

Quantification des erreurs associées à l'usage de trajectoires simplifiées, issues de modèles de trafic, pour le calcul de la consommation en carburant

Thamara Vieira da Rocha

▶ **To cite this version:**

Thamara Vieira da Rocha. Quantification des erreurs associées à l'usage de trajectoires simplifiées, issues de modèles de trafic, pour le calcul de la consommation en carburant. Autre. École Nationale des Travaux Publics de l' État, 2013. Français. NNT : . tel-00932621

HAL Id: tel-00932621

https://theses.hal.science/tel-00932621

Submitted on 17 Jan 2014

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 2013-ENTP-0007
Année 2013

Thèse

Quantification des erreurs associées à l'usage de trajectoires simplifiées, issues de modèles de trafic, pour le calcul de la consommation en carburant

Présentée devant

L'École Nationale des Travaux Publics de l'État

Pour obtenir

Le grade de docteur

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

Spécialité : Génie Civil

Par

Thamara Vieira da Rocha

Soutenance le 7 Novembre 2013 devant la Commission d'examen

Jury :

Christian SEIGNEUR	Directeur de recherche (ENPC)	Rapporteur
Latifa OUKHELLOU	Directeur de recherche (IFSTTAR/GRETTIA)	Rapporteur
Samuel SELLAM	Directeur de recherche (IFSTTAR)	Examinateur
Frédéric MAHE	Ingénieur AirParif	Examinateur
Ludovic LECLERCQ	Directeur de recherche (ENTPE/IFSTTAR)	Directeur de thèse
Céline PARZANI	Chargée de recherche (ENTPE/IFSTTAR)	Directrice de thèse

---

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

N° d'ordre 2013-ENTP-0007
Année 2013

Thèse

Quantification des erreurs associées à l'usage de trajectoires simplifiées, issues de modèles de trafic, pour le calcul de la consommation en carburant

Présentée devant

L'École Nationale des Travaux Publics de l'État

Pour obtenir

Le grade de docteur

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

Spécialité : Génie Civil

Par

Thamara Vieira da Rocha

Soutenance le 7 Novembre 2013 devant la Commission d'examen

Jury :

Christian SEIGNEUR	Directeur de recherche (ENPC)	Rapporteur
Latifa OUKHELLOU	Directeur de recherche (IFSTTAR/GRETTIA)	Rapporteur
Samuel SELLAM	Directeur de recherche (IFSTTAR)	Examinateur
Frédéric MAHE	Ingénieur AirParif	Examinateur
Ludovic LECLERCQ	Directeur de recherche (ENTPE/IFSTTAR)	Directeur de thèse
Céline PARZANI	Chargée de recherche (ENTPE/IFSTTAR)	Directrice de thèse

---

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

Remerciements

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été effectués au Laboratoire d'Ingénierie Circulation Transport (LICIT), unité mixte de recherche de l'IFSTTAR et de l'ENTPE. Avec l'accomplissement de cette thèse je tiens à exprimer ma gratitude à ceux qui ont rendu ce travail possible.

Mes premiers remerciements s'adressent à Christian Seigneur et Latifa Oukhellou pour avoir accepté de rapporter ma thèse, puis Samuel Sellam et Frédéric Mahe d'avoir accepté d'être membre du jury de la thèse.

Mes remerciements vont ensuite à l'ENTPE car le déroulement de cette thèse a été possible grâce à son financement.

Je souhaite également exprimer ma gratitude à Nour-Eddin El Faouzi, directeur du LICIT, pour m'avoir permis de réaliser cette thèse et pour m'avoir accueillie au sein du laboratoire.

Pour votre soutien, patience et surtout pour le savoir et l'attention dispensés au cours de cette thèse, je remercie mes directeurs de thèse, Ludovic Leclercq et Céline Parzani. Ludo, je te remercie de m'avoir confié le sujet de recherche de cette thèse, pour les oppoturnités données de participer à des conférences, séminaires et travaux de collaboration hors du laboratoire et merci pour ta bonne humeur. Céline, merci pour tes conseils et corrections détaillés et précis ; mes travaux de thèse ne seraient pas les mêmes sans ta contribution pendant ces deux dernières années.

J'exprime ensuite mes sincères remerciements à ceux qui ont participé directement aux recherches présentes dans ce mémoire : Bruno Jeanneret, Rochdi Trigui (LTE /IFSTTAR) et Arnaud Can (EASE/IM/IFSTTAR). Je remercie également Anne-Christine, secrétaire du LICIT, pour avoir corrigé l'orthographe et la grammaire de ce mémoire.

Je me dois aussi de remercier mes collègues du LICIT pour leur aide et leur soutien moral grâce à la bonne ambiance : Cécile, Christine, Delphine, Laurent, Nico, Sonia et mes confrères doctorants du laboratoire Thomas, Florian et Etienne. Je remercie en particulier Christine de m'avoir aidé depuis mon arrivée au LICIT. Je remercie aussi Sonia pour son aide avec les démarches administratives et pour être aussi attentionnée avec ses petits doctorants. Je vous remercie aussi les garçons de votre amitié et pour votre contribution scientifique notamment spécialistes en trafic. Merci à tous les membres du LICIT pour avoir gardé votre porte toujours ouverte. Ces trois années au LICIT je les garderai précieusement dans ma mémoire.

En plus des collègues déjà cités je tiens à remercier spécialement mes camarades de bureau Daniel et Yan. Merci Daniel d'avoir participé directement aux recherches présentées dans ce mémoire sans que cela soit prévu, pour ta disposition et pour tous tes conseils que ce soit au niveau scientifique, culinaire, grammatical, culturel... Merci Yan pour les bons moments vécus dans et en dehors du bureau.

J'exprime aussi ma gratitude à Pai, Mãe, Ni, Vô et Vó, vous étiez les premiers à m'encourager à réaliser cette thèse. Je vous remercie pour être depuis ma naissance toujours présent dans ma vie.

Enfin, je remercie mon époux François, pour son affection, sa patience, sa compréhension et pour m'avoir autant encouragé à atteindre mes objectifs.

Résumé

De récentes études utilisent des modèles microscopiques de trafic couplés à des modèles d'émission pour estimer des externalités environnementales, comme les consommations énergétiques. Ces estimations sont importantes pour évaluer l'efficacité des stratégies de trafic visant à réduire l'impact environnemental associé. La précision des estimations fournies par les outils utilisés est essentielle pour garantir le choix de la stratégie la plus adaptée. Les modèles de consommation énergétique compatibles avec une échelle microscopique ont été élaborés en utilisant en entrée des trajectoires construites à partir de données mesurées. Lorsqu'on souhaite alimenter ces modèles avec des trajectoires simulées par un modèle de trafic, se pose la question de la pertinence de ce couplage et de la quantification des erreurs associées.

Dans cette perspective, cette thèse évalue l'influence de trajectoires issues de modèles de trafic sur l'estimation des consommations énergétiques des véhicules. Trois aspects du couplage sont évalués : (i) la simplification de la représentation du trafic, (ii) les paramètres des modèles de trafic et (iii) la méthode de calage des modèles de trafic. Pour le premier aspect les consommations énergétiques de trajectoires réelles et simplifiées sont comparées en vue de quantifier l'erreur d'approximation et de déterminer les principales simplifications cinématiques qui conduisent à cette erreur. Pour le deuxième aspect l'influence des lois d'écoulement propres à deux modèles de trafic (Newell et Gipps) a été évaluée. Enfin, pour le troisième et dernier aspect, l'influence de la méthode de calage des modèles de trafic cités a été analysée. Les consommations énergétiques ont été estimées en utilisant une version simplifiée de la bibliothèque Vehlib développée par le LTE/IFSTTAR [LTE/IFSTTAR, 2013].

Les résultats montrent que, globalement, les estimations des consommations énergétiques restent assez précises tant qu'on respecte bien les paliers de vitesse cibles sur un trajet. L'accélération et les micro-variations de la vitesse apparaissent d'ordre secondaire pour le modèle de consommation utilisé. Ceci cependant n'élimine pas l'importance du choix du modèle de trafic et de la méthode de calage pour l'estimation de la consommation énergétique. En effet, il est bien connu qu'un modèle microscopique ne peut être calé en utilisant les caractéristiques individuelles de chaque véhicule observé. Le biais qui apparaît alors sur les trajectoires se retrouve sur les consommations énergétiques des véhicules. Cet effet est cependant plus limité quand on s'intéresse à un ensemble de véhicules, ce qui est le cadre de l'étude menée. Bien que restant faibles, les erreurs liées au couplage doivent être mises en relation avec le gain attendu par l'implémentation de stratégies de trafic qui peut être inférieur à 5%.

Table des matières

Remerciements i

Résumé iii

INTRODUCTION 1

1 L'estimation de la consommation énergétique et des émissions des véhicules à partir de modèles de trafic 7
1.1 Les modèles de trafic . . . 7
1.2 Les modèles d'émission . . . 11
1.3 Le couplage de modèles de trafic et de modèles d'émission . . . 16
1.4 La problématique du couplage de modèles de trafic et de modèles d'émission . . . 17
1.5 Conclusion . . . 20

PARTIE I : Le modèle de consommation énergétique et l'étude des trajectoires 23

2 Le modèle de consommation énergétique, les cycles dynamiques d'étude et la première mise en relation entre trafic et consommation énergétique 25
2.1 Présentation du modèle de consommation énergétique : la bibliothèque Vehlib . 25
2.1.1 Le modèle de la caisse . . . 26
2.1.2 Le modèle de la boîte de vitesse . . . 28
2.1.3 Le modèle du dispositif d'embrayage . . . 29
2.1.4 Le modèle du moteur thermique . . . 29
2.2 Constitution d'une base de données à partir du traitement des données ARTEMIS 31
2.2.1 Subdivision des cycles dynamiques en sous-cycles . . . 32
2.2.2 Caractérisation et classification des sous-cycles en groupes hétérogènes du point de vue du trafic . . . 33
2.2.3 Sélection et obtention de la base de sous-cycles d'étude pour l'évaluation environnementale . . . 36
2.3 Relations entre paramètres macroscopiques de trafic et consommation énergétique 37
2.3.1 L'analyse de régression . . . 38
2.3.2 L'analyse de sensibilité par la méthode de Sobol . . . 40
2.3.3 L'analyse en composante principale . . . 43
2.3.4 Résultat global des analyses . . . 45
2.4 Conclusion . . . 48

3 Influence de la simplification des trajectoires sur la consommation énergétique 51
3.1 Les cycles dynamiques réels . . . 52
3.1.1 Simplification par algorithme génétique . . . 54
3.1.2 Simplification avec contrainte . . . 57

3.1.3 Analyse macroscopique des simplifications . . . 60
3.1.4 Analyse microscopique des simplifications . . . 63
3.2 Les cycles dynamiques théoriques . . . 70
3.2.1 Influence des paramètres cinématiques sur la consommation énergétique 71
3.2.2 L'évaluation et la correction des erreurs d'estimation de la consommation énergétique au cours des cycles dynamiques . . . 73
3.3 Conclusion . . . 76

CONCLUSION DE LA PARTIE I **79**

PARTIE II : Etude du filtrage de trajectoires et du calibrage des modèles de trafic **81**

4 Le filtrage des données de trafic pour l'estimation de la consommation énergétique **83**
4.1 Filtrage des données de trafic : les données NGSIM . . . 84
4.1.1 Etape 1 : La construction du filtre . . . 86
4.1.2 Etape 2 : L'optimisation du filtrage de trajectoires . . . 86
4.1.3 Etape 3 : Sélection de la meilleure trajectoire filtrée . . . 91
4.2 Résultats du filtrage . . . 91
4.3 Conclusion . . . 94

5 Influence du modèle de trafic sur la consommation énergétique **95**
5.1 Présentation des modèles de trafic et des méthodes de calage . . . 96
5.1.1 Présentation du modèle de Newell . . . 96
5.1.2 La méthode de calage du modèle de Newell . . . 97
5.1.3 Présentation du modèle de Gipps . . . 99
5.1.4 La méthode de calage du modèle de Gipps . . . 101
5.1.5 La fenêtre temporelle des trajectoires . . . 102
5.2 Plan d'analyse . . . 103
5.3 Résultats . . . 105
5.3.1 Test 1 à 4 : Calage des trajectoires avec les optima individuels . . . 105
5.3.2 Test 5 : Etude de sensibilité locale . . . 115
5.3.3 Test 6 : Etude de sensibilité globale . . . 124
5.4 Conclusion . . . 131

CONCLUSION DE LA PARTIE II **135**

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES **137**

BIBLIOGRAPHIE **147**

ANNEXE **155**

Introduction

Le transport et l'environnement : la consommation énergétique et les émissions des véhicules

Le transport fournit les moyens technologiques pour faciliter la circulation des personnes et des biens. Cependant, le transport génère des externalités négatives notamment environnementales. Les véhicules composant ce trafic consomment de l'énergie, majoritairement de combustibles fossiles, et produisent par conséquent des émissions atmosphériques sous forme de gaz ou particules qui sont des résidus de la combustion [EPA, 1994].

