soit plus que l'écart théorique H entre les bus à cette heure de la journée. C'est inacceptable pour les usagers. Aussi considère-t-on à la place le seul autre minimum local pour $\alpha = 0.85$, associé à un temps perdu beaucoup plus faible. Le Tableau 4.10 récapitule les valeurs des paramètres optimaux qui seront utilisés dans la suite de ce chapitre.

4.3.2.4 Comparaison des stratégies appliquées à un unique point de contrôle

Les stratégies sont à présent mises en œuvre et comparées pour un unique point de contrôle situé au niveau de l'arrêt 48. Les trajectoires de bus sont les trajectoires réelles jusqu'au point de contrôle. Plus en aval, elles sont simulées à l'aide du modèle de simulation. L'usage de ces dernières a un intérêt uniquement pour l'évolution de la ligne en aval du point de contrôle. De plus, les indicateurs sont moyennés sur les 21 jours du jeu de validation et sur 20 réplifications. La Figure 4.20a montre

l'évolution de l'indicateur d'irrégularité du système de 10 bus le long de la ligne, et ce pour toutes les stratégies. L'effet de chacune d'elles est visible entre les arrêts 48 et 49 par la chute de l'indicateur d'irrégularité local I_0 . Plus la baisse est forte, et plus le contrôle est efficace. Ce constat permet de classer aisément les contrôles en fonction de leur efficacité. La courbe noire représente la situation réelle et sert de référence. En parallèle, la Figure 4.20b indique le temps perdu en moyenne par bus au cours de la régulation.

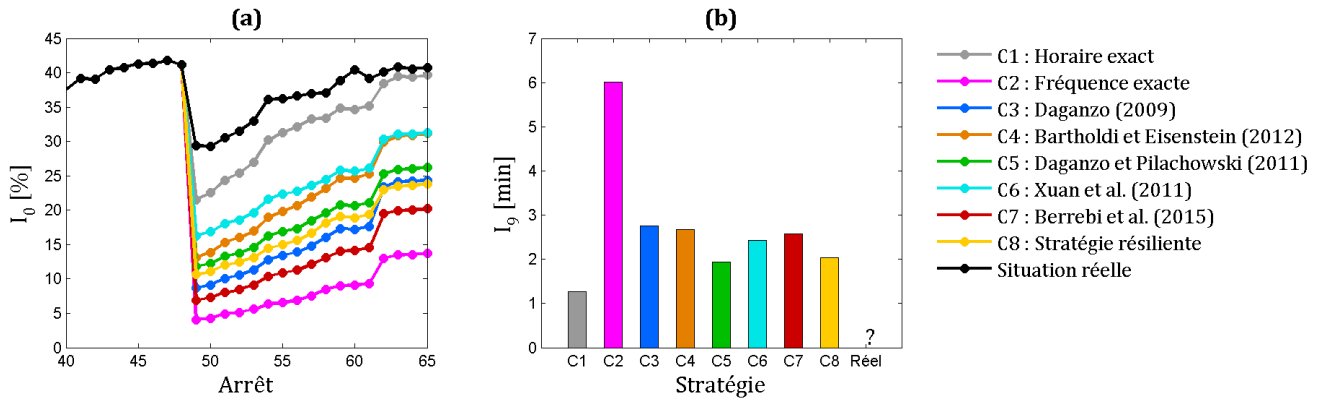


Figure 4.20. (a) Effet des régulations sur l'irrégularité locale du système (bus 50 à 59 tous les jours du jeu de validation). (b) Temps perdus en moyenne par bus associés à ces régulations.

Tout d'abord, le contrôle appliqué en pratique est moins efficace que toutes les autres méthodes testées. La méthode la moins efficace est la méthode C1 basée sur l'horaire. Elle est très proche de la situation réelle, ce qui laisse penser que les bus sont régulés de cette manière. Les autres stratégies sont significativement plus efficaces. Les méthodes C3 à C8 sont assez similaires, tant du point de vue de leur efficacité que du temps qu'elles font perdre aux bus. Cela s'explique en partie par le fait que la même contrainte exprimée dans l'équation (4.32) a été considérée pour toutes ces méthodes. La régularité de la ligne étant très dégradée au niveau de l'arrêt 48, cette contrainte a un effet prépondérant. La récente méthode C7 de [Berrebi et al. \(2015\)](#) offre un bon compromis en faisant perdre peu de temps aux bus tout en les régulant efficacement. Enfin, la méthode C2 imposant à un bus de partir exactement avec un écart temporel de H est celle qui régule le mieux les bus. Sa formulation suffit à le justifier. Cependant, elle entraîne un temps perdu extrêmement important : 6 min, à comparer avec $H = 7$ min. Dès qu'un bus prend trop de retard, cette méthode de contrôle retarde en chaîne tous les bus suivants. Elle est donc difficilement applicable en pratique.

4.3.2.5 Comparaison des stratégies appliquées à plusieurs points de contrôle

Les écarts temporels entre les bus de la ligne sont fortement dégradés au niveau de l'arrêt 48. La contrainte exprimée dans l'équation (4.32), indispensable pour séparer les trains de bus, empêche de bien distinguer le fonctionnement des différentes méthodes de régulation. Les stratégies sont à présent appliquées à plusieurs points de contrôle et comparées. Par cohérence avec les données réelles, ceux-ci sont positionnés aux arrêts 12, 30 et 48. Si l'arrêt 12 n'a pas été identifié comme étant un point de contrôle de la route 72, il constitue un maximum de local de l'irrégularité I_0 de la ligne, cf Figure 4.18. La Figure 4.21 présente les résultats du contrôle multiple. Comme précédemment, 20 répliques ont été effectuées avec les 21 jours du jeu de validation et le même groupe de bus est considéré.

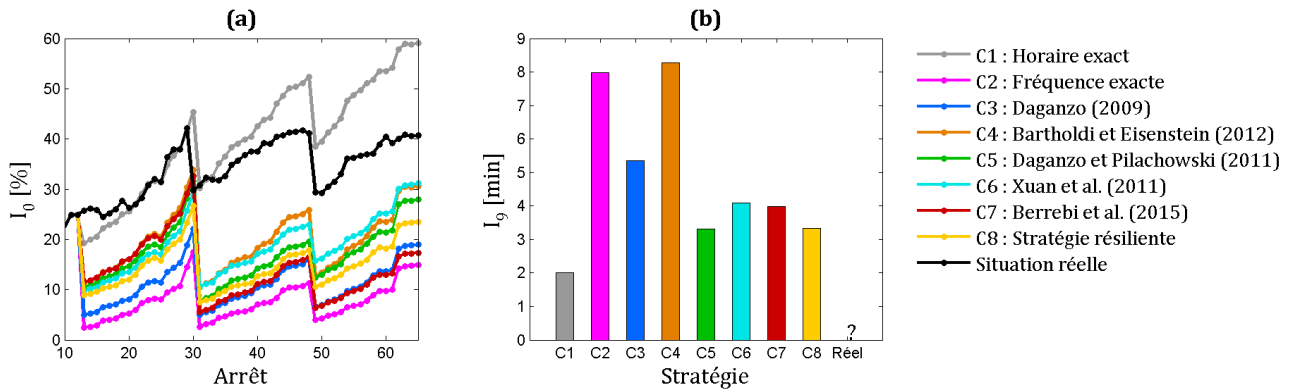


Figure 4.21. Relation entre le temps perdu en moyenne par bus (I_9) et l'irrégularité du système (I_1) pour les différentes stratégies de contrôle étudiées.

Globalement, l'ordre relatif des différentes stratégies est le même que précédemment et les temps perdus lors de la régulation sont légèrement supérieurs (environ 1 min). Cette fois encore, la méthode C1 basée sur l'horaire est la moins efficace et très proche de la situation réelle. La divergence entre les deux courbes sur la Figure 4.21a s'explique par l'utilisation du modèle de simulation à partir du premier point de contrôle. Ce dernier reproduit une dynamique plus instable qu'observée dans la réalité. La seule différence notable par rapport aux résultats de la Figure 4.20 est que le temps perdu lors de l'application de la stratégie C4 explose. Cela s'explique par le fait que cette méthode contrôle les bus en les retenant environ une durée $H/2$ à chaque point de contrôle.

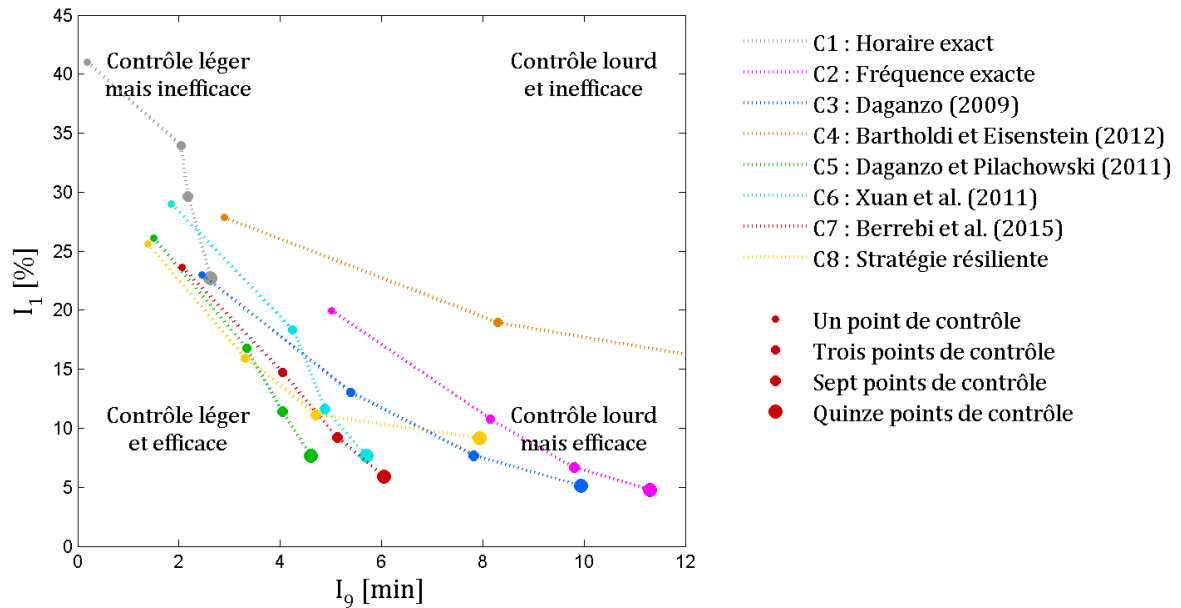


Figure 4.22. Compromis entre l'irrégularité du système (I_1) et le temps perdu en moyenne par bus (I_9) pour les différentes méthodes de contrôle.

Pour généraliser ces résultats, l'évolution des différentes stratégies face à l'augmentation du nombre de points de contrôle est à présent étudiée. n_{pc} points de contrôle séparent la ligne de bus en $n_{pc} + 1$ parties comportant le même nombre d'arrêts. Quatre situations sont testées : (i) un unique point de contrôle au milieu de la ligne, (ii) trois points de contrôle tous les seize arrêts, (iii) sept points de contrôle tous les huit arrêts, (iv) quinze points de contrôle tous les quatre arrêts. La Figure 4.22

illustre les résultats en représentant pour chaque stratégie et pour un nombre donné de points de contrôle les indicateurs I_1 d'irrégularité globale du système et I_9 de temps perdu en moyenne par bus sur leur parcours en raison de la régulation.

Pour toutes les stratégies, augmenter le nombre de points de contrôle renforce leur efficacité au détriment de la vitesse commerciale des bus. Un classement peut être proposé en fonction de la proximité de chaque groupe de points à l'origine du repère. Suivant ce compromis, la stratégie C5 est la meilleure, suivie de très près par les stratégies C7 et C8. Cette proximité s'explique aisément par le fait que la méthode C5 est un cas particulier de la méthode C7 et que la méthode C8 vise à appliquer préventivement la méthode C5. Si la régularité est préférée à la vitesse commerciale, la méthode C7 est cependant plus pertinente. Les stratégies C1, C6, C3 et C2 sont difficilement classables car elles offrent des compromis différents. Elles sont respectivement de plus en plus efficaces, mais réduisent de plus en plus la vitesse commerciale des bus. Enfin, la stratégie C4 est la moins efficace, d'autant plus lorsque plusieurs points de contrôles sont considérés.

4.3.2.6 Influence de la qualité de la prévision

Les résultats précédents ont été réalisés en utilisant la méthode de prévision présentée dans la section 4.2 et basée sur le modèle de bus MB2. Les prévisions données par cette méthode ne sont bien entendu pas parfaites. En particulier, l'étude des prévisions fournies par le PF a montré qu'une prévision est caractérisée par un biais (I_4) et une incertitude (I_5). Pour une méthode donnée, plus l'indicateur I_4 est faible, plus une prévision est juste. Plus l'indicateur I_5 est faible, plus le PF accorde de confiance à la prévision qu'il donne. Notons qu'une mauvaise méthode de prévision peut être sûre d'elle tout en donnant des résultats faux. À l'inverse, une méthode de prévision efficace donne des prévisions justes avec une forte certitude.