Dans l'UE-27 (Union européenne des vingt-sept), le secteur du transport a été responsable pour 32% de la consommation énergétique finale (quantité d'énergie disponible pour l'utilisateur final) en 2008. Par contraste, le secteur industriel a été responsable pour 27% de cette consommation. Dans le secteur du transport, c'est le transport routier qui a consommé le plus avec 81% du total du secteur également en 2008 [Eurostat, 2008].

Considérant les composés chimiques émis par les voitures, ceux-ci peuvent être définis en deux catégories selon leur impact sur l'environnement : les émissions polluantes, tels que les oxydes d'azote, le monoxyde de carbone, les hydrocarbures, les oxydes de soufre et les particules en suspension ; ou les émissions qui contribuent à l'augmentation de l'effet de serre, tel que le dioxyde de carbone. Les émissions de polluants provoquent directement gênes ou effets nocifs sur la santé des êtres vivants tandis que les gaz à effet de serre contribuent au changement climatique à l'échelle planétaire [EPA, 1994].

La prise en considération de l'impact du transport sur l'environnement a considérablement augmenté ces dernières années. L'évolution des lois, comme les lois Grenelle I et II de 2009 et 2010 respectivement, et les manifestations politiques au niveau international, comme le protocole de Kyoto et plus récemment la $18^{ème}$ conférence des parties (COP 18), démontrent l'intérêt d'étudier cette problématique [COP 18]. Selon Papacostas et Prevedouros [2001] jusqu'aux années 60 les décisions prises dans le secteur public liées à des projets de transport étaient généralement fondées sur l'évaluation des coûts d'investissement et d'exploitation des installations de transport, les améliorations directes attendues des niveaux de service et les temps de déplacement par les utilisateurs. Depuis, les indicateurs tels que la réduction de la consommation de carburant et des émissions atmosphériques sont devenus des variables importantes dans la prise de décisions liées à de nouveaux projets de transport.

Stratégies de gestion du trafic pour la réduction de la consommation énergétique et des émissions

La réduction des impacts des consommations énergétiques et des émissions dues au transport routier peut être atteinte par la mise en place de stratégies sans ajout de voies supplémentaires ou de nouvelles routes. Ces stratégies peuvent être classifiées en trois catégories [EPA, 1998; Strompen *et al.*, 2012; VTPI, 2013] :

- **Les stratégies basées sur des véhicules plus propres**, se réfèrent aux politiques et aux stratégies basées sur la technologie avec l'objectif d'aboutir à des véhicules plus efficaces. Ce type de stratégie vise la réduction des taux de consommation énergétique et des émissions ;
- **La gestion de la mobilité** (ou gestion de la demande de transport) se réfère aux politiques et stratégies qui changent le mode d'utilisation du véhicule pour accroître la capacité et l'efficacité du système de transport. Ce sont les stratégies qui visent réduire l'ensemble des déplacements des véhicules individuels motorisés au profit d'autres modes de déplacement.
- **L'amélioration du flux de trafic** se réfère aux politiques et aux stratégies basées sur la réduction de la congestion qui peuvent être également utilisées pour réduire les consommations et émissions. Par exemple, Boriboonsomsin et Barth [2008] estiment que la réduction de la congestion sévère sur les autoroutes de Los Angeles (vitesses inférieures à 30 mph) pourrait réduire les émissions de CO_2 de 7 à 12%.

En général, le respect des taux de consommation énergétique et des émissions établies par la réglementation en vigueur est obtenu avec la mise en œuvre des innovations technologiques. Parmi ces stratégies basées sur des véhicules plus propres on peut citer : l'utilisation de carburants plus rentables et plus propres, l'utilisation des technologies de combustion plus propres, l'utilisation des équipements pour réduire les émissions et l'implantation de programmes d'inspection et d'entretien des véhicules [Jacondino, 2005].

Toutefois, malgré la réduction du taux de consommation énergétique et d'émission des véhicules individuels avec l'introduction de ces nouvelles technologies depuis 1970, l'augmentation du nombre de véhicules et de la distance de voyage depuis ces mêmes années entraîne une augmentation globale de la consommation totale de carburant et de leurs émissions [EPA, 1994]. Le défi est donc de fournir une qualité d'air améliorée en prenant en compte la demande croissante sans compromettre la mobilité de la population.

La réduction des consommations et des émissions peut ainsi être réalisée avec la gestion de la mobilité et l'amélioration du flux de trafic. Le tableau 1 présente des exemples courants de ces stratégies [EPA, 1998; Strompen *et al.*, 2012; VTPI, 2013].

Gestion de la mobilité			**Amélioration du flux de trafic**
Amélioration des options de transport :	Incitations pour choisir des options efficaces :	Gestion de l'utilisation du sol :	
– L'amélioration du transport en commun ; – Développement de pistes cyclables ; – Voie réservée aux véhicules à occupation multiple (*High-Occupancy Vehicle lane* en anglais, HOV).	– Frais basés sur la distance ; – Tarification et règlements de stationnement ; – Les augmentations de taxe sur les carburants.	– Politiques de croissance intelligente ; – *Transit-oriented development* (TOD) ; – Apaisement de la circulation (*traffic calming* en anglais).	– Coordination des feux de circulation (*traffic signal coordination* en anglais) ; – Systèmes de gestion des incidents ; – La régulation d'accès.

TABLE *1* – *Stratégies de réduction des consommations et émissions de transport basées sur la gestion de la mobilité et l'amélioration du flux de trafic.*

Le couplage entre modèles de trafic et d'émission

Souvent, en raison de la difficulté de mesure ou en raison des incertitudes liées à des nouveaux scénarios de transport, l'estimation des consommations et émissions des véhicules est effectuée en combinant des modèles d'émission et des modèles de trafic [Ariotti, 2010; Jie *et al.*, 2013]. Même si la mesure est encore le fondement de la compréhension, l'application de la modélisation mathématique et physique est d'une importance croissante dans la gestion de la pollution de l'air urbain. Le couplage entre les modèles de trafic et d'émission est ainsi souvent utilisé pour analyser l'efficacité environnementale des stratégies de trafic et leur potentiel avant l'implémentation [Jacondino, 2005].

Les modèles de trafic et d'émission disposent globalement de trois niveaux de représentation : macroscopique (flux), mésoscopique (paquets de véhicules) et microscopique (véhicules individuels). Dans la dimension temporelle, ces modèles peuvent être classés en deux catégories : statique et dynamique. Les modèles statiques supposent que, selon le cas, l'état du trafic ou les consommations et les émissions, sont stationnaires durant la période analysée. Ils considèrent les déplacements et non la façon dont ils sont réalisés. Les modèles dynamiques, décrivent l'écoulement du trafic et représentent donc les situations de trafic rencontrées par les véhicules durant leur déplacement [Cappiello, 2002].

L'estimation de la consommation et des émissions issues du transport routier nécessite des informations complètes sur les caractéristiques du trafic (composition de la flotte véhiculaire et conditions de trafic). Le choix de l'approche de couplage dépend ainsi de l'objectif de l'étude et des contraintes en termes de disponibilité des données et de temps de calcul. Dans ce contexte, il est nécessaire d'utiliser des modèles appropriés pour estimer précisément le trafic, les consommations et les émissions [Ahn, 1998]. Les modèles de trafic doivent reproduire l'influence des

stratégies sur la dynamique du trafic. Ensuite, les modèles d'émission doivent être sensibles aux effets de la dynamique du trafic sur les consommations et émissions.

Les modèles statiques d'émission sont couplés aux modèles statiques de trafic pour être appliqués à des études à grande échelle. Ces modèles de trafic reproduisent les conditions de circulation avec une résolution grossière et, par conséquent, ils ne reproduisent pas les particularités du trafic (et en particulier la congestion) responsables des plus grandes variations des niveaux de consommation énergétique et des émissions comme les fortes accélérations et décélérations dues à des conditions de trafic congestionné [Ahn, 1998; Ariotti, 2010]. Par conséquent, des approches plus raffinées sont conseillés afin de mieux évaluer l'effet de la variabilité du trafic sur la consommation énergétique et les émissions.

Dans ce contexte, étant donné que consommations et émissions dépendent fortement des vitesses et accélérations des véhicules [Hallmark et Guensler, 1999; Treiber *et al.*, 2008], des approches plus détaillées sont utilisées couplant des modèles microscopiques de trafic et des modèles dynamiques d'émission. Ce type de couplage plus fin est généralement utilisé pour tester l'impact environnemental de stratégies de trafic à l'échelle locale [Ahn, 1998]. C'est notamment le cas lorsqu'on veut évaluer les effets de la régulation du trafic (comme par exemple la gestion des feux, les stratégies de re-routage et la régulation d'accès ou de vitesse).

La problématique du couplage entre les modèles de trafic et d'émission

Les erreurs dans l'estimation des émissions des véhicules peuvent conduire à la mise en œuvre de stratégies de gestion du trafic ou d'organisation des transports qui ne sont pas forcément les plus efficaces du point de vue de la qualité de l'air. Les erreurs liées au couplage entre les modèles d'émission et de trafic doivent ainsi être toujours mises en relation avec le gain attendu par l'implémentation de stratégies de trafic qui peut être inférieur à 5%. Ces stratégies peuvent réduire la consommation en dessous de 5% pour l'éco-conduite [Beusen *et al.*, 2009; af Wahlberg, 2007] ou environ 4% avec des systèmes de navigation [Ericsson *et al.*, 2006]. Pour cette raison, il est important de quantifier les erreurs réalisées lors de la mise en œuvre de la chaîne de modélisation reliant modèles de trafic et de consommation et d'émission de polluants. Ces erreurs peuvent venir du modèle de trafic, du modèle d'émission ou du couplage entre les deux. Ce dernier point est celui qui a reçu le moins d'attention dans la littérature, notamment quand le modèle de trafic est dynamique [Jacondino, 2005].

La précision de l'estimation de la consommation et des émissions à partir du couplage entre les modèles de trafic et d'émission est affectée par deux types d'erreurs : (i) les erreurs associées à la fiabilité des données de trafic et (ii) les erreurs inhérentes à la modélisation des émissions des véhicules [Jacondino, 2005; Smit *et al.*, 2010; Xia et Shao, 2005]. Dans cette thèse on s'intéresse au premier aspect.

Selon Jie *et al.* [2013], afin d'obtenir une estimation valide des émissions, les caractéristiques des trajectoires des véhicules simulées devraient être similaires à la réalité. Le problème est que les modèles de trafic produisent des trajectoires simplifiées qui sont avant tout destinées à étudier les situations de trafic. Par conséquent, les modèles d'émission, traditionnellement développés à partir des données réelles de trafic, ne peuvent pas être directement couplés de manière valide aux modèles de trafic avant d'avoir étudié l'influence de la forme des trajectoires

produites. Même si beaucoup d'études récentes utilisent les données issues de modèles de trafic à la place des données réelles pour l'estimation environnementale, peu cherchent à évaluer les incertitudes générées par la modélisation du trafic et la validité des estimations.

Dans ce contexte, la thèse se concentre sur les incertitudes générées par les modèles microscopiques (dynamiques) de trafic comme entrée de l'estimation des consommations énergétiques en milieu urbain : (i) la simplification de la représentation du trafic, (ii) les paramètres des modèles de trafic et (iii) la méthode de calage des modèles de trafic. Ceci permettra de définir les représentations de trafic les plus pertinentes vis-à-vis d'une prise en compte de la reproduction de l'impact de la dynamique du trafic sur la consommation énergétique.

Cette thèse est focalisée sur les modèles microscopiques de trafic car c'est à l'échelle locale, notamment en milieu urbain, que la dynamique du trafic influence le plus l'estimation de la consommation énergétique (et des émissions).

Les travaux de thèse s'articulent autour de cinq chapitres. Le chapitre présente une revue de la littérature existante sur les différents modèles de trafic et d'émission et sur les différentes approches de couplage entre ces modèles. Les chapitres suivants sont organisés en parties. Dans la première partie (chapitres 2 et 3) la présentation du modèle d'émission utilisé tout au long de la thèse est initialement réalisée. Ensuite une analyse est menée sur la précision de la représentation du trafic nécessaire pour l'estimation de la consommation énergétique en milieu urbain. Dans la deuxième partie (chapitres 4 et 5) une étude sur l'influence des modèles de trafic de Newell et de Gipps est développée. Ces deux modèles sont représentatifs par rapport à l'ensemble des modèles microscopiques. Une méthode de filtrage de données de trafic est proposée au chapitre 4 de sorte que ces données puissent être utilisées au chapitre 5 pour la modélisation du trafic et l'estimation de la consommation. Enfin, l'influence des lois d'écoulement propres aux deux modèles de trafic et l'influence de la méthode de calage sont analysées.

Chapitre 1

L'estimation de la consommation énergétique et des émissions des véhicules à partir de modèles de trafic

L'estimation de la consommation énergétique et des émissions atmosphériques dues au transport routier nécessite une connaissance satisfaisante des données relatives au trafic. Souvent, en raison de la difficulté de mesure ou des incertitudes liées à de nouveaux scénarios de transport, cette estimation est effectuée en combinant des modèles de trafic à des modèles d'émission [Ariotti, 2010].

Ce chapitre présente une revue bibliographique des modèles de trafic et des modèles d'émission. Tout d'abord les caractéristiques de chaque type de modèle avec leur utilisation et limitation respectives sont présentées. Ensuite, ce chapitre décrit comment ces deux types de modèles sont couplés en fonction de l'utilisation et de la compatibilité des données afin d'estimer les consommations énergétiques et les émissions. En dernier lieu, les verrous scientifiques liés à une telle approche de couplage sont présentés et le sujet de thèse précisé.

1.1 Les modèles de trafic

Les modèles de trafic peuvent être classés en fonction du niveau de détail avec lequel ils représentent l'écoulement des véhicules. Cette catégorisation est réalisée en considérant les véhicules distingués et le niveau de leur description : les modèles microscopiques représentent des véhicules individuels, les modèles mésoscopiques représentent les véhicules de manière plus agrégée par paquets et les modèles macroscopiques représentent les véhicules de manière encore plus agrégée comme un flux continu. En outre, selon l'échelle temporelle, ces modèles peuvent être statiques ou dynamiques. Les modèles statiques s'intéressent plutôt aux déplacements et ne considèrent pas réellement les situations de trafic rencontrées durant le trajet. Les modèles dynamiques décrivent l'évolution de l'état du trafic au cours du temps. Le choix de l'approche de modélisation dépend de l'objectif de l'étude et des contraintes en termes de disponibilité des données et de temps de calcul [Hoogendoorn et Bovy, 2001]. Cette section présente des

généralités sur ces modèles.

Le développement des modèles : les modèles de demande, d'offre et de flux de trafic

Les modèles de trafic représentent le flux du trafic à partir des informations sur la demande et l'offre de transport dans le réseau. Ces modèles sont ainsi composés d'un système de trois sous-modèles décrivant chacun un composant du trafic comme présenté dans la figure 1.1 [Barceló, 2010] :

i **Le modèle de l'offre** : il décrit les caractéristiques du système de transport avec ses réseaux d'infrastructure et ses services. Ces caractéristiques sont stables ou changent très lentement dans le temps, sauf par ce qui concerne les effets de la régulation.

ii **Le modèle de demande** : il décrit les volumes de trafic souhaitant parcourir le réseau entre les entrées et les sorties, en fonction du temps.

iii **Le modèle de flux de trafic** : il décrit le résultat des interactions entre l'offre et la demande.

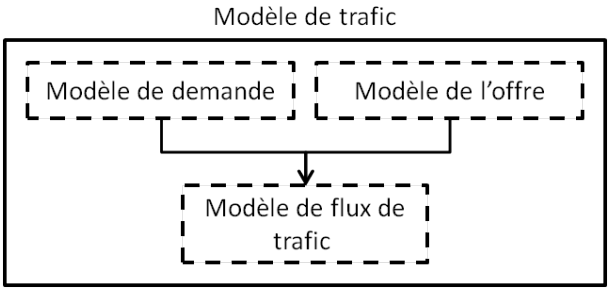


FIGURE *1.1 – Schéma conceptuel des modèles de trafic formés par trois sous-modèles.*

La modélisation de l'offre de transport consiste en une représentation des points d'intersection entre deux segments homogènes du réseau formés par les arcs. Les arcs sont caractérisés par leurs attributs physiques et économiques (par exemple voies rapides, voies de dessertes secondaires, boulevard périphérique) avec la description de la longueur, du sens de circulation, du prix de traversée et plus généralement des conditions d'exploitation [Aw, 2008]. Différents degrés de détail de la représentation du réseau sont donnés en allant de la simple représentation graphique à une représentation très détaillée en fonction de l'échelle de modélisation [Barceló, 2010].

La représentation de la demande de transport est généralement effectuée en parallèle de l'offre. La demande de transport peut être modélisée de différentes façons. La façon plus détaillée consiste à décrire la demande en termes d'activités la générant (voir Bowman et Ben-Akiva [2000]). Toutefois, jusqu'à présent, l'approche la plus utilisée pour la modélisation de la demande est la notion de matrices origines-destinations (OD) [Barceló, 2010]. Dans les modèles statiques, la matrice OD est constante, tandis que, dans les modèles dynamiques, elle dépend du temps [Cousin *et al.*, 2010].

Pour terminer le processus de modélisation du trafic, l'interaction entre l'offre et la demande doit être formalisée. Pour modéliser cela, une variété de modèles existent et ceux-ci se différencient par la façon dont le flux est représenté et évolue à travers le réseau.

Principales caractéristiques, applications et limitations

Le niveau de la représentation du trafic est déterminé traditionnellement par la combinaison des échelles temporelle et spatiale comme représenté sur la figure 1.2.

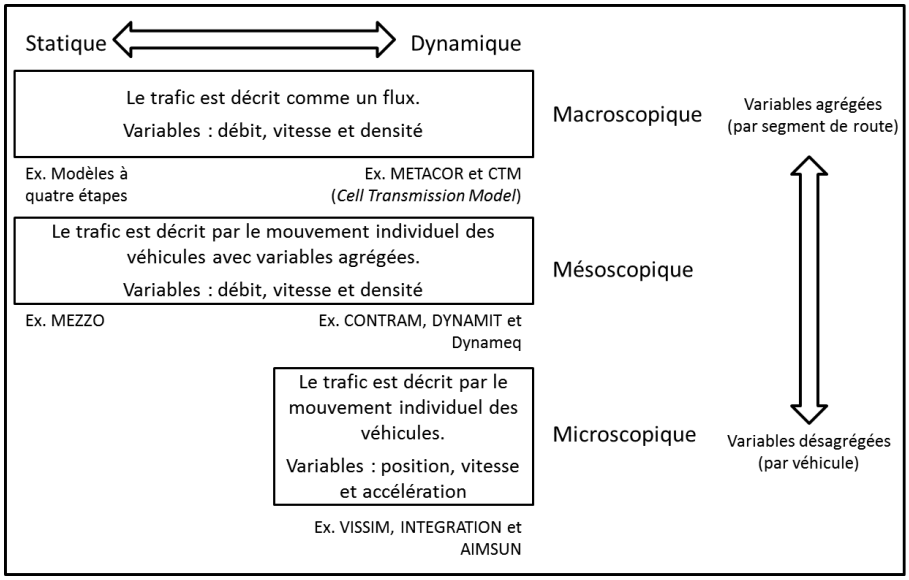


FIGURE 1.2 – *Schéma de la classification des modèles de trafic en fonction du niveau de détail temporel (statique et dynamique) et du niveau de détail de la représentation de l'écoulement des véhicules (macroscopique, mésoscopique et microscopique).*

Les modèles macroscopiques utilisent des variables agrégées, comme le débit, la vitesse moyenne et la densité, pour décrire le trafic comme un flux sans distinguer les véhicules individuellement. Les comportements des véhicules individuels comme les changements de voie ne sont généralement pas explicitement représentés [Barceló, 2010; Chakroborty, 2006].

Les modèles de trafic dits à quatre étapes sont les modèles macroscopiques et statiques les plus connus. La génération des flux de déplacements, leur distribution spatiale, le choix modal avec l'affectation du trafic constituent l'approche classique de cette modélisation [Sétra, 2012]. Comme exemple de modèles macroscopiques et dynamiques on peut citer : le modèle LWR [Richards, 1956; Lighthill et Whitham, 1955], l'implémentation numérique la plus célèbre CMT (*Cell Transmission Model*) [Daganzo, 1994] et METACOR [Elloumi *et al.*, 1994]. Ces modèles de trafic décrivent l'évolution du trafic au fil du temps à travers un ensemble d'équations différentielles tirées de la théorie de l'écoulement hydrodynamique. Dans ces modèles il y a une vraie prise en compte de la dynamique de l'écoulement alors que les modèles statiques ne s'intéressent qu'aux déplacements réalisés.

Les modèles microscopiques, en contrepartie, utilisent des variables désagrégées pour représenter le mouvement de véhicules individuels au sein du flux de circulation. Les trajectoires des véhicules, le comportement des conducteurs et leurs interactions sont ainsi détaillés par

leur position, vitesse et accélération instantanées. Dans ces types de modèles, chaque véhicule se déplace sur le réseau de transport selon la situation du trafic (fluide ou congestionnée) en fonction : des caractéristiques physiques du véhicule (par exemple, longueur, performance du véhicule), des règles fondamentales du mouvement (par exemple, vitesse en fonction du temps est égale à la distance) et des règles de comportement des conducteurs (par exemple le changement de voie) [Barceló, 2010; Hoogendoorn et Bovy, 2001; Miller, 2011]. Les modèles de poursuite et de changement de voie sont les éléments les plus importants dans les simulateurs microscopiques de trafic. Comme exemple de logiciels de simulation qui ont des modèles microscopiques intégrés, on peut citer VISSIM [Fellendorf et Vortisch, 1998], INTEGRATION [Van Aerde, 1999] et AIMSUN [Barceló *et al.*, 1998].