Les méthodes de contrôle C4 et C5 utilisent des prévisions moyennes. Elles dépendent uniquement de la justesse de ces prévisions. En revanche, la méthode de contrôle C7 utilise des prévisions stochastiques. La dispersion des particules peut avoir une influence sur son efficacité. Il est intéressant de tester la sensibilité de ces trois méthodes aux deux indicateurs I_4 et I_5 de qualité des prévisions. Pour cela, au lieu d'utiliser des prévisions issues du PF, les méthodes de contrôle se basent sur des distributions synthétiques d'arrivées $t_{n+r,s}$ du bus $n+r$ à un point de contrôle s à partir de la connaissance supposée de sa date d'arrivée réelle $\bar{t}_{n+r,s}$. Les prévisions synthétiques sont générées de la manière suivante :

$$\begin{aligned} t_{n+r,s} &\sim \mathcal{N}(\bar{t}_{n+r,s} + I_4, I_5) \\ \begin{cases} I_4 &\sim \mathcal{U}([- \theta_4 h_p, + \theta_4 h_p]) \\ I_5 &= \theta_5 h_p \end{cases} \end{aligned} \quad (4.36)$$

où h_p est l'horizon de prévision de l'arrivée du bus $n+r$. L'équation (4.36) se base sur l'analyse des prévisions présentée à la section précédente. Les distributions synthétiques d'arrivées prévues sont supposées normalement distribuées en raison de la forme des distributions observées par exemple sur la Figure 4.16. Par ailleurs, l'analyse de la Figure 4.13 a montré que le biais I_4 et l'écart-type des distributions d'arrivées I_5 dépendent de l'horizon de prévision h_p . La répartition régulière des déciles de I_4 pour n'importe quelle valeur h_p justifie le choix de la distribution uniforme pour le biais. Leur augmentation constante en fonction de h_p justifie l'introduction d'un paramètre θ_4 . Plus θ_4 est élevé, plus une prévision peut se dégrader rapidement. L'écart-type I_5 des distributions augmente également

de manière constante avec h_p . Cela justifie l'introduction d'un paramètre θ_5 . Plus θ_5 est élevé, plus vite la confiance à accorder à une prévision diminue. En particulier, lorsque $\theta_4 = 0$ et $\theta_5 = 0$, toutes les prévisions sont parfaites (justes et certaines). A titre d'exemple, la Figure 4.14 indique des valeurs approximatives de $\theta_4 \simeq 0,25$ (9^{ème} décile) et $\theta_5 \simeq 0,1$ (médiane) pour le MB2 utilisé dans cette section. Au-delà des valeurs respectives $\theta_4 > 1$ et $\theta_5 > 0,5$, les prévisions données par l'équation (4.36) n'ont physiquement plus d'intérêt.

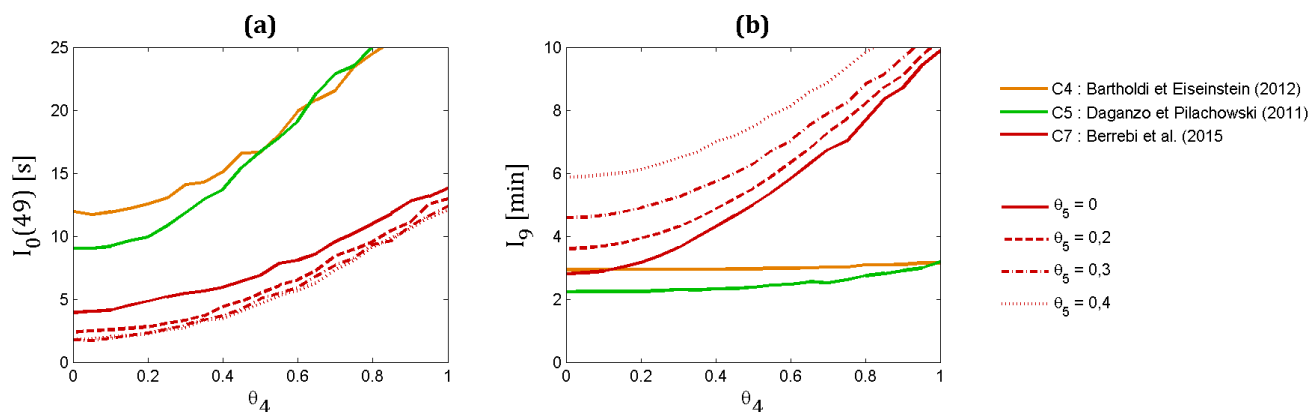


Figure 4.23. Évolution (a) de l'irrégularité locale des bus en aval du point de contrôle et (b) du temps perdu en moyenne par bus au cours de cette régulation en fonction des paramètres de justesse et de certitude des prévisions synthétiques.

La Figure 4.23 évalue les trois stratégies de régulation C4, C5 et C7 pour un unique point de contrôle situé à l'arrêt 48 en fonction des paramètres θ_4 et θ_5 . Il apparaît que plus θ_4 est élevé, plus l'irrégularité locale du système est élevée après le point de contrôle. Ces stratégies basées sur des prévisions fausses ne parviennent donc pas à ramener les bus à des intervalles réguliers. Les valeurs élevées de θ_4 augmentent les durées de régulation de la méthode C7. Le biais des prévisions augmentant avec l'horizon de prévision, les prévisions concernant les suiveurs lointains peuvent être très pessimistes et augmenter fortement la durée de contrôle. En revanche, le temps perdu en régulation des méthodes C4 et C5 n'augmente pas avec θ_4 . Cela vient du fait que les prévisions synthétiques sont en moyenne autant en avance qu'en retard. Par ailleurs, l'augmentation de θ_5 augmente le temps perdu en régulation de la méthode C7 sans modifier significativement l'efficacité du contrôle. La stratégie a donc tendance à compenser l'incertitude des prévisions par des plus longs temps d'attente des bus. Notons cependant que les valeurs réalistes de θ_4 et θ_5 conduisent à des valeurs de I_0 et I_9 proches des valeurs optimales. Ainsi, couplée avec le PF en méthode de prévision, la stratégie C7 est peu sensible aux erreurs de prévisions.

4.3.2.7 Bilan des comparaisons des méthodes de contrôle

Dans cette section, plusieurs méthodes de contrôle existant dans la littérature ont été présentées et formulées. Le choix de l'une par rapport à une autre dépend du compromis fixé par l'exploitant entre la régularité de sa ligne et le temps perdu en régulation. Il a en particulier été vu que réguler les bus par rapport à leurs horaires n'est pas une solution pertinente. A l'inverse, réguler les bus en les forçant à respecter l'écart temporel planifié avec leur prédécesseur est très efficace mais entraîne une réduction significative de la vitesse commerciale de la ligne. D'autres stratégies permettent de diminuer fortement l'irrégularité des bus tout en limitant le temps perdu en régulation. Une méthode

très efficace est celle proposée par [Berrebi et al. \(2015\)](#). Pour réguler un bus, elle utilise les dates d'arrivée des suiveurs au point de contrôle. La méthode de prévision introduite à la section 4.2 remplit alors parfaitement ce rôle et est même indispensable. Une étude de sensibilité aux paramètres de qualité des prévisions a été conduite pour évaluer la robustesse de la combinaison des deux méthodes. Elle montre que les prévisions fournies par le PF permettent à la stratégie de contrôle de fonctionner presque aussi efficacement que si les prévisions étaient parfaites. Améliorer les prévisions ne permettrait de gagner qu'une minute lors du contrôle.

Certaines réserves peuvent être émises concernant la validité des résultats présentés dans cette section. Tout d'abord, il conviendrait de caler les paramètres des stratégies paramétriques dans les mêmes conditions que pour leur évaluation. Cela limiterait en particulier le temps perdu lors de la régulation avec la méthode C4. C'est d'ailleurs un inconvénient majeur pour ces méthodes. La phase de calage est longue à réaliser et ne peut notamment pas être mise en œuvre avant chaque nouvelle configuration des points de contrôles.

En outre, La contrainte exprimée dans l'équation (4.32) a un poids très important dans les résultats. En effet, elle permet de séparer les trains de bus arrivant à un point de contrôle, ce qui fait chuter l'indicateur d'irrégularité. Il est alors difficile de départager les différentes stratégies, car elles sont associées à des indicateurs très semblables. Dans des recherches préliminaires, les stratégies ont été testées sans cette contrainte, ce qui a abouti à des résultats assez différents. En particulier, les méthodes C3, C4, C5 et C6 étaient moins performantes car elles ne pouvaient pas toujours séparer les trains de bus. Ce choix de conserver l'équation (4.32) a été fait par souci d'équité et en raison de son importance cruciale.

Enfin, la méthode C8 est la seule stratégie se basant sur une prévision des trajectoires de bus en aval du point de contrôle. Elle pourrait être bien adaptée pour réguler les bus aux points terminaux. En effet dans certaines situations, comme lorsque le changement des conditions de trafic et de la demande est prévisible, le cadencement régulier des bus suivants en début de ligne peut être non optimal. La méthode C8 pourrait proposer un cadencement moins trivial adapté au cas rencontré.

Bilan du Chapitre 4



Synthèse du chapitre

Ce chapitre applique la modélisation des lignes de bus à des cas concrets et en fait un outil pour l'aide à l'exploitation en temps réel. Des données archivées permettent de caler les paramètres des différents modèles de bus pour les adapter à un cas d'étude donné. En particulier, ils permettent d'estimer les futures arrivées des bus aux arrêts à partir de la connaissance de leurs positions en temps réel. Une méthode de prévision combinant un filtre à particules avec un modèle mésoscopique est ainsi introduite. La qualité des prévisions est évaluée par comparaison *a posteriori* avec les trajectoires réelles. Les erreurs de prévision augmentent avec l'horizon de prévision et la confiance à leur accorder diminue de même. Les variations de fréquences sont en revanche parfaitement anticipées. Une comparaison de quatre modèles de bus montre que la prise en compte du chargement des bus dans la modélisation est indispensable pour réaliser des prévisions correctes. De plus, chaque étape de raffinement du modèle de temps de parcours améliore légèrement la durée de validité et la qualité des prévisions.

Ces prévisions sont ensuite utilisées pour réguler la ligne à des points de contrôle. Huit stratégies de régulation aux arrêts sont proposées, dont cinq nécessitent l'usage des prévisions. La pertinence d'une méthode se mesure par sa capacité à réguler les bus tout en préservant leur vitesse commerciale. Le choix d'une stratégie par rapport à une autre est un compromis entre ces deux critères. Une méthode offrant un excellent compromis est la récente méthode de contrôle C7 utilisant tous les avantages de la méthode de prévision.



Verrous à dépasser dans des recherches futures sur le sujet

La poursuite du travail présenté dans ce chapitre devrait principalement s'orienter vers l'amélioration des méthodes de prévision. Un calage en ligne des paramètres du modèle plutôt que hors ligne pourrait aider à mieux estimer la fréquentation et les conditions de trafic en temps réel. De plus, l'évaluation des méthodes de prévision sur ce cas d'étude est limitée en raison de la régulation ayant déjà lieu sur la route 72. Un test en simulation serait une bonne approche pour confirmer les résultats présentés dans cette thèse. Il permettrait en outre de tester des *scenarii* variés où la ligne de bus pourrait être soumise à la congestion urbaine. Cela mettrait en particulier à jour les atouts du MB4 utilisant la méthode d'estimation de temps de parcours M6 par rapport aux autres modèles de bus.



Perspectives pour des recherches annexes

La principale perspective de recherche consiste à proposer des stratégies de régulation innovantes. Celles-ci ne s'appliqueraient pas uniquement au niveau des arrêts, mais potentiellement sur l'ensemble de la ligne par l'intermédiaire des feux de circulation. Du contrôle zonal du trafic pourrait également être imaginé. Appliquer ces stratégies nécessite d'utiliser un modèle de bus utilisant la connaissance explicite des feux et du trafic, modèle déjà développé sous de nombreuses formes dans cette thèse.

Conclusion générale et perspectives

Cette thèse propose une gamme d'outils permettant de préserver la régularité des bus sur leur ligne. Comme dans de nombreux travaux traitant de ce sujet, la modélisation est au cœur du travail de recherche. Les modèles classiquement utilisés sont événementiels et qualifiés de mésoscopiques. Ils permettent un calcul itératif des temps d'arrêt et de parcours successifs des bus sur leur ligne. L'étude d'un système de bus ainsi modélisé permet de mettre en évidence les différentes composantes de sa dynamique. En particulier, les variations de fréquence donnant lieu à l'apparition de trains de bus sont reproduites.

Deux principaux constats ont orienté les recherches dans deux directions. Le premier est qu'ils ne sont pas assez développés pour prendre en compte de manière explicite les feux de circulation et le trafic environnant. Pourtant, ces éléments extérieurs affectent considérablement le fonctionnement des lignes en retardant les bus et en dégradant leur ponctualité. Ainsi, les modèles de bus classiques ont été progressivement raffinés pour prendre en compte les feux et le trafic. Le second constat est que ces modèles centrés sur les bus et aux faibles coûts de calcul sont tout à fait pertinents pour un usage en temps réel par des exploitants. Ils peuvent servir d'aide à la décision concernant le choix des stratégies de régulation à enclencher. Un axe de recherche applique donc la modélisation des lignes de bus à des cas concrets dans un contexte d'exploitation en temps réel.

La modélisation est le moyen choisi pour enrichir les informations disponibles sur une ligne et répondre à l'objectif annoncé. Cette articulation de la méthodologie selon le triptyque « données – modèle – contrôle » est décrite par la Figure C.1.