Enfin, les modèles mésoscopique décrivent le flux de trafic à un niveau de détail moyen combinant les propriétés des modèles à la fois microscopiques et macroscopiques. Les véhicules et le comportement des conducteurs ne se distinguent ne sont décrits individuellement, mais plutôt en termes plus agrégés (par exemple, en utilisant les fonctions de distribution de probabilité). Toutefois, les règles de comportement sont décrites à un niveau individuel [Hoogendoorn et Bovy, 2001].

Fondamentalement, il existe deux types principaux de modèles mésoscopiques : ceux dans lesquels les véhicules sont représentés par de petits groupes de véhicules caractérisés par les mêmes propriétés (par exemple même origine et destination) qui se déplacent dans le réseau, comme dans CONTRAM (dynamique) [Leonard *et al.*, 1989], et ceux dans lesquels la dynamique de l'écoulement du trafic est déterminée par la dynamique simplifiée des véhicules individuels, tels que les modèles dynamiques dans les logiciels de simulation DYNAMIT [Ben-Akiva *et al.*, 2001] et Dynameq [Mahut *et al.*, 2003], et le modèle statique dans MEZZO [Barceló, 2010].

Les applications des modèles macroscopiques et mésoscopiques sont limitées aux cas où certains phénomènes locaux ne deviennent pas prépondérants pour définir le fonctionnement de tout le système, par exemple la chute de capacité à un convergent lié aux flux s'insérant. Ils sont ainsi appliqués avec le plus de succès aux réseaux à grande échelle et sur de longues périodes. Plus précisément, la macro-modélisation peut être appliquée pour étudier la circulation à haute densité, mais elle ne se prête pas facilement à des situations de trafic où il y a une grande variation dans le comportement entre les conducteurs. Les applications typiques de modèles mésoscopiques sont pour les évaluations des systèmes d'information des voyageurs (*traveler information systems*) [Burghout, 2004].

Un des principaux avantages des modèles microscopiques est la possibilité d'étudier le mouvement du véhicule individuel. Les variables macroscopiques (débit et densité par exemple) peuvent également être déduites des sorties des modèles microscopiques. Les modèles microscopiques de trafic sont ainsi généralement appropriés pour des études à l'échelle locale, car, à plus grande échelle, ils peuvent prendre du temps du point de vue du temps de calcul et du développement, et de la difficulté à réaliser le calage. Leurs applications comprennent (i) les études d'impact des stratégies de trafic sur les flux de circulation et sur la cinématique du véhicule et (ii) la modélisation des systèmes de transport intelligents [Miller, 2011].

Calage et validation

Le calage des modèles de trafic consiste à ajuster les paramètres de l'offre et de la demande modélisées afin d'obtenir un niveau satisfaisant de comparaison avec la situation observée en réalité. Dans la littérature, il n'existe pas de procédure standard de calage. Les données pour caler les attributs des fonctions servant à codifier les réseaux et à définir les coûts des liens ne sont pas toujours directement disponibles. Différentes techniques de calage transposables sont proposées pour la plupart des études de modélisation de trafic (voir Cousin *et al.* [2010]).

Le calage d'un modèle microscopique est une tâche complexe, coûteuse et chronophage. Des données doivent être recueillies afin de trouver les bonnes valeurs pour les nombreux paramètres qui font partie du modèle microscopique (les distributions des vitesses, d'acceptation d'insertion, d'accélération et de décélération par exemple). Évidemment, certains de ces paramètres sont difficiles à mesurer directement, et sont donc estimés en utilisant des mesures globales d'où la difficulté de la performance du modèle avec un certain réglage des paramètres. Habituellement, les mesures d'efficacité sont les temps de parcours sur les liens, les itinéraires, les vitesses ou les flux et les taux d'occupation au niveau des stations de mesure. Les valeurs obtenues à partir des essais de simulation sont comparées avec les valeurs mesureées. Enfin, les modèles macroscopiques et mésoscopiques sont plus faciles à caler que les modèles microscopiques en raison du nombre inférieur de paramètres et de leur caractère plus facilement mesurable [Burghout, 2004].

La validation des modèles de trafic se réalise à partir d'un jeu de données d'observations qui n'ont pas servi lors du calage. Il peut s'agir par exemple de deux années différentes d'observation, avec un réseau qui a évolué entre ces deux années. Cependant, en pratique, le modélisateur ne dispose pas la plupart du temps de suffisamment de données pour procéder à la validation, ainsi la littérature propose quelques recommandations pour s'assurer dans la mesure du possible de la qualité du modèle sans pour autant procéder à une validation complète [Cousin *et al.*, 2010].

1.2 Les modèles d'émission

Les modèles d'émission sont destinés à la quantification de la consommation énergétique et des émissions véhiculaires sur la base du mode de fonctionnement des véhicules. Les composés traditionnellement modélisées par des modèles d'émissions véhiculaires sont le monoxyde de carbone CO, les hydrocarbures HC, les oxydes d'azote NO_x et le dioxyde de carbone CO_2. Les modèles représentant les émissions de particules fines, polluants majeurs dans les véhicules à moteur diesel, sont encore en cours de développement dans la plupart de la littérature [Sétra, 2012].

Les modèles d'émission peuvent être classifiés en dynamiques et statiques selon l'échelle temporelle, et en macroscopiques et microscopiques selon l'échelle spatiale. Le choix de l'approche de la modélisation dépend de l'objectif et des contraintes de l'étude. Cette section présente ainsi des généralités sur ces modèles.

Les principaux facteurs qui affectent la consommation énergétique et les émissions des véhicules

Pour modéliser la consommation énergétique et les émissions véhiculaires il faut comprendre les variables et les paramètres qui les influencent. Ces variables et paramètres peuvent être groupés dans les catégories suivantes [Ahn, 1998; Cappiello, 2002; Jacondino, 2005] :

- **Le mode opératoire du véhicule** qui inclut la dynamique du moteur (la vitesse du moteur et le régime moteur par exemple), le rapport masse air-carburant, les variables cinématiques du véhicule (vitesse et accélération), et la température du catalyseur. Ces variables peuvent à leur tour dépendre du comportement individuel du conducteur [Cappiello, 2002]. Selon Ahn [1998], généralement les taux de consommation énergétique augmentent avec l'augmentation des vitesses et accélérations. Concernant la dynamique du moteur, celui-ci peut prendre plusieurs minutes pour atteindre un fonctionnement normal. La phase initiale de démarrage à froid a un rendement énergétique plus faible que lorsque les moteurs sont complètement réchauffés.
- **Les caractéristiques du véhicule** incluent la conception du véhicule (poids, taille et l'efficacité aérodynamique par exemple), le type de combustible, la technologie du véhicule, son état (le kilométrage, l'âge et l'état mécanique par exemple) et son entretien. Les véhicules plus larges et lourds et les véhicules avec transmission automatique et accessoires ont besoin de plus de combustible que les véhicules dépourvus de ces systèmes [Ahn, 1998; Jacondino, 2005]. Selon Baker [1994], sans entretien du véhicule, la consommation énergétique peut augmenter de près de 40%.
- **Les conditions externes de l'environnement** incluent les conditions météorologiques (telles que la température ambiante, la pression atmosphérique et l'humidité relative) et les caractéristiques de la route (telles que la surface de la route et la qualité du matériau de la chaussée)[Cappiello, 2002]. Selon Baker [1994], dans des autoroutes typiques, un véhicule testé sur une route accidentée augmente sa consommation énergétique de 5% par rapport à un véhicule testé sur une route de qualité normale.

Parmi ces principaux facteurs, les variables cinématiques du véhicule sont notre centre d'intérêt étant donné que c'est par cette entrée que les données de trafic jouent un rôle important sur l'estimation de ces externalités environnementales.

Le développement des modèles : les méthodes de mesure

Le développement de modèles de consommation énergétique et d'émission véhiculaire se fait à partir de mesures des facteurs unitaires de consommation énergétique et d'émission dans les véhicules. En reliant ainsi ces facteurs unitaires au mode opératoire du véhicule, les consommations énergétiques et les émissions peuvent être estimées [Sétra, 2012].

$$E_i = O \cdot FE_i \tag{1.1}$$

Où E_i : la consommation énergétique ou l'émission d'un composant donné i, généralement exprimées respectivement en litres et masse ;

O : le mode opératoire du véhicule (par exemple un nombre de véhicules par kilomètre ou les vitesses et accélérations instantanées) ;

FE_i : le facteur de consommation énergétique ou d'émission d'un composant donné i par kilomètre.

Selon Sturm *et al.* [1998], la méthode adoptée pour obtenir ces mesures de facteurs varie selon l'approche du modèle :

- Pour la modélisation statique, les mesures sont réalisées pour différents modes de conduite avec un nombre important de véhicules. Ces modes de conduite représentent ainsi le comportement de conduite pour chaque type de véhicule dans des situations classées en fonction de certains types de routes. Les facteurs de consommation énergétique et d'émission obtenus en utilisant cette procédure sont alors pris comme représentatifs de ces modes de conduite. Ces facteurs sont estimés pour une période et une zone donnée.
- Pour la modélisation dynamique, les quantités de consommation et d'émission sont mesurées en continu. Les facteurs de consommation énergétique et d'émission obtenus sont stockés dans une matrice 2D en fonction du mode de conduite (la charge du moteur), défini par des variables dynamiques telles que la vitesse et l'accélération instantanées.

Il existe différentes méthodes de mesure de consommation énergétique et émission à savoir les essais en laboratoire (comme les bancs d'essai à rouleaux), les mesures sur la route et les études de tunnel (pour les émissions). Ces méthodes et leur utilisation pour la modélisation des émissions sont brièvement passées en revue dans Smit [2006]. Selon Braven *et al.* [2012], la plupart des données de mesure sont recueillies dans un environnement de laboratoire contrôlé.

Principales caractéristiques, applications et limitations

La littérature classifie les modèles d'émission selon plusieurs critères et de façon différente. Smit [2006] propose une classification détaillée selon quatre critères (les paramètres du modèle, la manière dont les lois d'émission sont obtenues, la finesse des données de trafic et l'échelle spatiale). A partir de ces critères 8 classes sont obtenues et présentées. Dans cette thèse, une classification plus simple est présentée en la mettant en relation avec la classification des modèles de trafic. Les modèles d'émission sont ainsi classifiés par la combinaison des échelles temporelle et spatiale en spécifiant le niveau de finesse des données de trafic associées. Trois types de modèles sont différenciés, les modèles à vitesse moyenne, modaux et instantanées [Ahn, 1998; Cappiello, 2002], comme représenté sur la figure 1.3.