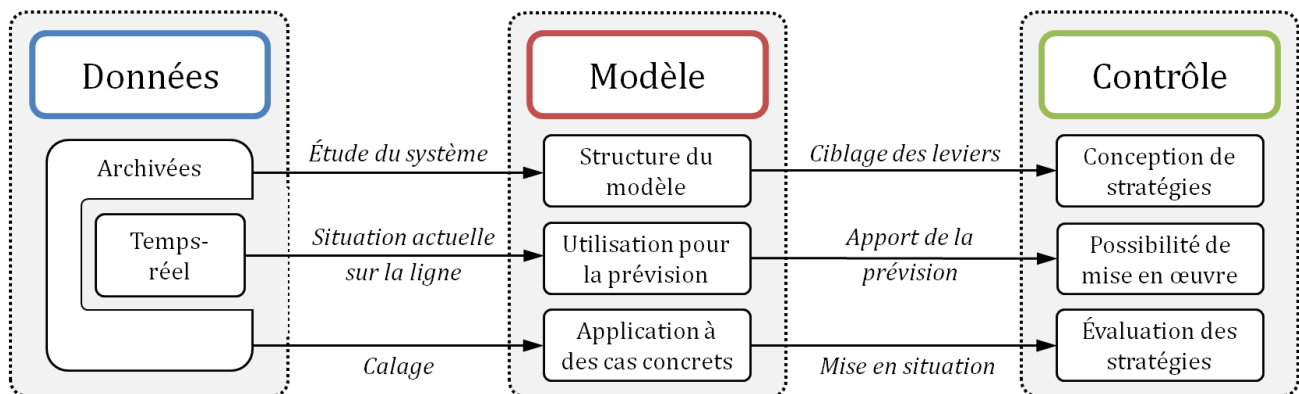


Figure C.1. Articulation des diverses facettes de la thèse organisées suivant leur appartenance aux données (prérequis), à la modélisation (moyen) ou au contrôle (finalité).

Les données terrain : un prérequis à l'usage opérationnel de la modélisation

Les données sont le prérequis indispensable à l'application de la modélisation à des cas concrets. Dans les recherches présentées, quatre types d'information ont été utilisés : les données GPS donnant accès aux positions des bus au cours du temps, les données de fréquentation d'une ligne accessibles par des compteurs automatiques intégrés aux bus, les informations sur le trafic provenant

des boucles électromagnétiques installées sous la chaussée ainsi que les paramètres des feux de circulation. Ces données permettent le calage de l'ensemble des paramètres et variables utilisés dans le modèle. L'archivage des données est donc un enjeu fort pour le transport urbain. Leur accès en temps réel l'est également. La méthode de prévision combinant un filtre à particules avec un modèle mésoscopique ne permet en effet de prévoir l'évolution des lignes de bus qu'à partir de l'information connue à un instant donné. Les données en temps réel sont donc indispensables à la génération de prévisions, comme le montre la ligne horizontale intermédiaire de la Figure C.1.

Jusqu'à présent, seules les données GPS ont été supposées arriver en temps réel. Une autre hypothèse beaucoup plus forte et d'ailleurs peu réaliste est que les paramètres des feux dynamiques sont connus à l'avance. À l'inverse, seules les archives de fréquentation des usagers et du trafic environnant ont été utilisées. Leur possible évolution future est estimée à travers la génération de nombres aléatoires basés sur des lois de probabilité. C'est un atout car les méthodes développées dans la thèse peuvent facilement s'intégrer dans des systèmes d'aide à l'exploitation ne disposant que de données limitées. En revanche, les prévisions peuvent ne pas être optimales et pourraient être améliorées par l'utilisation d'informations actualisées sur la fréquentation de la ligne et les débits de trafic environnant. Comme le montre la Figure C.2, ce recalage pourrait s'effectuer sur le passé proche. Les effets attendus sont un allongement de la durée de validité des prévisions.

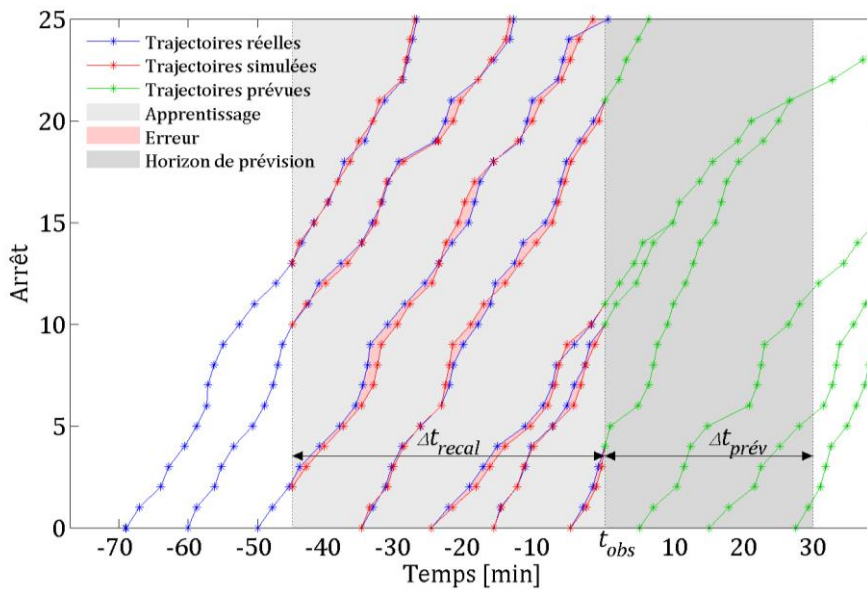


Figure C.2. Recalage en ligne des paramètres sur une fenêtre temporelle à définir.

Développements attendus sur la modélisation du trafic en milieu urbain

Le travail de recherche axé sur la modélisation du trafic en milieu urbain est conséquent et a été fortement valorisé par la rédaction de plusieurs articles scientifiques. Ces travaux conduisent au développement de sept méthodes d'estimation des temps de parcours sur un boulevard à feux. Trois d'entre elles sont basées sur le modèle LWR connu depuis longtemps pour reproduire efficacement et simplement l'écoulement du trafic au niveau macroscopique. En particulier, une nouvelle méthode de calcul de la solution du modèle LWR (M6) basée sur la théorie variationnelle (VT) permet de déterminer avec exactitude les temps de parcours associés pour n'importe quelles conditions de trafic

dynamiques et pour des paramétrages variés des feux du boulevard. Dans le cas où ces feux sont périodiques, les temps de parcours peuvent être efficacement agrégés dans des outils synthétiques comme le MFD, des distributions de temps de parcours dépendant des conditions de trafic, ou encore le FPD. Lorsque le boulevard est assimilé au tronçon entre deux arrêts de bus, les méthodes d'estimation tiennent lieu de module de temps de parcours pour le modèle de bus.

L'utilisation du modèle LWR pour représenter l'écoulement du trafic est un parti pris. D'autres lois macroscopiques existent. Par exemple, les modèles dits du second ordre font varier la vitesse moyenne du trafic autour de la vitesse libre (Aw et Rascle, 2002). À l'échelle microscopique, de nombreuses lois de poursuites ont également été développées comme le modèle de Newell (2002) équivalent au LWR, le modèle IDM (*intelligent driver model*) proposé par Treiber et al. (2000), le modèle « General Motors » étudié par Chandler et al. (1958) ou encore le modèle de Gipps (1981). Aucun travail n'a comparé l'impact du choix d'une loi de poursuite sur l'estimation des temps de parcours réalisés sur un corridor urbain. Une étude de sensibilité complète devrait être conduite. La principale difficulté est que les possibilités de réglage des feux sont infinies. Il est possible de dépasser ce problème en proposant un nombre réduit de paramètres adimensionnels à faire varier. Geroliminis et Boyaci (2012) réalisent un test de sensibilité similaire pour l'impact du corridor sur la forme du MFD.

La thèse ne s'intéresse qu'aux effets du trafic sur le trajet des bus. D'autres études proposent d'estimer l'effet inverse (Xie et al., 2013). Les deux approches pourraient être combinées afin d'obtenir une plate-forme mixte tenant compte des deux modes d'une manière équivalente. Une idée intéressante serait de concevoir un simulateur mésoscopique basé sur la VT modélisant l'intégralité d'une ligne de bus avec ses interactions sur le trafic. Celui-ci ne considérerait pas uniquement la route entre deux arrêts de bus, mais l'intégralité de la ligne avec ses arrêts. Un bus induit deux types de contraintes sur le trafic qu'il est nécessaire de prendre en compte pour atteindre cet objectif. La première est la restriction fixe de capacité (*fixed bottleneck*) qu'il provoque lorsqu'il est à l'arrêt pour servir des passagers. Ces contraintes sont connues et ont déjà largement été étudiées dans la littérature. La seconde contrainte est qu'en raison de son accélération plus faible que celle des autres véhicules, il voyage en moyenne à une vitesse réduite. Il induit donc une restriction mobile de la capacité (*moving bottleneck*). Or, la trajectoire du bus dépend de la quantité de trafic qui l'a dépassé auparavant. Cette difficulté fait qu'appréhender les restrictions mobiles reste une thématique de recherche ouverte. Certains développements théoriques exposés dans cette thèse pourraient être une clé pour résoudre ce problème.

De nouvelles stratégies de régulation innovantes rendues possibles par la modélisation

Afin de répondre à l'objectif annoncé de la thèse, huit stratégies de régulation à des points de contrôle sont formulées. Cinq d'entre elles nécessitent l'usage de prévisions. En particulier, la récente méthode de contrôle proposée par un groupe de chercheurs de Georgia Tech utilise tous les avantages de la méthode de prévision. Les travaux sur le contrôle mettent en évidence que le choix d'une stratégie par rapport à une autre est un compromis entre la régulation efficace de la ligne et la préservation de la vitesse commerciale des bus.

Cependant, aucune des stratégies de contrôle proposées ne tire parti des recherches sur l'intégration du trafic. D'autres stratégies de régulation innovantes pourraient être conçues. Celles-ci ne s'appliqueraient pas uniquement au niveau des arrêts, mais potentiellement sur l'ensemble de la ligne

par l'intermédiaire des feux de circulation. Comme le montre la Figure C.3, il s'agit de la poursuite naturelle de la thèse car elle associerait les recherches sur la prise en compte du trafic et sur la régulation. Appliquer ces stratégies nécessite en effet l'usage d'un modèle de bus utilisant la connaissance explicite des feux et du trafic. Ce modèle développé sous de nombreuses formes dans cette thèse serait utilisé pour optimiser le réglage des feux pour assurer un service optimum des bus (rapidité et régularité) sous contraintes (faible nuisance sur le trafic). Le simulateur mésoscopique basé sur la VT pourrait servir de base à la conception des stratégies de contrôle s'appliquant conjointement aux bus et au trafic et permettrait d'en tester les avantages et inconvénients sur les deux modes.

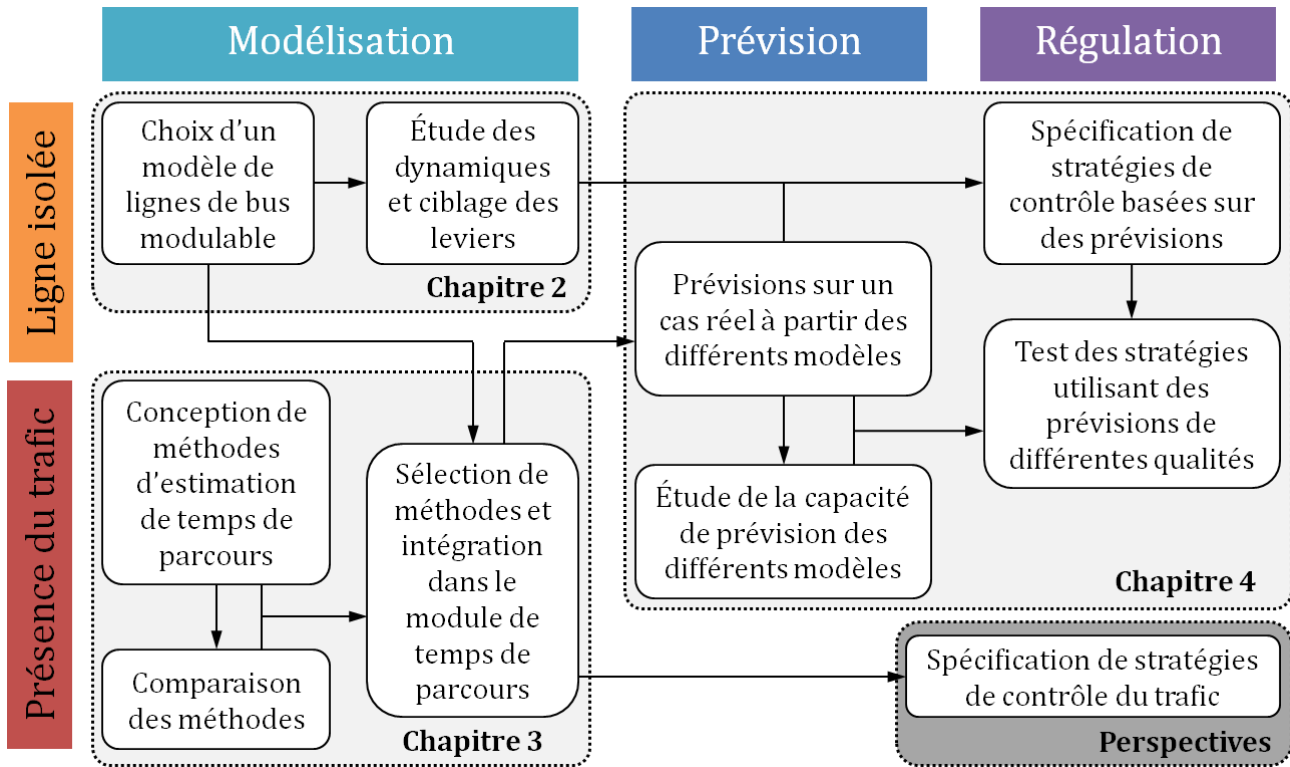


Figure C.3. Poursuite naturelle de la thèse.

Réguler les bus en faisant porter le contrôle sur les feux plutôt que sur les conducteurs est idéal. D'une part, la prise de décision centralisée permet aux chauffeurs de se concentrer sur leur conduite. Une régulation par ce biais a plus de chance d'être appliquée qu'une stratégie classique de maintien à un arrêt. L'acceptabilité par les usagers est également bien meilleure. D'autre part, modifier un cycle de feu permet au besoin de faire gagner du temps à un bus en retard ou d'en faire perdre à un bus en avance. Un contrôle synchronisé d'une série de feux pourrait être particulièrement efficace. Plus innovant, il est possible d'imaginer un contrôle zonal du trafic, toujours mis en œuvre par l'intermédiaire des feux. Ce type de stratégie serait principalement adapté aux lignes de bus *express* ayant de longues distances à parcourir entre chaque arrêt et donc de nombreux feux à franchir en présence de trafic. Il s'agirait alors d'optimiser le réglage des phases de feu antérieures au passage d'un bus pour vider la section ainsi que celui des phases postérieures pour permettre aux véhicules de suivre le bus. Ce contrôle zonal aurait un effet similaire aux BLIP en présentant l'avantage d'être plus transparent pour les usagers et les conducteurs de voitures particulières.

Cette thèse aux objectifs opérationnels a été principalement abordée sous l'angle de la modélisation. La modélisation mésoscopique centrée sur les lignes de bus a été choisie à la fois pour le

test des stratégies de contrôle et pour la prévision. Les données de la route 72 de Portland ont pour l'instant permis de valider les concepts et de démontrer la pertinence des modèles développés. En revanche, l'évaluation des méthodes de prévision sur ce cas d'étude est limitée en raison de la régulation ayant déjà lieu sur la route 72. Une approche intéressante pour confirmer les résultats présentés dans la thèse serait de tester les méthodes de prévision et de régulation en environnement contrôlé à l'aide de la simulation microscopique. Cela permettrait en outre de tester des *scenarii* variés où la ligne de bus pourrait être soumise à la congestion urbaine. Cela mettrait en particulier à jour les atouts du modèle de bus le plus raffiné utilisant la VT (M6) par rapport aux autres modèles. De plus, seuls les exploitants sont capables de mettre concrètement en application les solutions proposées dans la thèse. Sa valorisation opérationnelle passe donc nécessairement par l'assimilation des solutions proposées par les exploitants qui doivent être convaincus du bien-fondé des différentes méthodes de régulation. La conception d'un démonstrateur reproduisant en simulation une ligne existante pour donner une preuve visuelle de l'efficacité des stratégies prédictives présentées dans la thèse serait le meilleur des moyens de persuasion. Cette preuve de concept serait le premier pas nécessaire avant un quelconque test sur le terrain, beaucoup plus long et coûteux.

Application de la méthodologie à d'autres modes de transport

Plusieurs méthodes d'estimation de temps de parcours sont proposées dans cette thèse. En raison des besoins spécifiques liés à l'étude de l'irrégularité des bus, seules trois des sept méthodes sont retenues pour intégration dans les modèles de bus existants. Néanmoins, l'utilisation des autres méthodes dépasse le seul cadre de la thèse. Elles pourraient être utilisées pour modéliser d'autres types de véhicules n'ayant pas la même dynamique que les lignes de bus. Par exemple, les taxis, les camions de livraison ou encore les véhicules particuliers ne sont pas associés à des notions de régularité. Des méthodes générant des temps de parcours moyens sont donc beaucoup plus acceptables.

En revanche, ces différents modes n'ont pas le trajet linéaire des bus sur leur ligne. Ils évoluent sur l'ensemble du réseau urbain. Des fonctions de temps de parcours devraient donc être estimées pour tous les boulevards de la ville. Déterminer le découpage le plus adéquat n'est pas trivial et est une question de recherche intéressante. Par exemple, la méthode d'estimation de temps de parcours basée sur le MFD pourrait être généralisée à un quartier. Si elle donnait des résultats satisfaisants, elle permettrait de fortement réduire les temps de calcul dans les algorithmes de plus court chemin dans un réseau urbain.

Liste des notations

Variables pour la modélisation mésoscopique des lignes de bus

S	Nombre d'arrêts
s	Indice des arrêts
n	Indice des bus
$T_{n,s}$	Date d'arrivée planifiée du bus n à l'arrêt s
H	Écart temporel planifié entre deux bus successifs
$t_{n,s}$	Date d'arrivée du bus n à l'arrêt s
$h_{n,s}$	Écart temporel du bus n avec son prédécesseur $n - 1$ à son arrivée à l'arrêt s
$d_{n,s}$	Temps d'arrêt du bus n à l'arrêt s
$\pi_{n,s}$	Temps de parcours du bus n entre les arrêts s et $s + 1$

Variables pour l'estimation des temps d'arrêt

$D_{n,s}$	Durée de l'arrêt du bus n à l'arrêt s
$B_{n,s}$	Nombre de passagers montant dans le bus n à l'arrêt s
$A_{n,s}$	Nombre de passagers descendant du bus n à l'arrêt s
$L_{n,s}$	Chargement du bus n à son arrivée à l'arrêt s
λ_s	Demande moyenne d'émission en passagers à l'arrêt s
β_s	Ratio entre temps d'arrêt et écart temporel des bus à l'arrêt s
η_s	Ratio moyen de descente des passagers à l'arrêt s
a	Durée nécessaire à un passager pour descendre d'un bus
b	Durée nécessaire à un passager pour monter dans un bus
c	Durée nécessaire à un bus pour ouvrir et fermer ses portes
Cap	Chargement maximum d'un bus

Variables pour l'estimation des temps de parcours sur un tronçon

Δ	Écart initial maximum entre le départ planifié et effectif d'un bus du début de la ligne
μ_s	Moyenne d'une distribution usuelle utilisée pour les temps de parcours du tronçon s
σ_s	Écart-type d'une distribution usuelle utilisée pour les temps de parcours du tronçon s
ϵ_s	Paramètre d'asymétrie d'une distribution utilisée pour les temps de parcours du tronçon s
l_s	Longueur du tronçon s entre les arrêts s et $s + 1$ de la ligne de bus
γ	Temps perdu en accélération par rapport à une accélération infinie
v	Vitesse libre d'un bus
g_s	Durée de vert de l'unique feu situé sur le tronçon s
r_s	Durée de rouge de l'unique feu situé sur le tronçon s

Variables pour l'estimation des temps de parcours sur un boulevard urbain

x	Position générique
t	Date générique
n	Numéro générique d'un véhicule
N	Fonction de Moskowitz donnant le numéro du véhicule à une position et une date données
N_{voies}	Nombre de voies du boulevard
M	Nombre de feux de circulation
m	Indice des feux de circulation
l_m	Longueur du lien m entre les intersections $m - 1$ et m
x_m	Position du feu m
L	Longueur totale du boulevard
g_m	Durée de vert du feu m
r_m	Durée de rouge du feu m
o_m	Décalage du feu m entre son passage au vert et une référence absolue
c_m	Durée du cycle du feu m
q_{in}	Demande en entrée du boulevard
q_{out}	Débit maximum possible (offre) en sortie du boulevard
q	Débit générique associé à un état de trafic
k	Concentration générique associée à un état de trafic
u	Vitesse libre des véhicules
w	Vitesse des ondes de redémarrage
v_{AB}	Vitesse de l'onde séparant deux états de trafic adjacents A et B
K	Concentration maximale des véhicules
k_c	Concentration critique des véhicules associée au débit à capacité
Q	Débit local maximum sur le boulevard (débit à capacité)
A_C	Débit maximum pouvant franchir le boulevard (capacité du boulevard)
$\Pi(t)$	Temps de parcours d'un véhicule quittant l'entrée du boulevard à la date t
d_f	Date de départ du premier véhicule d'un peloton
a_f	Date d'arrivée du premier véhicule d'un peloton
d_l	Date de départ du dernier véhicule d'un peloton
a_l	Date d'arrivée du dernier véhicule d'un peloton
Π_{vide}^*	Temps de parcours du vide atteignant l'entrée du boulevard à la date t
$r(v)$	Débit de dépassement local (coût) d'un observateur mobile à la vitesse v
$R(V)$	Débit de dépassement (coût) d'un observateur mobile à la vitesse moyenne V sur l'ensemble de son parcours
R_{AB}	Coût entre deux points A et B aux bornes du réseau
E_A	Aire spatiotemporelle d'Edie pour le calcul du débit et de la concentration

Variables pour les méthodes de prévision

s_1	Indice générique d'un arrêt auquel une prévision est réalisée
s_2	Indice générique d'un arrêt en aval de celui auquel la prévision est réalisée
$\bar{t}_{n,s}$	Date d'arrivée réelle du bus n à l'arrêt s fournie par les données réelles
$t_{n,s_2 s_1}$	Date d'arrivée prévue du bus n à l'arrêt s_2 à partir de la connaissance de son arrivée réelle à un arrêt amont s_1
$X_{ s_1}$	Variable X estimée à partir de la connaissance de l'arrivée réelle du bus associée à un arrêt amont s_1
K	Nombre de particules générées par le PF à chaque prévision
k	Indice des particules
$X^{(k)}$	Variable X associée à la particule k
ε	Paramètre d'erreur temporelle acceptable pour une prévision
IAE	Intervalle d'erreur temporelle acceptable <i>a priori</i> pour une prévision
\overline{IEA}	Intervalle d'erreur temporelle acceptable <i>a posteriori</i> pour une prévision

Variables pour les méthodes de contrôle

s	Arrêt faisant office de point de contrôle pour une stratégie de régulation
s_1	Indice générique d'un arrêt en amont du point de contrôle
s_2	Indice générique d'un arrêt en aval du point de contrôle
$\tau_{n,s}$	Durée de maintien indiquée par une stratégie de régulation
$t'_{n,s}$	Date de départ du bus n de l'arrêt s
r	Indice générique d'un bus autre que le bus n
$t_{n+r,s}$	Date d'arrivée prévue pour le bus $n + r$ au point de contrôle s estimée à partir du dernier arrêt où la position du bus est connue
α_r	Paramètre d'une stratégie de contrôle paramétrique associé à un bus r
α	Paramètre générique d'une stratégie de contrôle paramétrique
$h_{n,s 0}$	Écart temporel prévu à l'arrêt s si le bus part de l'arrêt courant sans attente supplémentaire
$h_{n,s H}$	Écart temporel prévu à l'arrêt s si le bus part de l'arrêt courant une durée H après son prédécesseur
$h_{n,s \tau_{n,s}}$	Écart temporel prévu à l'arrêt s si le bus part de l'arrêt courant après une attente $\tau_{n,s}$
h_p	Horizon de prévision
θ_4	Ratio entre l'augmentation du biais d'une prévision synthétique et l'horizon de prévision
θ_5	Ratio entre l'augmentation de l'incertitude d'une prévision synthétique et l'horizon de prévision

Indicateurs utilisés

I_0	Indicateur de l'irrégularité d'un groupe de bus à un arrêt
I_1	Indicateur de l'irrégularité d'un groupe de bus sur l'ensemble de la ligne
I_2	Indicateur de mélange des perturbations initiales successives
I_3	Durée de validité (longévité) d'une prévision
I_4	Erreur absolue (biais) d'une prévision à un arrêt aval
I_5	Écart-type des particules (incertitude) d'une prévision à un arrêt aval
I_6	RMSE entre une prévision et la trajectoire réalisée (réalisme de la prévision)
I_7	Plus petit RMSE entre une particule et la trajectoire réalisée (réalisme des particules)
I_8	Amélioration locale de la régularité des bus par un point de contrôle
I_9	Temps perdu en moyenne par bus sur l'ensemble de la ligne en régulation

Liste des abréviations

ANN	Artificial neural network	Réseau de neurones artificiels
AOT	Transit provider	Autorité organisatrice des transports
APC	Automatic passenger counting	Comptage automatique des passagers
AWT	Average waiting time	Temps d'attente moyen
BHNS	Bus rapid transit	Bus à haut niveau de service
BLIP	Bus lane with intermittent priority	Voie de bus à la priorité intermittente
BPR	Bureau of public road formula	Formule BPR
CVC	Cumulative count curve	Courbe de véhicules cumulés
DET	Time-space diagram	Diagramme espace-temps
EKF	Extended Kalman filter	Filtre de Kalman étendu
EnKF	Ensemble Kalman filter	Filtre de Kalman d'ensembles
FD	Fundamental diagram	Diagramme fondamental
FPD	Flow-platoon diagram	Diagramme débit-peloton
FIFO	First in, first out	Premier entré, premier sorti
GPS	Global positioning system	Système de localisation par satellites
HCM	Highway capacity manual	Guide des infrastructures américain
IEA	Acceptable error interval	Intervalle d'erreur acceptable
ITS	Intelligent transportation system	Système de transport intelligent
KF	Kalman filter	Filtre de Kalman
LWR	Lighthill, Whitham and Richards	Modèle des ondes cinématiques
MCCB	Mean cumulative count of boarding	Moyenne des courbes de montées cumulées
MFD	Macroscopic fundamental diagram	Diagramme fondamental macroscopique
NE	Normal-exponential distribution	Loi normale-exponentielle
NR	Normal-delay distribution	Loi normale-retard
OD	Origin-destination matrix	Matrice origines-destinations
PF	Particle filter	Filtre à particules
RMSE	Root mean square error	Erreur quadratique moyenne
(e)SVG	(Extended) sufficient variational graph	(Extension) du graphe variationnel suffisant
TC	Bus routes	Transports en commun
TPMB	Average lost time per bus in control	Temps perdu en moyenne par bus
TSP	Transit signal priority	Priorité des bus aux feux
UKF	Unscented Kalman filter	Filtre de Kalman insensible
VT	Variational theory	Théorie variationnelle