Les modèles statiques d'émission, dit aussi modèles à vitesses moyennes ou modèles d'inventaire des émissions, estiment les consommations énergétiques et les émissions totales pour un temps spécifique (une heure, jour ou année) et pour une zone spécifique (région, ville ou réseau générique). D'une manière générale, les modèles statiques d'émission prennent la forme de l'équation suivante [Ariotti, 2010; Cappiello, 2002] :

$$E_i = \sum_c \sum_l KMVV_i \cdot f_c \cdot FE_i(\overline{v_l},c) \tag{1.2}$$

Où c : la catégorie du véhicule ;

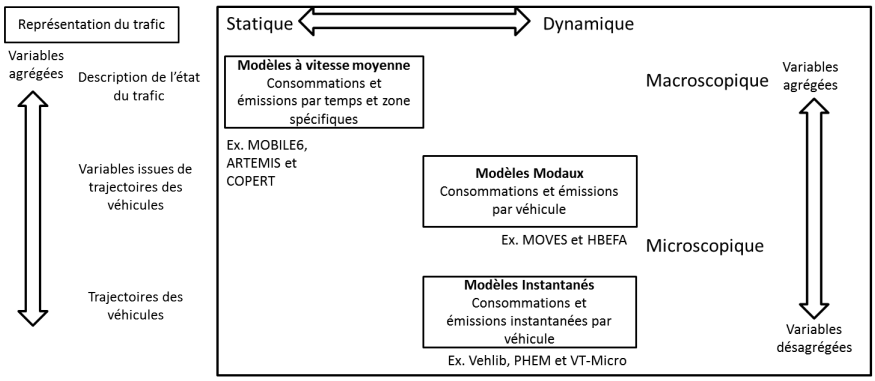


FIGURE *1.3 – Schéma de la classification des modèles d'émission en fonction du niveau de détail temporel (statique et dynamique) et spatial (macroscopique, mésoscopique et microscopique).*

$\overline{v_l}$: vitesse moyenne sur le sous-réseau (par exemple un arc ou un ensemble de chemins) l ;

KMVV : les kilomètres effectués par le véhicule pour une période donnée dans le sous-réseau l ;

f_c : la fraction des véhicules de la catégorie c ;

Les modèles statiques ne peuvent pas être utilisés pour estimer la consommation énergétique et les émissions instantanées [Cappiello, 2002]. Selon Sturm *et al.* [1998], ceci est dû au fait qu'un grand nombre de différents modes de conduite, ayant plus ou moins la même vitesse moyenne, peut avoir des dynamiques de conduite totalement différentes. Les quantités de consommation énergétique et d'émissions associées peuvent être par conséquent différentes pour un même mode de conduite. L'importance des accélérations et des vitesses est ainsi sous-estimée par ce type de modèle.

Les applications des modèles statiques comprennent des études à échelle macroscopique où la vitesse moyenne est suffisante pour caractériser le flux du trafic (par exemple le flux ininterrompu dans les routes). Ils sont ainsi utilisés pour prédire les valeurs absolues de la consommation énergétique et des émissions (inventaires) [Jacondino, 2005]. Parmi les modèles statiques on trouve MOBILE [EPA, 2004], COPERT [Ntziachristos et Samaras, 2000] et EMFAC [CARB, 2002].

Les modèles d'émission dynamiques peuvent être classés en deux catégories : les modèles instantanés et les modèles modaux. Dans le premier cas, les modèles sont basés sur des variables cinématiques instantanées des véhicules (modèles instantanés), telles que la vitesse et l'accélération. Dans le deuxième cas, les modèles sont basés sur des variables de trafic plus agrégées (modèles modaux), comme le temps passé en mode d'accélération, en mode de croisière, et en mode de décélération. D'une manière générale, les modèles dynamiques d'émission prennent la forme de l'équation suivante [Ariotti, 2010; Cappiello, 2002] :

$$E_i(t) = \sum_j e_i(c_j, x_j(t)) \tag{1.3}$$

Où $E_i(t)$: la consommation énergétique ou l'émission d'un composant donné i à l'instant

t ;

j : le numéro d'identification du véhicule ;

c_j : la catégorie du véhicule j ;

$x_j(t)$: la variable instantanée ou modale du véhicule j à l'instant t. Certains modèles utilisent également des variables historiques (comme les valeurs de vitesses passées et le temps écoulé depuis le début du voyage).

$e_i(c_j,x_j(t))$: la consommation énergétique ou l'émission d'un composant donné i du véhicule j à l'instant t.

Après la deuxième loi de Newton, il peut être démontré que la force nette sur un véhicule dans la direction du mouvement est proportionnelle à son accélération et la force nécessaire pour surmonter la résistance aérodynamique, au roulement et à la pente. A partir de ces idées, les modèles dynamiques instantanés estiment les consommations et émissions comme une relation entre les FE_i et la puissance instantanée du véhicule. Cette dernière est calculée en fonction de variables telles que la masse du véhicule, du coefficient de traînée, de la résistance au roulement, de la surface frontale, des vitesses et des accélérations. Parmi ces types de modèles on peut citer comme exemple PHEM [Hausberger *et al.*, 2009], la bibliothèque Vehlib et VT-MICRO [Ahn, 1998]. En raison de la caractéristique désagrégée des données, ces modèles sont généralement mis en œuvre à l'échelle microscopique pour évaluer les projets de transport individuels, tels que des intersections simples, des gares de péage et des sections d'autoroute et pour évaluer différentes stratégies de trafic [Ahn, 1998].

Les modèles dynamiques modaux prennent en compte les différents types de modes de conduite d'un véhicule dans un voyage typique. Ce type de modèle suppose que les éléments des modes de conduite sont indépendants les uns des autres et la somme des composantes des consommations et émissions est égale à la quantité totale. L'avantage de ce modèle est sa simplicité, la généralité et la clarté conceptuelle, ainsi que la relation directe à des techniques de modélisation de trafic existantes. Le plus grand inconvénient est qu'il est difficile de représenter les différences dans le comportement du même conducteur dans des situations de conduite différentes. Ericsson [2000] a montré une différence significative entre les modes de conduite urbains pour des différents types de rues et de conducteurs. Ce modèle est applicable aux études à l'échelle microscopique semblables aux modèles instantanés [Ahn, 1998]. Parmi ces types de modèles on peut citer MOVES [EPA, 2009] (développé pour remplacer MOBILE6) et HBEFA [Hausberger *et al.*, 2009].

Un avantage majeur de la méthodologie dynamique est que les calculs de consommation et d'émissions peuvent être faits en fonction d'un comportement de conduite réel, sans avoir besoin de temps et d'argent pour des mesures réelles [Sturm *et al.*, 1998]. En outre, les modèles dynamiques prennent en compte la congestion de manière explicite car ils nécessitent en entrée des données de situations de conduite réelles ou des variables spécifiques de congestion pour déterminer les consommations et émissions. Ils peuvent donc théoriquement modéliser les effets de la congestion sur les émissions [Sétra, 2012]. Toutefois, une grande quantité de données est nécessaire afin de fournir les informations nécessaires pour une précision suffisante [Sturm *et al.*, 1998].

Calage et validation

Globalement, les modèles d'émission sont calés à l'aide de mesures sur des bancs d'essais moteur. Compte tenu de la forte influence des caractéristiques des véhicules, ces modèles sont habituellement calés séparément pour chaque catégorie de véhicule ou pour certaines catégories homogènes de véhicules [Cappiello, 2002].

Smit *et al.* [2010] ont examiné un total de 50 documents et rapports qui contenaient des informations sur la validation de modèles d'émission véhiculaires, et les résultats ont été compilés dans une base de données. L'analyse de cette base de données a identifié six méthodes de validation différentes qui peuvent être utilisées à différentes échelles spatiales. La majorité des études ont mis en œuvre soit la méthode par tunnel (18 études) soit la méthode de concentration ambiante (15 études). D'autres méthodes de validation moins fréquentes incluent la télédétection (7 études), des bilans de masse (4 études), les mesures à bord (3 études) et des mesures en laboratoire (3 études). Les avantages et limitations de chaque méthode sont détaillés dans cette même étude [Smit *et al.*, 2010].

1.3 Le couplage de modèles de trafic et de modèles d'émission

La modélisation du trafic consiste en une méthodologie alternative moins onéreuse et moins laborieuse surtout pour des études à grande échelle par rapport aux mesures et enquêtes. Par la suite, on observe une utilisation croissante des données issues des modèles de trafic pour l'estimation des consommations énergétiques et émissions des véhicules. De plus, beaucoup de ces modèles de trafic possèdent leurs propres modèles de consommation et d'émission intégrés comme DRACULA [Institute for Transport Studies, 1993], NETSIM, FREQ et INTEGRATION [Van Aerde, 1999] [Ahn, 1998].

Les généralités sur les modèles de trafic et d'émission ont été présentés dans les sections 1.1 et 1.2 respectivement. Les approches de couplage de ces modèles (l'échelle, les finalités et les limitations) sont décrites dans cette section et schématisées sur la figure 1.4.

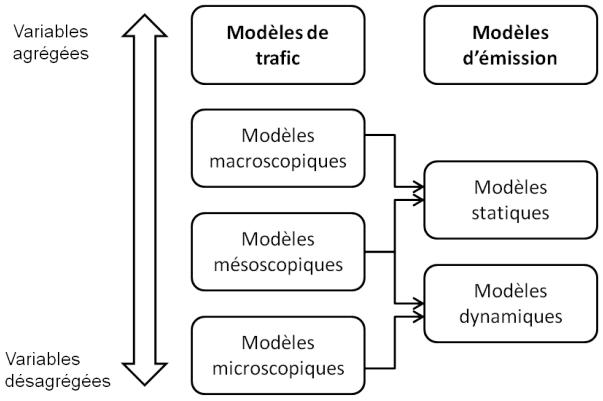


FIGURE *1.4 – Couplage de modèles de trafic et modèles d'émission.*

Les modèles statiques d'émission peuvent utiliser des données provenant de modèles macroscopiques ou mésoscopiques statiques de trafic. Pour certaines études à grande échelle, aucun modèle de trafic n'est utilisé. Les véhicules-miles parcourus (ou véhicules-kilomètres parcourus)

sont déterminés à partir d'enquêtes et utilisés comme entrée pour le modèle d'émission. Bien que ce couplage ne puisse pas fournir une sortie désagrégée et précise, ceci est couramment utilisé à des fins de planification des transports en raison de leur relative simplicité [Cappiello, 2002]. L'étude dans Zhang [2011] estime les émissions de CO_2 à partir des données des véhicules-miles parcourus (VMT) couplés à des facteurs d'émission des véhicules. Cette méthodologie est utilisée pour évaluer des stratégies d'utilisation du sol (densification ou usage mixte) afin de réduire ces émissions.

Les modèles statiques d'émission peuvent également utiliser des données provenant de modèles macroscopiques ou mésoscopiques dynamiques de trafic. Afin d'alimenter le modèle d'émission avec des vitesses et des accélérations des véhicules, différentes approches peuvent être utilisées. Il est possible par exemple d'appliquer une répartition spatiale de la vitesse et/ou accélération en se basant sur des cycles de conduite ou des distributions statistiques [Cappiello, 2002].

Le grand inconvénient de la modélisation macroscopique du trafic vient du fait que ces modèles ne reproduisent pas les particularités du trafic responsables des plus grandes variations des niveaux de consommation énergétique et des émissions comme les fortes accélérations et décélérations dues à des conditions de trafic congestionnées [Ahn, 1998; Ariotti, 2010]. Par conséquent, des approches plus fines sont conseillées afin de mieux évaluer l'effet de la variabilité du trafic sur la consommation énergétique et les émissions. Dans ce contexte, les modèles microscopiques de trafic sont couplés aux modèles dynamiques d'émission.

Dans la modélisation de la consommation énergétique dynamique, les données d'entrée sont issues de modèles microscopiques ou mésoscopiques de trafic. Ce type de couplage plus fin est généralement utilisé pour tester l'impact environnemental de stratégies de trafic à l'échelle locale [Ahn, 1998] : les systèmes d'éco-conduite [Barth et Boriboonsomsin, 2009; Rakha *et al.*, 2011], des configurations différentes pour les voies réservées aux véhicules à occupation multiple [Boriboonsomsin et Barth, 2008], différentes stratégies de contrôle du trafic en milieu urbain [Chen et Yu, 2007]. L'inconvénient d'une telle approche de couplage est la grande quantité de données de trafic qui sont nécessaires. Par conséquent, la modélisation peut nécessiter un grand temps de calcul (notamment pour la validation et le calage) proportionnel au niveau de détail du réseau.