Liste des tableaux

Tableau 2.1. Équations associées aux différentes versions du module de temps d'arrêt.....	30
Tableau 2.2. Équations associées aux différentes versions du module de temps d'arrêt.....	32
Tableau 2.3. Équations associées aux différentes versions du module de temps d'arrêt.....	47
Tableau 3.1. Description de la fonction de Moskowitz par ses projections et ses moyens de mesure....	52
Tableau 3.2. Nœuds ajoutés aux SVG au niveau de l'entrée et de la sortie.....	65
Tableau 3.3. Bilan des différentes méthodes d'estimation de temps de parcours.....	78
Tableau 4.1. Paramètres des modèles de bus à caler.....	90
Tableau 4.2. Résultat de la régression avec et sans filtrage.....	92
Tableau 4.3. Valeurs des paramètres cinématiques d'un bus.....	94
Tableau 4.4. Modèles de bus dont les capacités de prévision sont comparées.....	105
Tableau 4.5. Indicateurs de qualité d'une prévision.....	106
Tableau 4.6. Comparaison des indicateurs de qualité pour les quatre modèles de bus testés.....	108
Tableau 4.7. Comparaison des classes entre les écarts temporels prévus et effectifs par le MB3.....	110
Tableau 4.8. Comparaison de la qualité à prévoir les dérèglements de fréquences pour chaque modèle.	111
Tableau 4.9. Spécification des stratégies de maintien existantes.....	117
Tableau 4.10. Résultat du calage pour les différentes méthodes de contrôle.....	123

Liste des figures

Figure 1.1. Apparition de trains de bus sur une ligne cyclique.....	7
Figure 1.2. Systématique d'une ligne de bus	8
Figure 1.3. Tracé de la route 72 sur la 82 nd Avenue à Portland : arrêts, feux de signalisation et boucles de comptage du trafic.	9
Figure 1.4. Trajectoires planifiées vs. trajectoires réelles (a) en heure creuse (b) en heure de pointe. .	10
Figure 1.5. Fréquences planifiées vs. fréquences effectives au niveau du premier arrêt de la ligne.	11
Figure 1.6. (a) Plan de feu d'une intersection particulière, (b) Phases des feux de circulation rencontrés par les bus de la route 72.	12
Figure 1.7. Classification des stratégies de régulation.	14
Figure 1.8. Structure de la thèse	22
Figure 2.1. Représentation des usagers pour le calcul du temps d'arrêt.....	28
Figure 2.2. Probabilités associées à la génération d'un nombre d'usagers (a) pour la loi de Poisson (b) pour la loi binomiale.	29
Figure 2.3. Externalités subies par le bus pouvant être intégrées implicitement ou explicitement dans le module des temps de parcours.....	30
Figure 2.4. (a) Lois usuelles (b) nouvelle loi pour les temps de parcours	31
Figure 2.5. (a) Attente des usagers après le départ d'un bus (b) attente moyenne des usagers en fonction de l'écart entre deux bus successifs.....	34
Figure 2.6. Relations entre les variables d'états des bus à proximité d'un arrêt.....	35
Figure 2.7. Trajectoires de bus simulées pour une unique perturbation initiale sur le premier bus : (a) absence de perturbation (b) retard de 1 min, (c) avance de 1 min.	37
Figure 2.8. (a) Trajectoires de bus simulées pour une série de perturbations initiales. (b) Dépendance de l'indicateur d'irrégularité global à l'indicateur d'irrégularité local à l'origine.	37
Figure 2.9. (a) Relation entre l'indicateur de l'irrégularité du système et l'indicateur de mélange. (b) Perturbations initiales de trois simulations particulières.	38
Figure 2.10. Test de sensibilité de la régularité du système (a) aux aléas sur les écarts initiaux, (b) aux aléas des temps de parcours, (c) aux deux simultanément.	39
Figure 2.11. Impact du choix du modèle de temps d'arrêt sur la régularité du système : Test de sensibilité lorsque le modèle est (a) déterministe, (b) stochastique.....	40
Figure 2.12. (a) Tronçon comportant des feux. (b) Réglages des feux et trajectoires de bus possibles, (c) trajectoires moyennes associées, (d) Fonction de temps de parcours associée.	43
Figure 2.13. Trajectoires d'un bus suiveur en fonction de sa date de départ dans le cas (a) d'un bus en site propre avec priorité aux feux (b) d'un bus en site propre sans priorité aux feux.	44
Figure 2.14. (a) Fonction de temps de parcours, (b) loi de densité du retard, (c) loi normale-retard dans le cas d'un unique feu aux paramètres connus.	45
Figure 2.15. Trajectoire d'un bus en fonction des paramètres d'un feu et des véhicules arrêtés.....	46

Figure 3.1. Calcul du temps de parcours d'un véhicule à partir de sa date de départ et des deux CVCs d'entrée et de sortie.....	53
Figure 3.2. (a) FD. Résolution du modèle LWR associée aux abords d'un feu de circulation pour une situation (b) fluide (c) congestionnée.....	55
Figure 3.3. Fonctionnement des méthodes d'estimation de temps de parcours.....	55
Figure 3.4. (a) Découpage du boulevard par la restriction. (b) Diagramme demande-offre déterminant les conditions de trafic stationnaires.....	56
Figure 3.5. Conditions de trafic stationnaires (a) en fluide (b) en saturé (c) en congestion.....	57
Figure 3.6. (a) DET des états de trafic et (b) séparation des pelotons de véhicules en fluide.....	58
Figure 3.7. (a) Comparaison entre l'arrivée des véhicules et l'offre locale du feu, (b) détermination de la CVC effective de sortie, (c) détermination des séparations entre les pelotons de véhicules.....	59
Figure 3.8. (a) DET des états de trafic et des séparations entre pelotons. (b) Fonction de temps de parcours associée.....	59
Figure 3.9. (a) Etats de trafic (b) pelotons de véhicules dans un état congestionné.....	60
Figure 3.10. (1) DET des états de trafic et (2) séparation des pelotons de vides en congestion.....	60
Figure 3.11. (a) DET des états de trafic et des séparations entre pelotons de vides. (b) Fonction de temps de parcours associée.....	61
Figure 3.12. (a) Etats de trafic (b) pelotons dans le cas d'une remontée de file d'attente.....	62
Figure 3.13. (a) SVG (b) eSVG associé.....	63
Figure 3.14. (a) SVG (b) CVC associée au niveau du dernier feu en considérant que la demande est égale au débit maximum Q	64
Figure 3.15. Présentation des phénomènes conduisant à des conditions de trafic dynamiques.....	64
Figure 3.16. Plus court chemin variationnel entre (a) un nœud de l'entrée et un nœud de la sortie (b) deux nœuds de la sortie (c) deux nœuds de l'entrée (d) un nœud de la sortie et un nœud de l'entrée....	66
Figure 3.17. (a) eSVG, (b) étapes 0 et 1, (c) étape 2 and (d) étape 3 de la méthode M6.....	67
Figure 3.18. (a) MFD et coupes associées (b) étapes 0 et 1, (c) étape 2, (d) étape 3 de la méthode M6 sur le même cas d'étude que la Figure 3.17.....	68
Figure 3.19. Comparaison de quatre méthodes d'estimation du MFD : Coupes obtenues (a) par la méthode de Daganzo et Geroliminis (2008), (b) des observateurs unidirectionnels, (c) par la méthode de Leclercq et Geroliminis (2013), (d) des observateurs bidirectionnels. (e) MFD obtenus par ces quatre méthodes.....	70
Figure 3.20. (a) Trajectoires de véhicules et aires d'Edie, (b) MFD calculé à partir de ces aires.....	71
Figure 3.21. (1) Condition de trafic stationnaire, (2) fonction et (3) distribution de temps de parcours associées (a) en fluide, (b) en saturé et (c) en congestion.....	73
Figure 3.22. Distribution de temps de parcours (a) déterministes (b) réalistes pour un débit donné en condition stationnaire fluide. (c) comparaison de distributions pour plusieurs débits dans les mêmes conditions.....	74
Figure 3.23. (a) FPD des conditions stationnaires fluides représentant les dates (1) de départ (2) d'arrivée des véhicules aux bornes du boulevard. (b) FPD des conditions congestionnées représentant les dates (1) de départ (2) d'arrivée des vides aux bornes du boulevard.....	75
Figure 3.24. Relations et plan de comparaison des différentes méthodes proposées dans la thèse.....	77
Figure 3.25. (a) MFD (b) Temps de parcours obtenus par la VT (M7) et par la formule BPR (M2).....	80

Figure 3.26. Comparaison des temps de parcours issus de la méthode M5 et de la méthode M6 lorsque la demande est toujours inférieure à la capacité.....	81
Figure 3.27. Comparaison des temps de parcours issus de la méthode M5 et de la méthode M6 lorsque la demande dépasse la capacité.....	81
Figure 3.28. Comparaison des temps de parcours issus des deux méthodes M4 et M6 : (a) Temps de parcours pour certaines dates de départs (b) comparaison des moyennes et écarts-types des distributions numériques pour chaque date de départ.....	83
Figure 4.1. (a) Paramètres résultant de la régression linéaire (b) indicateurs associés pour l'arrêt n° 44 en fonction de l'importance du filtrage.....	91
Figure 4.2. Mesures vs. estimation donnée par la régression linéaire pour l'arrêt n° 44.....	92
Figure 4.3. Distributions des temps de parcours réalisés sur le tronçon n°5 en distinguant les cas où le bus accélère et/ou décélère.	93
Figure 4.4. Calage de lois théoriques de temps de parcours à l'aide de la distribution empirique dans le cas (a) d'un tronçon sans feu (b) d'un tronçon avec un feu.....	95
Figure 4.5. Courbes de montées cumulées à l'arrêt n°35 (a) mesurées sur les données de Portland, (b) simulées en générant des montées à l'aide d'une loi de Poisson.....	97
Figure 4.6. (a) Particules générées par un modèle mésoscopique à partir de la situation connue à un instant donné. (b) Comparaison <i>a posteriori</i> de la prévision avec la trajectoire réelle.	101
Figure 4.7. Fonctionnement du PF intégrant le rôle du modèle et des données.	104
Figure 4.8. Particules générées par un modèle mésoscopique (a) basé uniquement sur des distributions (b) base sur les feux et le trafic (M4).	104
Figure 4.9. (a) Distribution des longévités des prévisions réalisées par le MB2. (b) Ségrégation en fonction de l'arrêt auquel les prévisions sont réalisées. (c) Déciles des distributions par arrêt.	107
Figure 4.10. Comparaison des modèles de bus et test de sensibilité de l'indicateur de longévité des prévisions au paramètre d'erreur acceptable.	108
Figure 4.11. (a) Comparaison des écarts planifiés et effectifs entre les bus à l'arrêt 28 et (b) distribution des différences associées. (c) Comparaison des écarts prévus et effectifs entre les bus à l'arrêt 28 et (d) distribution des différences associées.....	109
Figure 4.12. Utilisation du PF pour estimer l'arrivée de plusieurs bus à moyen terme.....	111
Figure 4.13. Indicateurs (a) de biais et (b) d'incertitude de la prévision, (c) de réalisme du modèle MB3 en fonction de l'horizon de prévision.	112
Figure 4.14. Comparaison pour trois des quatre modèles de bus de certains déciles des distributions des indicateurs <i>I4</i> , <i>I5</i> et <i>I7</i> observés sur la Figure 4.13.	113
Figure 4.15. Principe de la stratégie proposée par Berrebi et al. (2015) sous sa forme déterministe. .	118
Figure 4.16. Utilisation du PF lors de l'arrivée d'un bus à un point de contrôle. (a) Trajectoires possibles des bus suivants, (b) probabilités des dates d'arrivées possibles pour ces bus.	118
Figure 4.17. Utilisation de la méthode de prévision résiliente explicitant l'hypothèse de quasi-linéarité du comportement des bus pour déterminer son temps d'arrêt.	119
Figure 4.18. (a) Trajectoires réelles et simulées à partir d'un arrêt donné. (b) Évolution de l'indicateur d'irrégularité sur le groupe de bus en fonction de la position du premier point de contrôle.	122