1.4 La problématique du couplage de modèles de trafic et de modèles d'émission

La problématique du couplage entre les modèles de trafic et d'émission réside dans sur le fait que ces derniers modèles sont traditionnellement développés à partir des données réelles de trafic. Par conséquent, les modèles d'émission ne peuvent pas être directement couplés à des modèles de trafic. Même si beaucoup d'études récentes utilisent les données issues de modèles de trafic à la place des données réelles pour l'estimation environnementale, peu nombreuses sont les études qui évaluent les incertitudes générées par la modélisation du trafic et la validité des estimations.

Parmi les études présentées à la section 1.3 et qui appliquent ce couplage pour des études

environnementales, aucune d'entre elles n'a questionné la validité des estimations. En contrepartie, l'étude de Hallmark et Guensler [1999] analyse la faisabilité de l'utilisation des trajectoires issues d'un modèle microscopique de trafic pour l'estimation des émissions. L'utilisation de profils de vitesse et d'accélération issus de NETSIM couplés aux facteurs d'émission fournis par MOBILE5 et MEASURE a donné lieu à des émissions significativement différentes de celles estimées en utilisant des profils de vitesse réels.

Dans ce contexte, la thèse se base sur cette problématique : la validité de l'utilisation des données de trafic issues de modèles de trafic pour l'estimation environnementale et le fait que peu d'études s'intéressent sur ce sujet. On s'intéresse particulièrement aux erreurs associées à l'utilisation des données issues de modèles de trafic (à la place de données réelles) sur l'estimation de la consommation énergétique en spécifique.

Au regard de cette problématique générale, les aspects suivants doivent être pris en compte dans les études basées sur le couplage des modèles d'émission et de trafic :

i **Le choix de l'approche du couplage** (voir section 1.3) ;

ii **La qualité du modèle de trafic** : le modèle de trafic doit être choisi en prenant en compte l'effet du modèle sur l'estimation de la consommation énergétique et des émissions. Ce modèle doit estimer précisément la dynamique du trafic.

iii **La qualité du modèle d'émission** : ce modèle doit estimer avec précision la consommation et les émissions qui correspondent à la cinématique d'un ensemble ou d'un véhicule donné.

Premièrement, le choix de l'approche du couplage doit être réalisé selon l'échelle et l'objectif de l'étude. Comme décrit à la section 1.3, au contraire des modèles macroscopiques de trafic, les modèles microscopiques de trafic reproduisent les particularités du trafic responsables des plus grandes variations des niveaux de consommation énergétique et émission. Ensuite, les modèles dynamiques peuvent être utilisés pour reproduire l'effet de la cinématique des véhicules individuels et de l'état du trafic sur les consommations énergétiques. La principale application de cette approche de couplage est l'évaluation environnementale des stratégies de trafic. Dans ce contexte, on se focalise sur le couplage basé sur l'usage des trajectoires issues de modèles microscopiques de trafic pour l'estimation des consommations énergétiques instantanées en milieu urbain.

Une fois l'échelle du couplage définie, les aspects (ii) et (iii) doivent être validés pour garantir le couplage. Pour les études de la thèse, on s'intéresse uniquement à l'aspect (ii) : la qualité du modèle de trafic. Trois aspects sur la qualité du modèle de trafic sont ainsi évalués au long de la thèse :

- La précision des données de trafic ;
- Les paramètres du modèle trafic ;
- Le calage du modèle de trafic.

Les études qui évaluent l'influence de ces trois aspects listés sur l'estimation de la consommation énergétique sont présentées dans ce manuscrit en deux parties. La première partie est destinée aux études sur l'influence des données de trafic (des trajectoires). La deuxième partie est destinée aux études sur l'influence des paramètres et du calage du modèle de trafic.

Partie I : Les études sur l'influence de la précision des données de trafic sur l'estimation de la consommation énergétique

Comme déjà cité, Hallmark et Guensler [1999] suggèrent que la description simplifiée de la cinématique des véhicules dans les modèles de trafic peut fausser l'estimation des émissions.

Dans le chapitre 2, le modèle dynamique d'émission, la bibliothèque Vehlib, est présenté en détail et des études préalables à l'étude du chapitre 2 sont développées. Au chapitre 3, on examine le premier aspect lié à la qualité du modèle de trafic pour l'estimation de la consommation énergétique : le biais qui peut être introduit à mesure que la consommation énergétique est estimée à partir de représentations simplifiées du trafic. Les erreurs associées sont quantifiées et l'effet du niveau de précision des représentations du trafic sur la consommation énergétique analysé.

Pour atteindre les objectifs du chapitre 3, l'étude se base sur la représentation simplifiée de trajectoires réelles. L'idée centrale de l'étude est de comparer les consommations énergétiques des différents niveaux de représentation des profils de vitesse et d'accélération. Dans un premier temps, l'étude est basée sur des trajectoires réelles. Ces trajectoires sont simplifiées à différents niveaux de manière à ce que les trajectoires simplifiées ressemblent à des trajectoires issues de modèles microscopiques de trafic ; c'est-à-dire avec des profils de vitesse composés de segments linéaires d'accélération constante. Les consommations énergétiques de chaque trajectoire réelle et la simplifiée correspondante sont comparées. Dans un second temps, l'étude est basée sur des trajectoires théoriques. Ces trajectoires sont tracées selon différentes valeurs de paramètres cinématiques : accélération constante, décélération constante et vitesse maximale. Les consommations énergétiques sont ensuite estimées pour chaque trajectoire tracée. Enfin, la variation des consommations énergétiques est évaluée en les comparant à la variation des valeurs des paramètres cinématiques.

Partie II : Les études sur l'influence des paramètres et du calage du modèle trafic

La représentation microscopique du trafic est basée sur des hypothèses décrites par des lois d'écoulement propres à chaque modèle de trafic (comme les règles de poursuite, de changement de voie et les logiques d'accélération). Selon Rakha *et al.* [2000], les processus qui représentent la progression longitudinale des véhicules sont ceux qui ont le plus d'influence sur l'estimation de la consommation énergétique et des émissions des véhicules. Dans ce cas, les véhicules progressant le long du réseau routier sont régis par la logique de poursuite. Les modèles microscopiques de poursuite calculent ainsi la trajectoire qu'un conducteur maintient par rapport au véhicule devant lui (le véhicule prédécesseur), en fonction de plusieurs paramètres, tels que la vitesse du véhicule, le différentiel de vitesse entre les deux véhicules et l'agressivité du conducteur. Dans les situations de libre circulation, où les véhicules ne sont pas contraints par leur prédécesseur, ceux-ci peuvent accélérer vers leur vitesse désirée [Miller, 2011].

Dans ce contexte, une étude est menée en utilisant deux modèles de poursuite : le modèle de Newell [Newell, 2002] et le modèle de Gipps [Gipps, 1981]. Les influences sur l'estimation de la consommation énergétique de chaque modèle de trafic, ses paramètres et ses méthodes de calage sont analysées. Cette étude est présentée au chapitre 5.

Le chapitre 4 présente une étude préalable basée sur le filtrage de données de trafic réelles et brutes. Une méthode de filtrage a été développée et les données filtrées résultantes sont utilisées au chapitre 5.

La figure 1.5 présente le périmètre du sujet de thèse et sa structuration.

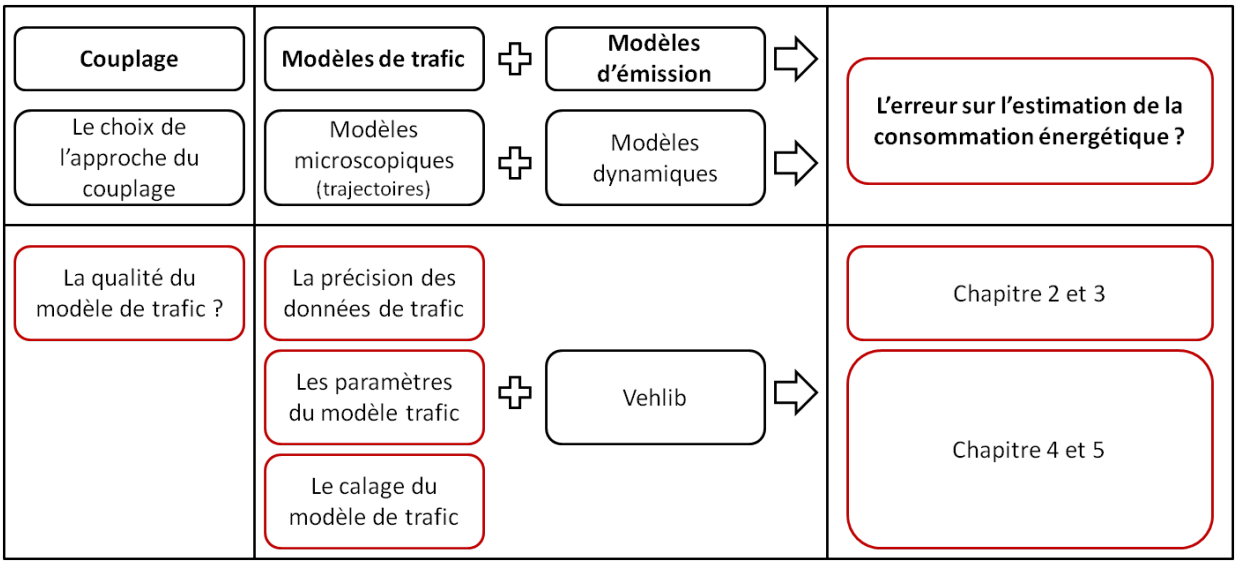


FIGURE *1.5 – Délimitation du sujet de thèse et sa structuration.*

1.5 Conclusion

Des recherches récentes sur la modélisation de l'impact des transports sur l'environnement utilisent des données issues de modèles de trafic. Pour une meilleure compréhension de l'enjeu de cette approche, la revue bibliographique de ce chapitre a d'abord présenté les différents modèles de trafic et d'émission. Ensuite, les relations entre ces modèles avec différents degrés de détail des variables ont été présentées. Le choix de l'approche de couplage dépend directement de l'objectif de l'étude.

A partir de cette revue, la problématique sur laquelle la thèse est basée a été présentée : les modèles d'émission basés sur des données réelles de trafic ne peuvent pas être directement couplés à des modèles de trafic pour l'estimation environnementale. Cette estimation peut être affectée par différentes sources d'erreurs. Des erreurs peuvent survenir en raison d'une représentation du trafic déficiente (la qualité du modèle de trafic) ou elles peuvent être inhérentes au modèle d'émission (la qualité du modèle d'émission). La thèse s'intéresse au premier aspect et a ainsi comme objectif principal : l'évaluation des erreurs associées à l'usage de trajectoires simplifiées, issues des modèles de trafic, pour l'estimation de la consommation énergétique instantanée. Plus spécifiquement, la thèse évalue l'influence de trois aspects relatifs à la qualité du modèle de trafic sur l'estimation de la consommation énergétique : (i) la précision de la représentation du trafic, (ii) les paramètres et (iii) le calage du modèle de trafic. Ces études et leur méthodologie sont structurées de la façon suivante :

– **Chapitre 2** : présentation du modèle d'émission utilisé au long de la thèse et des études préalables à l'étude du chapitre 3.

- **Chapitre 3** : évalue l'influence de la précision de la représentation du trafic ;
- **Chapitre 4** : une méthode de filtrage de données de trafic est proposée de sorte que ces données puissent être utilisées au chapitre 5 ;
- **Chapitre 5** : évalue l'influence des paramètres et du calage du modèle de trafic.