Figure 4.19. (a) Temps perdu en moyenne au point de contrôle (<i>I9</i>) par le groupe de 10 bus. (b) Irrégularité du système (<i>I1</i>) sur l'ensemble de la ligne. (c) Relation entre les deux indicateurs.....	123
Figure 4.20. (a) Effet des régulations sur l'irrégularité locale du système (bus 50 à 59 tous les jours du jeu de validation). (b) Temps perdus en moyenne par bus associés à ces régulations.....	124
Figure 4.21. Relation entre le temps perdu en moyenne par bus (<i>I9</i>) et l'irrégularité du système (<i>I1</i>) pour les différentes stratégies de contrôle étudiées.....	125
Figure 4.22. Compromis entre l'irrégularité du système (<i>I1</i>) et le temps perdu en moyenne par bus (<i>I9</i>) pour les différentes méthodes de contrôle.....	125
Figure 4.23. Évolution (a) de l'irrégularité locale des bus en aval du point de contrôle et (b) du temps perdu en moyenne par bus au cours de cette régulation en fonction des paramètres de justesse et de certitude des prévisions synthétiques.....	127
Figure C.1. Articulation des diverses facettes de la thèse organisées suivant leur appartenance aux données (prérequis), à la modélisation (moyen) ou au contrôle (finalité).....	131
Figure C.2. Recalage en ligne des paramètres sur une fenêtre temporelle à définir.....	132
Figure C.3. Poursuite naturelle de la thèse.....	134

Références

1. Adamski, A., 1992. Probabilistic models of passengers service processes at bus stops. *Transportation Research Part B: Methodological*, 26 (4), 253-259.
2. Adebisi, O., 1986. A mathematical model for headway variance of fixed-route buses. *Transportation Research Part B: Methodological*, 20 (1), 50-70.
3. Aguilera, V., Allio, S., Benezech, V., Combes, F., Milion, C., 2014. Using cell phone data to measure quality of service and passenger flows of Paris transit system. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 43, 198-211.
4. Alam, A., Diab, E., El-Geneidy, A., Hatzopoulos, M., 2014. A simulation of transit bus emission along an urban corridor: Evaluating changes under various service improvement strategies. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 31, 189-198.
5. Aldrich, J., 1997. R.A. Fisher and the making of maximum likelihood 1912-1922. *Statistical Science*, 12 (3), 162-176.
6. Andersson, P.A., Hermansson, A., Tengvald, E., Scalia-Tomba, G.P., 1979. Analysis and simulation of an urban bus route. *Transport Research Part A: General*, 13 (6), 439-466.
7. Andersson, P.A., Scalia-Tomba, G.P., 1981. Mathematical Model of an Urban Bus Route. *Transportation Research Part B: Methodological*, 15 (4), 249-266.
8. Aw, A., Rasche, M., 2002. Resurrection of « second order » models of traffic flow ? *SIAM Applied Mathematics*, 60 (3), 916-938.
9. Aziz, G., 1977. Bus travel-time model. *Master thesis*, University of Toronto, Canada.
10. Ban, X., Herring, R., Hao, P., Bayen, A., 2009. Delay pattern estimation for signalized intersections using sampled travel times. *Transportation Research Record*, 2130, 109-119.
11. Barnett, A., 1974. On controlling randomness in transit operations. *Transit Science*, 8 (2), 102-116.
12. Bartholdi III, J.J., Eisenstein, D.D., 2012. A self-coordinating bus route to resist bus bunching. *Transportation Research Part B: Methodological*, 46 (4), 481-491.
13. Bates, J., Polak, J., Jones, P., Cook, A., 2001. The valuation of reliability for personal travel. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation*, 37 (2), 191-229.
14. Berrebi, S.J., Watkins, K.E., Laval, J.A., 2015. A real-time bus dispatching policy to minimize passenger wait on a high frequency route. *Transportation Research Part B: Methodological*, in press.
15. Bertini, R.L., El-Geneidy, A.M., 2003. Using archived data to generate transit performance measure. *Transportation Research Record*, 1841, 109-119.
16. Bertini, R. L., Tantiyanugulchai, S., 2003. Transit buses as traffic probes: Use of geolocation data for empirical evaluation. *Transportation Research Record*, 1870, 35-45.

17. Bhourri, N., Aron, M., Kauppila, J., 2012. Relevance of travel time reliability indicators: A managed lanes case study. In: *15th Meeting of the EURO Working Group on Transportation*, Paris, France.
18. Bliemer, M.C.J., Raadsen, M.P.H., Smits, E.-S., Zhou, B., Bell, M.G.H., 2014. Quasi-dynamic traffic assignment with residual point queues incorporating a first order node model. *Transportation Research Part B: Methodological*, 68, 363-384.
19. Bly, P.H., Jackson, R.L., 1974. Evaluation of bus control strategies by simulation. *Research Report*, 637, Department of the Environment, Transport and Road Research Laboratory, Crowthorne, UK.
20. Bonnel, P., 2004. Prévoir la demande de transport. *Presses de l'école nationale des Ponts et chaussées*, ISBN 2-85978-395-4 France.
21. Bowman, L.A., Turnquist, M.A., 1981. Service frequency, schedule reliability and passenger wait times at transit stops. *Transportation Research Part A: General*, 15 (6), 465-471.
22. Boyaci, B., Geroliminis, N., 2011. Estimation of the network capacity for multimodal urban systems. In: *6th International Symposium on Highway Capacity and Quality Service*, Stockholm, Suede.
23. Brimberg, J., Mehrez, A., Wesolowsky, G.O., 1997. Allocation of queuing facilities using a minimax criterion. *Location Science*, 5 (2), 89-101.
24. Buisson, C., Lesort, J.-B., 2010. Comprendre le trafic routier : Méthodes et calculs. Editions du CERTU, 110 pp.
25. Carrion, C., Levinson, D., 2012. Value of travel time reliability: A review of current evidence. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 46 (4), 720-741.
26. Cathey, F.W., Dailey, D.J., 2003. A prescription for transit arrival/departure prediction using automatic vehicle location data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 11, 241-264.
27. Cats, O., Burghout, W., Toledo, T., Koutsopoulos, H.N., 2010. Mesoscopic modeling of bus public transportation. *Transportation Research Record*, 2188, 9-18.
28. Cats, O., Larijani, A.N., Koutsopoulos, H.N., Burghout, W., 2011. Impacts of holding control strategies on transit performance. *Transportation Research Record*, 2216, 51-58.
29. Ceder, A., 1987. Methods for creating bus timetables. *Transportation Research Part A: General*, 21 (1), 59-83.
30. Ceder, A., 2011. Public-transport vehicle scheduling with multi vehicle type. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 19 (3), 485-497.
31. Chan, S., Miranda-Moreno, L.F., Alam, A., Hatzopoulou, M., 2013. Assessing the impact of bus technology on greenhouse gas emissions along a major corridor. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 20, 7-11.
32. Chandler, R.E., Herman, R., Montroll, E., 1958. Traffic dynamics: Studies in car following. *Operations Research*, 6, 165-184.

33. Chang, G.-L., Vasudevan, M., Su, C.-C., 1996. Modelling and evaluation of adaptive bus-preemption control with and without automatic vehicle location systems. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 30 (4), 251-268.
34. Chandrasekar, P., Long Cheu, R., Chin, H.C., 2002. Simulation evaluation of route-based control of bus operations. *Journal of Transportation Engineering*, 128 (6), 519-527.
35. Chapman, R.A., Gault, H.A., Jenkins, I.A., 1976. Factors affecting the operation of urban bus routes. *Working paper*, 23, Transport Operations Research Group, University of Newcastle upon Tyne, UK.
36. Chapman, R.A., Michel, J.F., 1978. Modelling the tendency if buses to form pairs. *Transportation Science*, 12, 165-175.
37. Chen, X., Gong, H., Wang, J., 2012. BRT vehicle travel time prediction based on SVM and Kalman filter. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 12 (4), 29-34.
38. Chen, H., Rakha, H.A., 2014. Real-time travel time prediction using particle filtering with a non-explicit state-transition model. *Transportation Research Part C: Emerging Technology*, 43, 112-126.
39. Chen, X., Yu, L., Zhang, Y., Guo, J., 2009. Analyzing urban bus service reliability at the stop, route, and network levels. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 43 (8), 722-734.
40. Chiabaut, N., Leclercq, L., 2011. Wave velocity estimation through automatic analysis of cumulative vehicle count curves. In: *Transportation Research Record*, 2249, 1-6.
41. Chiabaut, N., Xie, X., Leclercq, L., 2012. Road Capacity and Travel Times with Bus Lanes with Intermittent Priority Activation: Analytical Investigations. *Transportation Research Record*, 2315 (1), 182-190.
42. Chiabaut, N., Xie, X., Leclercq, L., 2014. Performance analysis for different designs of a multimodal urban arterial. *Transportmetrica B: Transport Dynamics*, 2 (3), 229-245.
43. Chiabaut, N., 2015. Evaluation of a multimodal urban arterial: The passenger macroscopic fundamental diagram. *Transportation Research Part B: Methodological*, in-press, doi:10.1016/j.trb.2015.02.005.
44. Chien, S.I.J., Ding, Y., Wei, C., 2002. Dynamic Bus Arrival Time Prediction with Artificial Neural Networks. *Journal of Transportation Engineering*, 128 (5), 429-438.
45. Cressman, G.P., 1959. An operational objective analysis system. *Monthly Weather Review*, 87 (10), 367-374.
46. Cundil, M.A., Watts, P.F., 1973. Bus boarding and alighting times. *Research Report*, LR 521, Transport and Road Research Laboratory Research Report, LR 521, Crowthorne, UK.
47. Daganzo, C.F., 1994. The cell transmission model: a dynamic representation of highway traffic consistent with the hydrodynamic theory. *Transportation Research Part B: Methodological*, 28 (4), 269-287.
48. Daganzo, C.F., 1997. Schedule instability and control. In: Daganzo C.F. (ed.), *Fundamentals of transportation and traffic operations*. Elsevier, New York, USA, 304-309.

49. Daganzo, C.F., 2005a. A variational formulation of kinematic waves: basic theory and complex boundary conditions. *Transportation Research Part B: Methodological*, 39 (2), 187-196.
50. Daganzo, C.F., 2005b. A variational formulation of kinematic waves: Solution methods. *Transportation Research Part B: Methodological*, 39 (10), 934-950.
51. Daganzo, C.F., Menendez, M., 2005. A variational formulation of kinematic waves: bottleneck properties and examples. In: Mahmassani, H.S. (Ed.), 16th ISTTT, Elsevier, London, 345-364.
52. Daganzo, C.F., Geroliminis, N., 2008. An analytical approximation for the macroscopic fundamental diagram of urban traffic. *Transportation Research Part B: Methodological*, 42 (9), 771-781.
53. Daganzo, C.F., 2009. A headway-based approach to eliminate bus bunching: Systematic analysis and comparisons. *Transportation Research Part B: Methodological*, 43 (10), 913-921.
54. Daganzo, C.F., Pilachowski, J., 2011. Reducing bunching with bus-to-bus cooperation. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45 (1), 267-277.
55. Daganzo, C.F., Geroliminis, N., 2011. An analytical approximation for the macroscopic fundamental diagram of urban traffic. *Transportation Research Part B: Methodological*, 42 (9), 771-781.
56. Daganzo, C.F., 2013. Keynote lectures on variational theory. In: *Summer School*, Delft University of Technology, Netherland, 16th July.
57. Dekindt, H., Griffe, P., 1970. Simulation d'une ligne d'autobus. In: *Symposium on Traffic Control*, Versailles, France.
58. Delgado, F., Munoz, J.C., Giesen, R., Cipriano, A., 2009. Real-time control of buses in a transit corridor based on vehicle holding and boarding limits. *Transportation Research Record*, 2090, 59-67.
59. Delgado, F., Munoz, J.C., Giesen, R., 2012. How much can holding and/or limiting boarding improve transit performance? *Transportation Research Part B: Methodological*, 46, 1202-1217.
60. Delhome, R., Billot, R., Duret, A., El Faouzi, N.-E., 2015, The Halphen distribution system, a toolbox for modeling travel time variability: some insights based on mesoscopic simulation. In *Transportation Research Board 94th Annual Meeting*, Washington, D.C., USA.
61. Dessouky, M., Hall, R., Nowroozi, A., Mourikas, K., 1999. Bus dispatching at timed transfer transit stations using bus tracking technology. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 7 (4), 187-208.
62. Dion, F., Rakha, H., Kang, Y.S., 2004. Comparison of delay estimates at under-saturated and over-saturated pre-timed signalized intersections. *Transportation Research Part B: Methodological*, 38 (2), 99-122.
63. Eberlein, X.J., Wilson, N.H.M., Bernstein, D., 1999. Modeling Real-Time Control Strategies in Public Transit Operations. *Computer-Aided Transit Scheduling, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, 471, 325-346.

64. Eberlein, X.J., Wilson, N.H.M., Bernstein, D., 2001. The holding problem with real-time information available. *Transportation Science*, 35 (1), 1-18.
65. Eichler, M., Daganzo, C.F., 2006. Bus lanes with intermittent priority: Strategy formulae and an evaluation. *Transportation Research Part B: Methodological*, 40, 731-744.
66. Edie, L.C., 1963. Discussion of traffic stream measurements and definitions. In: *Proceedings of the 2nd International Symposium on the Theory of Traffic Flow*, Paris, France, 139-154.
67. Engelson, L., Fosgerau, M., 2011. Additive measures of travel time variability. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45 (10), 1560-1571.
68. Ettema, D., Timmermans, H., 2006. Costs of travel time uncertainty and benefits of travel time information: Conceptual model and numerical examples. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 14 (5), 335-350.
69. Feng, W., Figliozzi, M., 2011. Using archived AVL/APC bus data to identify spatial-temporal causes of bus bunching. In: *Transportation Research Board 90th Annual Meeting*, Washington, D.C., USA.
70. Feng, Y., Head, K.L., Khoshmaghani, S., Zamanipour, M., 2015. A real-time adaptive signal control in a connected vehicle environment. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, in-press.
71. Fosgerau, M., Engelson, L., 2011. The value of travel time variance. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45 (1), 1-8.
72. Fu, L., Liu, Q., Calamai, P., 2003. Real-time optimization model for dynamic scheduling of transit operations. *Transportation Research Record*, 1857 (1), 48-55.
73. Furth, P., 1985. Alternating deadheading in bus route operations. *Transportation Science*, 19 (1), 13-28.
74. Furth, P., 1986. Zonal route design for transit corridors. *Transportation Science*, 20 (1), 1-12.
75. Furth, P., 1987. Short turning on transit routes. *Transportation Research Record*, 1108, 42-52.
76. Geroliminis, N., Boyaci, B., 2012. The effect of variability of urban systems characteristics in the network capacity. *Transportation Research Part B: Methodological*, 46, 1607-1623.
77. 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.
78. Geroliminis, N., Skabardonis, A., 2011. Identification and analysis of queue spillovers in city street networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 12 (4), 1107-1115.
79. Gipps, P.G., 1981. A behavioural car-following model for computer simulation. *Transportation Research Part B*, 15 (2), 105-111.
80. Gkoumas, K., 2007. Real time control of public transit, *Ph.D. Thesis*, University of Roma, Italy.
81. Godunov, S.K., 1959. A difference method for numerical calculation of discontinuous solutions of the equations of hydrodynamics. *Matematicheskii Sbornik*, 47 (3), 271-306.
82. Golob, T.F., Canty, E.T., Gustafsson, R.L., Vitt, J.E., 1972. An analysis of consumer preferences for a public transportation system. *Transportation Research*, 6 (1), 81-102.

83. Gordon, N.J., Salmond, D.J., Smith, A.F.M., 1993. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. *IEE Proceedings F on Radar and Signal Processing*, 140 (2), 107-113.
84. Gu, W., Li, Y., Cassidy, M.J., Griswold, J.B., 2011. On the capacity of isolated, curbside bus stops. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45 (4), 714-723.
85. Guler, S.I., Menendez, M., 2014. Analytical formulation and empirical evaluation of pre-signals for bus priority. *Transportation Research Part B: Methodological*, 64, 41-53.
86. Gurmu, Z.K., Fan, W.D., 2014. Artificial neural network travel time prediction model for buses using only GPS data. *Journal of Public Transportation*, 17 (2), 45-65.
87. Hage, R.M., Betaille, D., Peyret, F., Meizel, D., 2012. Unscented Kalman filter for urban network travel time estimation. In: *15th meeting of the EURO Working Group on Transportation*, Paris, France.
88. Heddebaut, O., 2011. COST BHLS Findings: Socio-Economical and networking issues. Annual Polis Conference, Belgium, 17 p.
89. Hendrickson, C.T., 1981. Travel time and volume relationships in scheduled, fixed-route public transportation. *Transportation Research Part A: General*, 15 (2), 173-182.
90. Henn, V., 2003. A wave-based resolution scheme for the hydrodynamic LWR traffic flow model. In: *Proceedings of the third Workshop on Traffic and Granular Flow*, Amsterdam, Netherland, 105-124.
91. Hensher, D.A., Li, Z., Mulley, C., 2014. Drivers of bus rapid transit systems – Influences on patronage and service frequency. *Research in Transportation Economics*, 48, 159-165.
92. Herrera, J.C., Work, D., Ban, X., Herring, R., Jacobson, Q., Bayen, A.M., 2010. Evaluation of traffic data obtained via GPS-enabled mobile phones: the mobile century field experiment. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 18 (4), 568-583.
93. Hickman, M.D., 2001. An analytic stochastic model for the transit vehicle holding problem. *Transportation Science*, 35 (3), 215-237.
94. Hofleitner, A., Herring, R., Bayen, A.M., 2012. Arterial travel time forecast with streaming data: A hybrid approach of flow modeling and machine learning. *Transportation Research Part B: Methodological*, 46 (9), 1097-1122.
95. Hoogendoorn, S., Hoogendoorn, R., 2010. Calibration of microscopic traffic-flow models using multiple data sources. *Philosophical Transactions of the royal society A*, 368 (1928), 4497-4517.
96. Horbury, A.X., 1999. Using non-real-time Automatic Vehicle Location data to improve bus services. *Transportation Research Part B: Methodological*, 33 (8), 559-579.
97. Hu, J., Park, B.B., Lee, Y.-J., 2015. Coordinated transit signal priority supporting transit progression under connected vehicle technology. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, in-press.
98. Ibarra-Rojas, O.J., Delgado, F., Giesen, R., Munoz, J.C., 2015. Planning, operation, and control of bus transport systems: A literature review. *Transportation Research Part B: Methodological*, 77, 38-75.

99. Jackson, H.S., Wren, A., 1972. Simulation of urban bus operations. *Research Report*, ULORU-10, Operational Research Unit, University of Leeds, UK.
100. Jeong, R., Rilett, L.R., 2005. Prediction model of bus arrival time for real-time applications. *Transportation Research Record*, 1927, 195-204.
101. Ji, Y., Geroliminis, N., 2012. On the spatial partitioning of urban transportation networks. *Transportation Research Part B: Methodological*, 46, 1639-1656.
102. Jolliffe, J.K., Hutchinson, T.P., 1975. A behavioural explanation of the association between bus and passenger arrivals at a bus stop. *Transportation Science*, 9 (3), 248-282.
103. Kalman, R.E., 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME – Journal of Basic Engineering*, 82, 35-45.
104. Khosravi, A., Mazloumi, E., Nahavandi, S., Creighton, D., Van Lint, J.W.C., 2011. A genetic algorithm-based method for improving quality of travel time prediction intervals. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 19, 1364-1376.
105. Khoudour, L., Yahiaoui, T., Ruichek, Y., 2004. Développement d'un système de détection de personnes à l'aide de la stéréovision dense – Application au comptage de passagers entrant et sortant d'un autobus. In : *Conférence Internationale Francophone d'Automatique*, Douz, Tunisie.
106. Knoop, V.L., Hoogendoorn, S.P., Van Zuylen, H.J., 2006. Importance of spillback modelling in assessing ITS. In: *Proceedings of IEEE 9th International Conference on Intelligent Transport Systems*, Toronto, Canada.
107. Koehler, L.A., Kraus, W.J., 2010. Simultaneous control of traffic lights and bus departure for priority operation. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 18 (3), 288-298.
108. Koffman, D., 1978. A simulation study of alternative real-time bus headway control strategies. *Transportation Research Record*, 663, 41-16.
109. Kumar, V., Kumar, B.A., Vanajakshi, L., Subramanian, S.C., 2014. Comparison of model based and machine learning approaches for bus arrival time prediction. In: *Transportation Research Board 93rd Annual Meeting*, Washington D.C., USA.
110. Le, B.C., 2008. Étude du réseau de surface du Grand Lyon : Diagnostic et perspectives. Mémoire de Fin d'Étude, ENTPE, Vaulx-en-Velin, France.
111. Leclercq, L., 2005. Calibration of Flow-Density Relationships on Urban Streets. *Transportation Research Record*, 1934, 226-234.
112. Leclercq, L., 2007. Bounded acceleration close to fixed and moving bottlenecks. *Transportation Research Part B: Methodological*, 41 (3), 309-319.
113. Leclercq, L., 2009. Le modèle LWR, théorie, confrontation expérimentale et applications au milieu urbain. *Habilitation à Diriger des Recherches*, INSA, Lyon, France.
114. Leclercq, L., Geroliminis, N., 2013. Estimating MFDs in simple networks with route choice. *Transportation Research Part B: Methodological*, 57, 468-484.
115. Leclercq, L., Chiabaut, N., Trinquier, B., 2014. Macroscopic Fundamental Diagrams: A cross-comparison of estimation methods. *Transportation Research Part B: Methodological*, 62, 1-12.

116. Leiva, C., Muñoz, J.C., Giesen, R., Larrain, H., 2010. Design of limited-stop services for an urban bus corridor with capacity constraints. *Transportation Research Part B: Methodological*, 44 (10), 1186–1201.
117. Lesley, L.J.S., 1975. The role of Timetable in Maintaining Bus Service Reliability. In: *Proceedings Symposium on Operating Public Transport*, University of Newcastle upon Tyne, UK.
118. Leveque, R.J., 1992. Numerical methods for conservation laws, volume *Lectures in mathematics*. Birkhäuser, Basel, 2nd edition.
119. Levinson, D., 1999. The value of advanced traveler information systems for route choice. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 11 (1), 75-87.
120. Li, J.-Q., 2012. Match bus stops to a digital road network by the shortest path model. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 22, 119-131.
121. Li, Y., Fujun, W., Rousseau, J.-M., 1992. Real-Time Scheduling on Transit Bus Routes. *Computer-Aided Scheduling of Public Transport*, 213-236.
122. Li, Z.P., Yu, H., Liu, Y.C., Liu, F.Q., 2008. An improved adaptative exponential smoothing model for short-term travel time forecasting of urban arterial street. *Acta Automatica Sinica*, 34 (11), 1404-1409.
123. 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.
124. Lin, Y., Yang, X., Chang, G.-L., Zou, N., 2013. Transit Priority Strategies for Multiple Routes under Headway-based Operations. *Transportation Research Record*, 2356, 34-43.
125. Ling K., Shalaby, A., 2004. Automated Transit Headway Control via Adaptive Signal Priority. *Journal of Advanced Transportation*, 38, (1), 45-67.
126. Lisco, T., 1967. The value of commuter's travel time: A study in urban transportation. *Highway Research Board*, University of Chicago, USA.
127. Liu, H.X., Wu, X., Ma, W., 2009. Real-time queue length estimation for congested signalized intersections. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 17 (4), 412-427.
128. Liu, Z., Yan, Y., Qu, X., Zhang, Y., 2013. Bus stop-skipping scheme with random travel time. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 35, 46-56.
129. Luman, S., 2007. Bunching and Waiting. Crain's Chicago Business.
130. Ma, W., Yang, X., Liu, Y., 2010. Development and evaluation of a coordinated and conditional bus priority approach. *Transportation Research Record*, 2145, 49-58.
131. Ma, W., Ni, W., Head, L.K., Zhao, J., 2013. Effective coordinated optimization model for transit priority control under arterial progression. *Transportation Research Record*, 2356, 71-83.
132. Ma, W., Head, L.K., Feng, Y., 2014. Integrated optimization of transit priority operation at isolated intersections: A person-capacity-based approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 40, 49-62.

133. Makigami, Y., Newell, G.F., Rothery, R., 1971. Three-dimensional representation of traffic flow. *Transportation science: the publication of the Transportation Science Section, Operation Research Society of America*, 5 (3), 302-313.
134. Marguier, P.H.J., 1985. Bus route Performance Evaluation under Stochastic Conditions. *Ph.D. Thesis*, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, USA.
135. Mazaré, P.E., Dehwah, A.H., Claudel, C.G., Bayen, A.M., 2011. Analytical and grid-free solutions to the Lighthill-Whitham-Richards traffic flow model. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45 (10), 1727-1748.
136. Mazloumi, E., Rose, G., Currie, G., Moridpour, S., 2011. Prediction intervals to account for uncertainties in neural network predictions: Methodology and application in bus travel time prediction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 24 (3), 534-542.
137. McKnight, C.E., Levinson, H.S., Ozbay, K., Kamga, C., Paaswell, R.E., 2004. Impact of traffic congestion on bus travel time in Northern New Jersey. *Transportation Research Record*, 1884, 27-35.
138. Milkovits, M.N., 2008. Simulating Service Reliability of a High Frequency Bus Route Using Automatically Collected Data. *Master Thesis*, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, USA.
139. Mohring, H., Schroeter, J., Wiboonchutikula, P., 1987. The values of waiting time, travel time, and a seat on a bus. *The RAND Journal of Economics*, 18 (1), 40-56.
140. Moskowitz, K., 1965. Discussion of "freeway level of service as influenced by volume and capacity characteristics" by D.R. Drew and C.J. Keese, *Highway Research Record*, 99, 43-44.
141. Munoz, J.C., Cortes, C.E., Giesen, R., Saez, D., Delgado, F., Valencia, F., Cipriano, A., 2013. Comparison of dynamic control strategies for transit operations. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 28, 101-113.
142. Nagatani, T., 2009. Traffic states and fundamental diagram in cellular automaton model of vehicular traffic controlled by signals. *Physica A*, 338, 1673-1681.
143. Nakanishi, Y.J., 1997. Bus Performance Indicators. *Transportation Research Record*, 1571, 3-13.
144. Newell, G.F., Potts, R.B., 1964. Maintaining a bus schedule. In: *Proceedings of 2nd Australian Road Research Board*, 2, 388-393.
145. Newell, G.F., 1974. Control of pairing of vehicles on a public transportation route, two vehicles, one control point. *Transportation Science*, 8 (3), 248-264.
146. Newell, G.F., 1977. Unstable Brownian motion of a bus trip. *Statistical Mechanics and Statistical Methods in Theory and Applications*, 645-677.
147. Newell, G.F., 1993. A simplified theory of kinematic waves in highway traffic, I general theory; II queueing at freeway; III multi-destination. *Transportation Research Part B*, 27 (4), 281-313.
148. Newell, G.F., 2002. A simplified car-following theory: a lower order model. *Transportation Research Part B*, 36, 195-205.