Partie I : Le modèle de consommation énergétique et l'étude des trajectoires

Comme présenté au chapitre , la précision des trajectoires véhiculaires est primordiale pour l'estimation de la consommation énergétique à l'échelle locale. Dans cette partie, on évalue l'influence des écarts entre une trajectoire de référence et des trajectoires simplifiées sur la consommation énergétique. La première partie de cette thèse est ainsi consacrée à :

i. La présentation du modèle dynamique d'émission utilisé tout au long de la thèse pour estimer la consommation énergétique : Vehlib (chapitre 2) ;

ii. La définition de la base de trajectoires de référence pour la suite de l'étude (chapitre 2) ;

iii. L'étude de l'influence des trajectoires véhiculaires sur l'estimation de la consommation énergétique. A la fin du chapitre 2 une première étude mettant en relation les données de trafic et la consommation énergétique est présentée. Ensuite, au cours du chapitre 3, l'étude principale de cette partie est développée. Elle consiste en différents niveaux de simplifications réalisés afin de reproduire différents niveaux de précision des données de sortie d'un modèle de trafic.

Chapitre 2

Le modèle de consommation énergétique, les cycles dynamiques d'étude et la première mise en relation entre trafic et consommation énergétique

Ce chapitre a trois objectifs développés en trois grandes sections. La première section (2.1) décrit le modèle d'émission dynamique à partir duquel les consommations énergétiques sont estimées au long des chapitres. Il s'agit d'une simplification de la bibliothèque Vehlib développée par le Laboratoire Transports et Environnement (LTE) appartenant à l'Institut Français des Sciences et Technologies des Transports (IFSTTAR) [LTE/IFSTTAR, 2013].

Ensuite, la deuxième section (2.2) présente comment les cycles dynamiques urbains ARTEMIS [André, 2004] sont exploités afin d'obtenir la base de données de l'étude au chapitre 3. Ces cycles dynamiques sont ainsi découpés en cycles plus courts, des sous-cycles, et parmi ces derniers un échantillon représentatif est sélectionné afin de réduire la taille de l'étude. Cette sélection est réalisée selon des paramètres de trafic tout en gardant la répresentativité de l'échantillon par rapport aux sous-cycles initiaux.

Enfin, dans la troisième section (2.3), une première étude est réalisée mettant en relation des paramètres de trafic estimés pendant le traitement des données et la consommation énergétique. Cette première étude basée sur des paramètres macroscopiques issus des trajectoires permet d'avoir une première idée globale des relations entre la dynamique du trafic et les consommations.

2.1 Présentation du modèle de consommation énergétique : la bibliothèque Vehlib

Les consommations énergétiques sont calculées avec le modèle Vehlib développé par le LTE/IFSTTAR. Il modélise conjointement les performances dynamiques des véhicules et leur consommation énergétique.

Vehlib est basé sur une représentation cybernétique des véhicules qui sont considérés comme

une association de différents sous-systèmes. Chaque véhicule est ainsi décomposé en différentes unités qui sont modélisées séparément. Ces unités correspondent aux organes physiques d'un véhicule qui peuvent à leur tour être décomposés en d'autres sous-systèmes. L'approche suppose que, pour chaque organe, les paramètres sont, soit identifiables par expérimentation, soit donnés par les constructeurs. La validation du modèle doit être réalisée expérimentalement à part. Les interactions entre les unités respectent une approche basée sur la théorie des graphes. Cette théorie, fondée sur le principe de la conservation de l'énergie, propose que le flux d'énergie entre deux sous-systèmes d'un système physique s'exprime comme le produit de deux variables qui constituent les entrées et sorties du système [Trigui *et al.*, 2004].

Dans notre simulation, les consommations énergétiques sont calculées en utilisant une approche simplifiée dérivée de la bibliothèque Vehlib. Alors que Vehlib peut simuler de nombreux véhicules différents, un seul véhicule est considéré par le modèle simplifié, il s'agit d'un véhicule diesel classique du type Clio II équipé d'un moteur 1.5L DCI. De plus, Vehlib est un modèle causal : lors d'un appui sur la pédale d'accélération, le conducteur exprime sa demande en couple qui a pour effet de provoquer une augmentation de la vitesse longitudinale du véhicule. Le modèle simplifié est, lui, acausal : le couple est calculé à partir d'une vitesse et d'une accélération imposées.

La figure 2.1 présente un schéma simplifié du modèle de consommation énergétique utilisé. Chaque rectangle représente le modèle d'un organe physique qui constitue un véhicule. Les détails de chaque modèle sont présentés dans les sections suivantes.

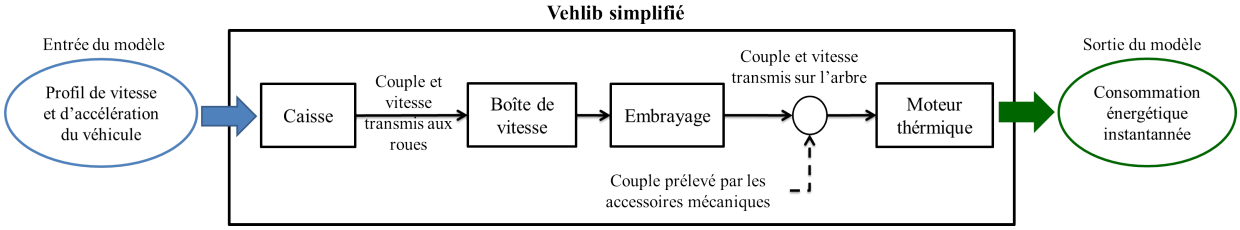


FIGURE *2.1 – Modèle d'un véhicule thermique conventionnel dans Vehlib simplifié.*

2.1.1 Le modèle de la caisse

Afin de simuler un véhicule et estimer le couple qui doit être transmis aux roues, il faut être capable de déterminer les forces physiques qui agissent sur un véhicule en mouvement. Basé sur la loi du mouvement longitudinal, l'effort total F_{tot} est la force nécessaire à vaincre les forces de résistance F_{res} et à accélérer le véhicule F_{acc} ou le freiner F_{frein}. Cette force s'exerce à la périphérie des roues motrices au contact du sol [Guenta, 1997]. La figure 2.2 présente le schéma représentant les forces décrites et appliquées au véhicule.

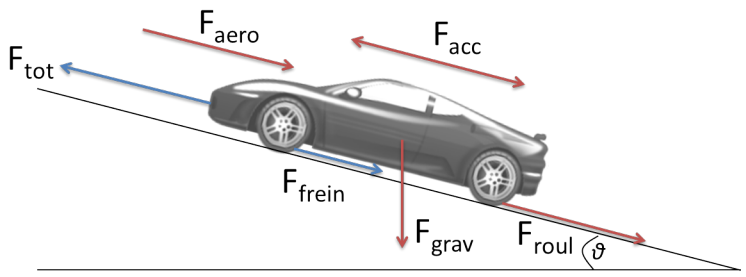


FIGURE 2.2 – *Schéma des forces appliquées au véhicule.*

$$F_{tot} = F_{acc} + F_{res} + F_{frein} \tag{2.1}$$

Où F_{tot} : force totale [N] ;
F_{acc} : force d'accélération [N] ;
F_{res} : force de résistance [N] ;
F_{frein} : force de freinage [N].

D'autre part,

$$F_{acc} = m \cdot \frac{dV}{dt} \tag{2.2}$$

Où m : masse totale du véhicule [kg] ;
dV/dt : accélération du véhicule [m/s^2].

La force de résistance est la somme de trois forces de résistance principales :

$$F_{res} = F_{aero} + F_{roul} \pm F_{pente} \tag{2.3}$$

Les forces aérodynamiques F_{aero} sont telles que :

$$F_{aero} = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot S_f \cdot C_{px} \cdot V^2 \tag{2.4}$$

Où ρ : masse volumique de l'air [kg/m^3] ;
S_f : section frontale [m^2] ;
C_{px} : coefficient de traînée ;
V : vitesse du véhicule [m/s].

Les forces de résistance au roulement F_{roul} sont telles que :

$$F_{roul} = [Crr_{av} \cdot m_{av} + Crr_{ar} \cdot m_{ar}] \cdot g \tag{2.5}$$

Où Crr_{av} : le coefficient de roulement des roues avant ;
Crr_{ar} : le coefficient de roulement des roues arrière ;
m_{av} : la masse portée par les roues avant [kg] ;
m_{ar} : la masses portée par les roues arrière [kg] ;
g : coefficient de traînée .

Les forces de pente F_{pente} sont définies par la composante horizontale de la force de gravité :

$$F_{pente} = g \cdot m \cdot \sin\theta \tag{2.6}$$

Où θ : angle de la pente (dans la simulation $\theta = 0$).

Le freinage peut se réaliser par (i) le frein mécanique, (ii) le couple antagoniste dit frein moteur ou (iii) le dispositif d'embrayage (roues libres). La force F_{frein} correspond à la force développée par les freins mécaniques qui est appliquée directement aux roues. Dans le modèle simplifié, cette force et le couple associé ne sont pas calculés à ce niveau mais dans le modèle du moteur thermique (section 2.1.4). Les autres types de freinages sont calculés dans les sections suivantes.

La dynamique du véhicule constitue l'entrée du modèle de la caisse. L'intérieur du modèle est alimenté par les paramètres du véhicule permettant de calculer les forces décrites ci-dessus. Il a pour sorties le couple C_{roue} et la vitesse angulaire transmise aux roues w_{roue} (figure 2.3).

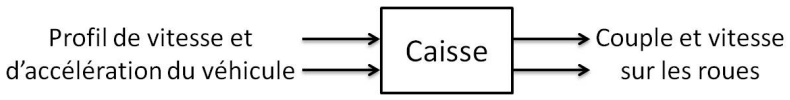


FIGURE 2.3 – *Les entrées et sorties du modèle de la caisse en Vehlib simplifié.*

$$C_{roue} = F_{tot} \times R_{roue} \tag{2.7}$$

Où F_{tot} : force totale [N] ;
R_{roue} : rayon des roues [m] .

Enfin,

$$w_{roue} = \frac{vitesse}{R_{roue}} \tag{2.8}$$

Où $vitesse$: vitesse instantanée du véhicule [m/s].

2.1.2 Le modèle de la boîte de vitesse

La boîte de vitesse transforme et transmet la puissance du moteur thermique aux roues d'un véhicule. C'est pourquoi on distingue le couple moteur disponible aux arbres et le couple disponible aux roues.

Le modèle de la boîte de vitesse est constitué de cinq transformateurs mécaniques dont le rapport de transformation correspond au rapport de multiplication considéré. A chaque rapport

est affecté un rendement de transmission, lequel peut éventuellement varier avec le couple et la vitesse transmise. Le choix du rapport de boîte se fait en fonction de la vitesse de rotation du moteur aussi dénommé régime moteur et de l'enfoncement de la pédale d'accélération. Dans un véhicule, le régime le plus faible est celui du ralenti (point mort) [Trigui *et al.*, 2004].

Le modèle de la boîte de vitesse a comme entrées le couple et la vitesse transmis aux roues et comme sorties le couple et la vitesse transmis sur l'arbre secondaire (figure 2.4).