149. O'Dell, S., Wilson, N.H.M., 1999. Optimal real-time control strategies for rail transit operations during disruptions. *Computer-Aided Transit Scheduling: Lecture Notes in Economics and Mathematic Systems*, 471, 299-323.
150. Osuna, E.E., Newell, G.F., 1972. Control strategies for an idealized public transportation system. *Transportation Science*, 6 (1), 52-71.
151. Paine, F.T., Nash, A.N., Hille, S.J., Brunner, G.A., 1969. Consumer conceived attributes of transportation: An attitude study. *Journal of Applied Psychology*, 53 (6), 472-480.
152. Papageorgiou, M., 1998. Some remarks on macroscopic traffic flow modeling. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 32 (5), 323-329.
153. Pilachowski, J., 2009. An Approach to reducing bus bunching. *Ph.D. thesis*, University of California, Berkeley, USA.
154. Potts, R.B., Tamlin, E.A., 1964. Pairing of buses. *Proceedings of the 2nd Australian Road Research Board*, 2, 3-9.
155. Qi, H., Wang, D., Chen, P., Bie, Y., 2013. Simulation of departure flow profile at stop lines for signal approach spillover. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 33, 88-106.
156. Qian, Z.S., Shen, W., Zhang, H.M., 2012. System-optimal dynamic traffic assignment with and without queue spillback: Its path-based formulation and solution via approximate path marginal cost. *Transportation Research Part B: Methodological*, 46, 874-893.
157. Ramezani, M., Geroliminis, N., 2012. On the estimation of arterial route travel time distribution with Markov chains. *Transportation Research Part B: Methodological*, 46 (10), 1576-1590.
158. Ramezani, M., Haddad, J., Geroliminis, N., 2015. Dynamics of heterogeneity in urban networks: aggregated traffic modeling and hierarchical control. *Transportation Research Part B: Methodological*, 74, 1-19.
159. Richards, P.I., 1956. Shock waves on the highway. *Operations Research*, 4 (1), 42-51.
160. Robinson, S., 2013. Measuring bus stop dwell time and time lost serving stop using London buses iBus AVL data. *Transportation Research Record*, 2352, 195-204.
161. Shalaby, A., Farhan, A., 2004. Prediction model of bus arrival and departure times using AVL and APC data. *Journal of Public Transportation*, 7 (1), 41-61.
162. Shen, S., Wilson, N.H.M., 2001. An optimal integrated real-time disruption control model for rail transit systems. *Computer-Aided Transit Scheduling: Lecture Notes in Economics and Mathematic Systems*, 505, 335-363.
163. Skabardonis, A., 2000. Control strategies for transit priority. *Transportation Research Record*, 1727, 20-26.
164. Skabardonis, A., Geroliminis, N., 2005. Real-time estimation of travel times on signalized arterials. In: *16th International Symposium on Transportation and Traffic Theory*, University of Maryland, USA.
165. Skabardonis, A., Geroliminis, N., 2008. Real-time monitoring and control on signalized arterials. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 12 (2), 64-74.

166. Stevanovic, J., Stevanovic, A., Martin, P.T., Bauer, T., 2008. Stochastic optimization of traffic control and transit priority settings in VISSIM. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 16 (3), 332-349.
167. Strathman, J.G., Kimpel, T.J., Dueker, K.J., Gerhart, R.L., Callas, S., 2002. Evaluation of transit operations: data applications of Tri-Met's automated Bus Dispatching System. *Transportation*, 29, 321-345.
168. Suh, W., Chon, K.S., Rhee, S.M., 2002. Effect of skip-stop policy on a Korean subway system. *Transportation Research Record*, 1793 (1), 33-39.
169. Sun, A., Hickman, M., 2005. The real-time stop-skipping problem. *Journal of Intelligent Transportation Systems: Technology, Planning and Operations*, 9 (2), 91-109.
170. Sun, C., Zhou, W., Wang, Y., 2008. Scheduling Combination and Headway Optimization of Bus Rapid Transit. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 8 (5), 61-67.
171. Taylor, M.A.P., Susilawati, 2012. Modeling travel time reliability with the Burr distribution. In: *15th meeting of the EURO Working Group on Transportation*, Paris, France.
172. Tétreault, P.R., El-Geneidy, A.M., 2010. Estimating bus run times for new limited-stop service using archived AVL and APC data. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 44 (6), 390-402.
173. Tirachini, A., Hensher, D.A., 2011. Bus congestion, optimal infrastructure investment and the choice of a fare collection system in dedicated bus corridors. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45 (5), 828-844.
174. Tirachini, A., 2011. Bus dwell time: the effect of different fare collection systems, bus floor level and age of passengers. *Transportmetrica A: Transport Science*, 9 (1), 28-49.
175. Tlig, M., Bhourri, N., 2011. A multi-agent system for urban traffic and buses regularity control. In: *14th meeting of the EURO Working Group on Transportation*, Poznan, Poland.
176. Toledo, T., Cats, O., Burghout, W., Koutsopoulos, H.N., 2010. Mesoscopic simulation for transit operations. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 18 (6), 896-908.
177. Treiber, M., Hennecke, A., Helbing, D., 2000. Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations. *Physical Review E*, 62 (2), 1805-1824.
178. Trépanier, M., 2012. L'exploitation des données de cartes à puce à des fins de planification des transports collectifs urbains. *Recherche Transports Sécurité*, 28 (109), 140-153.
179. Turnquist, M.A., Blume, S.W., 1980. Evaluating potential effectiveness of headway control strategies for transit systems. *Transportation Research Record*, 746, 25-29.
180. Van Lint, J. W. C., H. J. Van Zuylen, Tu., H., 2008. Travel time unreliability on freeways: Why measures based on variance tell only half the story. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 42 (1), 258-277.
181. Vandebona, U., Richardson, A.J., 1986. Effect of checkpoint control strategies in a simulated transit operation. *Transportation Research Part A: General*, 20 (6), 429-436.

182. Viegas, J., Lu, B., 2004. The intermittent bus lane signals setting within an area. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 12, 453–469.
183. Viti, F., Van Zuylen, H.J., 2010. Probabilistic models for queues at fixed control signals. *Transportation Research Part B: Methodological*, 44 (1), 120-135.
184. Wall, Z., Dailey, D.J., 1999. Algorithm for Predicting the Arrival Time of Mass Transit Vehicles Using Automatic Vehicle Location Data. In: *Transportation Research Board 78th Annual Meeting*, Washington, D.C., USA.
185. Wallin, R.J., Wright, P.H., 1974. Factors which influence modal choice. *Traffic Quarterly*, 28 (2), 271-289.
186. Wang, Y., Papageorgiou, M., 2005. Real-time freeway traffic state estimation based on extended Kalman filter: a general approach. *Transportation Research Part B: Methodological*, 39 (2), 141-167.
187. Wu, X., Liu, H.X., 2011. A shockwave profile model for traffic flow on congested urban arterials. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45 (10), 1768-1786.
188. Xie, X., 2013. Étude et modélisation des couloirs de bus dynamiques. *Mémoire de thèse*, ENTPE, Université de Lyon, Vaulx-en-Velin, France.
189. Xie, X., Chiabaut, N., Leclercq, L., 2013. Macroscopic Fundamental Diagram for Urban Streets and Mixed Traffic: Cross-comparison of Estimation Methods. *Transportation Research Record*, 2390, 1-10.
190. Xuan, Y., Argote, J., Daganzo, C.F., 2011. Dynamic bus holding strategies for schedule reliability: Optimal linear control and performance analysis. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45 (10), 1831-1845.
191. Yu, B., Lam, W.H.K., Tam, M.L., 2011. Bus arrival time prediction at bus stop with multiple routes. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 19 (6), 1157-1170.
192. Yu, B., Yang, Z., Li, S., 2012. Real-time partway deadheading strategy based on transit service reliability assessment. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 46 (8), 1265-1279.
193. Zhan, X., Hasan, S. Ukkusuri, S., Kamga, C., 2013. Urban link travel time estimation using large-scale taxi data with partial information. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 33, 37-49.
194. Zhao, J., Bukkapatnam, S., Dessouky, M., 2003. Distributed architecture for real-time coordination of bus holding in transit networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 4 (1), 43-51.
195. Zheng, F., Van Zuylen, H.J., 2011. Modeling variability of urban travel times by analyzing delay distribution for multiple signalized intersections. In: *Transportation Research Record*, 2259, 80-95.
196. Zheng, F., Van Zuylen, H.J., 2012. Model for predicting distribution of link travel times for urban signalized roads. In: *Transportation Research Record*, 2311, 59-72.

197. Zhou, G.W., Gan, A., 2005. Performance of Transit Signal Priority with Queue Jumper Lanes. *Transportation Research Record*, 1925, 265-271.
198. Zlatkovic, M., Stevanovic, A., Reza, A.M.Z., 2013. Effects of queue jumpers and transit signal priority on bus rapid transit. In: *Transportation Research Board 92nd Annual Meeting*, Washington, D.C., USA.

Annexes

Articles scientifiques dont l'objet d'étude principal est la ligne de bus

- (A1) | Hans, E., Chiabaut, N., Leclercq, L., 2014a. Investigating the irregularity of bus routes: Highlighting how underlying assumptions of bus models impact the regularity results. *Journal of Advanced Transportation*, 39 (3), 358-370.
- (A2) | Hans, E., Chiabaut, N., Leclercq, L., Bertini, R.L., 2015b. Real-time bus route state forecasting using particle filter and mesoscopic modeling. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 61, 121-140.

Articles scientifiques dont l'objet d'étude principal est le trafic

- (A3) | Hans, E., Chiabaut, N., Leclercq, L., 2014b. A clustering approach to assess the travel time variability of arterials. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2422, 42-49.
- (A4) | Hans, E., Chiabaut, N., Leclercq, L. Travel time estimation on congested urban arterials using mirror vehicles concept. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, submitted.
- (A5) | Hans, E., Chiabaut, N., Leclercq, L., 2015a. Applying variational theory to travel time estimation on urban arterials. *Transportation Research Part B: Methodological*, 78, 169-181.

FOLIO ADMINISTRATIF

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

NOM : HANS	DATE de SOUTENANCE : 29/10/2015
Prénoms : Etienne, Clément, Thierry	
TITRE : Modélisation des lignes de bus pour la prévision temps réel et la régulation dynamique	
NATURE : Doctorat	Numéro d'ordre : 2015-ENTP-0006
Ecole doctorale : Mécanique, Énergétique, Génie Civil, Acoustique (MEGA) Spécialité : Génie Civil	
Cote B.I.U. - / et bis	CLASSE :
RESUME : Le bus est le moins cher des transports en commun. En contrepartie, il est beaucoup plus difficile à exploiter que le tramway ou le métro qui sont mieux protégés des influences extérieures. Un exemple typique est l'apparition de trains de bus, groupes de véhicules appartenant à la même ligne et arrivant ensemble à un arrêt. Ce phénomène augmente le temps d'attente moyen des usagers aux arrêts et induit un mauvais usage des bus disponibles. Cette thèse développe les outils permettant de garantir la régularité des lignes. Les recherches menées au cours de cette thèse s'articulent suivant deux directions. Un premier constat est que les modèles de lignes de bus existants ne prennent pas en compte les éléments extérieurs que sont les feux de circulation et le trafic environnant. L'absence d'une modélisation mixte intégrant aussi bien les dynamiques internes des lignes que les influences extérieures contraint fortement la diversité des stratégies de contrôle qui ont été proposées jusqu'ici. En effet, les régulations s'appliquent principalement au niveau des arrêts par l'intermédiaire des conducteurs et ne cherchent jamais à réguler le trafic à l'aide des feux de circulation. Un premier axe de recherche développé dans cette thèse est le raffinement des modèles de bus pour prendre en compte le trafic. Plusieurs méthodes d'estimation de temps de parcours sur un boulevard à feu sont proposées. Elles sont basées sur le modèle LWR, compromis fort satisfaisant entre simplicité d'usage et robustesse pour reproduire des situations réelles. Un second constat est que les stratégies de régulation classiques ne sont que rarement basées sur une prévision à court-terme de l'état du système. Elles sont donc souvent actionnées une fois que la situation est trop dégradée, ce qui les rend parfois inaptes à compenser l'instabilité des lignes. Le deuxième axe de recherche consiste à appliquer les modèles raffinés dans un contexte d'exploitation en temps-réel. Le modèle prévoit l'évolution des lignes de bus à court terme, ce qui permet d'actionner préventivement une stratégie de régulation adaptée. En particulier, une méthode de prévision à court terme est développée et testée sur des données réelles. Elle est ensuite combinée à une méthode récente de contrôle des bus.	
MOTS-CLES : Ligne de bus, irrégularité, modélisation mésoscopique, temps d'arrêt, temps de parcours, distributions, modèle LWR, théorie variationnelle, MFD, calage, prévision, temps-réel, régulation	
Laboratoire de recherche : Laboratoire Ingénierie Circulation Transports (LICIT), unité mixte de recherche ENTPE/IFSTTAR, Membre de l'Université de Lyon	
Directeurs de thèse : Ludovic Leclercq (HDR), Nicolas Chiabaut (Dr)	
Président de jury : Christine Solnon	
Composition du jury : Nicolas Chiabaut, François Combes, Jorge Laval (R), Ludovic Leclercq, Saïd Mammar (R), Christine Solnon	