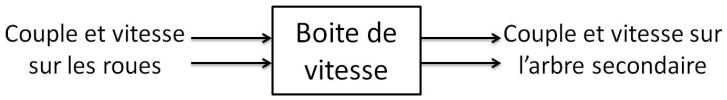


FIGURE 2.4 – *Les entrées et sorties du modèle de la boîte de vitesse en Vehlib simplifié.*

2.1.3 Le modèle du dispositif d'embrayage

L'embrayage est un dispositif d'assemblage temporaire entre un arbre dit moteur et un autre dit récepteur. Du fait de sa transmission par adhérence, il offre une mise en charge progressive de l'accouplement qui évite les à-coups qui pourraient provoquer le calage dans le cas d'une transmission depuis un moteur thermique. Ainsi, sur les véhicules automobiles, l'embrayage est nécessaire parce que les moteurs thermiques doivent continuer à tourner même si le véhicule est à l'arrêt. Le désaccouplement facilite aussi le changement de rapport de vitesses. L'embrayage trouve donc sa place sur la chaîne de transmission, entre le moteur et la boîte de vitesses, où, de plus, le couple à transmettre est le moins élevé [Techno-Science, 2012].

On distingue trois phases de fonctionnement pour un dispositif d'embrayage : (i) embrayée, (ii) débrayée et (iii) glissement. En phase embrayée l'embrayage transmet intégralement la puissance fournie. En phase débrayée la transmission est interrompue. Dans ce cas, le véhicule peut décélérer (roue libre) ou être en arrêt avec le moteur qui continue à tourner sans entraîner les roues. Cette situation est équivalente au point mort. Enfin, en phase transitoire de glissement, l'arbre d'entrée et de sortie ne tournent pas à la même vitesse ; il y a alors glissement entre les disques et donc dissipation d'énergie, sous forme de chaleur. L'usure des disques a lieu pendant cette phase [Techno-Science, 2012].

Le modèle de l'embrayage a comme entrées le couple et la vitesse transmis à l'arbre secondaire et comme sorties le couple et la vitesse transmis sur l'arbre primaire. L'intérieur du modèle est alimenté par les paramètres du véhicule permettant de calculer l'état du dispositif d'embrayage (figure 2.5).

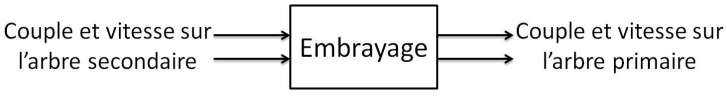


FIGURE 2.5 – *Les entrées et sorties du modèle du dispositif d'embrayage en Vehlib simplifié.*

2.1.4 Le modèle du moteur thermique

La valeur du couple moteur dépend de l'aptitude d'un moteur à introduire dans les cylindres un mélange air-carburant parfaitement homogène, et surtout de sa capacité à en tirer le maximum d'énergie au moment de la combustion [ADILCA, 2012].

Dans notre simulation, le modèle du moteur thermique a comme entrées (i) le couple et la vitesse sur l'arbre primaire et (ii) le couple et la vitesse prélevés par les accessoires mécaniques. A l'intérieur de ce modèle le couple prélevé par l'utilisation des freins mécaniques est calculé. Les freins mécaniques sont ainsi demandés si le couple de frottement est inférieur aux limites de performances maximales du moteur. Enfin, la consommation énergétique est calculée en fonction du couple moteur et de la vitesse de rotation du moteur (régime moteur) (figure 2.6). De cette façon, une interpolation linéaire est réalisée pour déduire la consommation instantanée à partir des données présentées sur la figure 2.7.

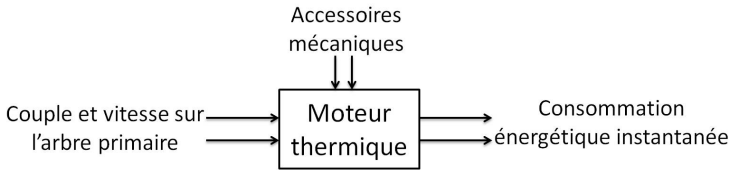


FIGURE 2.6 – *Les entrées et sorties du modèle du moteur thermique en Vehlib simplifié.*

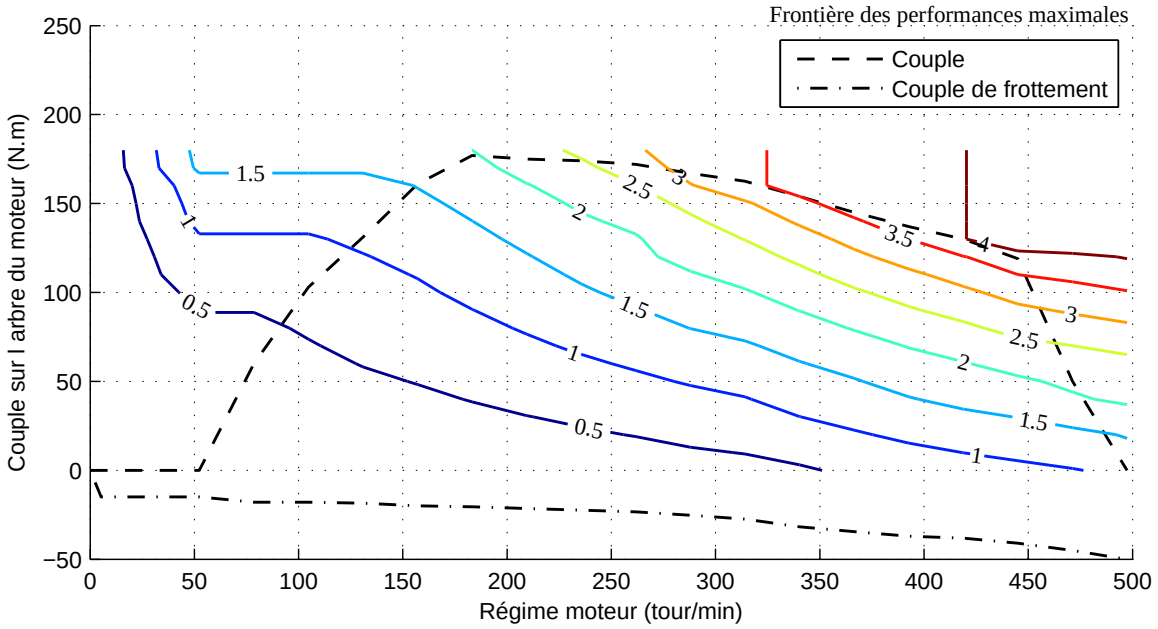


FIGURE 2.7 – *Isovaleurs de consommation instantanée du moteur thermique d'étude (g/s) en fonction (i) du couple sur l'arbre du moteur (N.m) et (ii) du régime moteur (tour/min). Les courbes pointillées représentent la frontière des performances maximales : le couple maximal et le couple de frottement.*

La cartographie de la figure 2.7 utilise une succession de mesures effectuées en régime permanent sur le banc d'essais moteur du LTE [Trigui *et al.*, 2004]. La consommation instantanée est donnée en g/s.

2.2 Constitution d'une base de données à partir du traitement des données ARTEMIS

La section précédente a présenté la bibliothèque Vehlib, un modèle basé sur la représentation des différents éléments qui composent un véhicule pour estimer la consommation énergétique. En résumé, ce modèle microscopique estime la consommation énergétique à partir des couples et vitesses moteurs nécessaires pour vaincre les forces physiques sur un véhicule en mouvement et développer les vitesses et accélérations instantanées désirées par le conducteur. Cependant, ces forces physiques (voir section 2.1.1) n'affectent pas la consommation énergétique dans les mêmes proportions. La figure 2.8 illustre la répartition des trois principales forces responsables de la consommation énergétique selon le milieu routier.

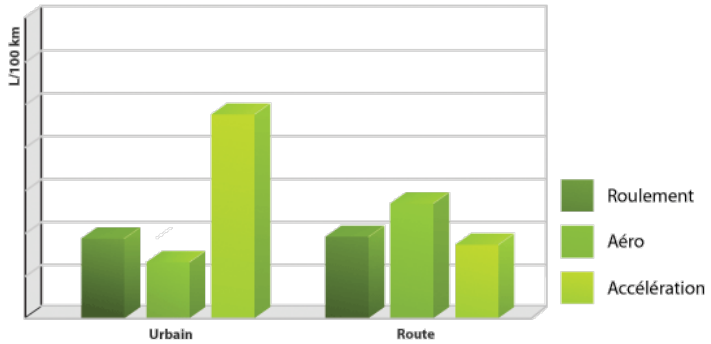


FIGURE 2.8 – *Les principales forces responsables de la consommation énergétique selon le milieu routier [Ecomobile, 2012].*

Le conducteur est amené à plus souvent accélérer, décélérer, s'arrêter et changer de rapport de boîte en milieu urbain. La figure 2.8 montre de cette façon qu'en milieu urbain la résistance à l'accélération est la principale force responsable de la consommation énergétique (60%). En deuxième et troisième position, se trouvent respectivement les forces de roulement et aérodynamique. En contrepartie, sur route, la force aérodynamique est la plus importante en termes de consommation énergétique en raison des plus grandes vitesses observées. La force de roulement est toujours présente, tout comme celle d'accélération qui représente environ 30% de la consommation [Ecomobile, 2012]. Ainsi, pour évaluer l'influence de la représentation du trafic à l'échelle d'un véhicule, les études réalisées sont basées sur des données en milieu urbain où la précision des données individuelles des véhicules et le comportement de conduite ont une forte influence sur la consommation énergétique. Les données ARTEMIS sont l'objet des premières études.

Dans l'étude en André [2004] des analyses ont été effectuées pour dériver des cycles dynamiques de référence, les données ARTEMIS, en utilisant une base de données assez grande. Avec 77 véhicules légers, cette base de données fournit une description détaillée de conduite européenne tout en tenant compte de la diversité des situations et des comportements de conduite. Les cycles dynamiques ARTEMIS sont ainsi représentés par des instants donnés en secondes et des vitesses données en kilomètres par heure. Ces données sont disponibles en accès libre sur le site de l'IFSTTAR [IFSTTAR, 2004].

Les 149 cycles dynamiques ARTEMIS, avec une durée moyenne d'un quart d'heure cha-

cun, comportent des conduites du type urbain, rural et autoroutier. Parmi ceux-ci, 37 cycles dynamiques urbains ont été sélectionnés pour nos études en vue des faits décrits ci-dessus. La méthode développée pour la constitution d'une base de données à partir des données sélectionnées a été décrite dans un rapport interne [Vieira da Rocha, 2011a]. Cette même méthode en trois étapes est présentée ci-après :

i **Section 2.2.1** : subdivision des 37 cycles sélectionnés en 249 sous-cycles ;

ii **Section 2.2.2** : caractérisation et classification de ces sous-cycles en 25 groupes hétérogènes conformément à des paramètres macroscopiques de trafic ;

iii **Section 2.2.3** : obtention de la base de données à partir de la sélection des sous-cycles qui représentent le mieux chacun des 25 groupes. Au total, 25 sous-cycles dont 3 cycles complets ont été enfin sélectionnés pour constituer une base de cycles dynamiques.

Ensuite, dans la section 2.3, une première étude est réalisée en mettant en relation certains paramètres macroscopiques de trafic calculés à partir de cette base de données et les consommations énergétiques correspondantes. Une étude plus complète basée sur ces données sélectionnées est présentée au chapitre 3. Au chapitre 4, les données de trafic utilisées sont différentes mais toujours en milieu urbain.

2.2.1 Subdivision des cycles dynamiques en sous-cycles

Puisque les cycles dynamiques sont longs, ceux-ci ont été premièrement subdivisés en sous-cycles définis comme chaque phase à vitesse nulle ayant une durée d'au moins 6 secondes. Le sous-cycle débute au premier pas de temps avant que la vitesse soit non nulle et se termine au premier pas de temps de la phase de 6 secondes à vitesse nulle. La figure 2.9 présente un cycle dynamique comme exemple. Les lignes verticales dans cette figure correspondent aux limites des quatre sous-cycles qui composent ce cycle complet.

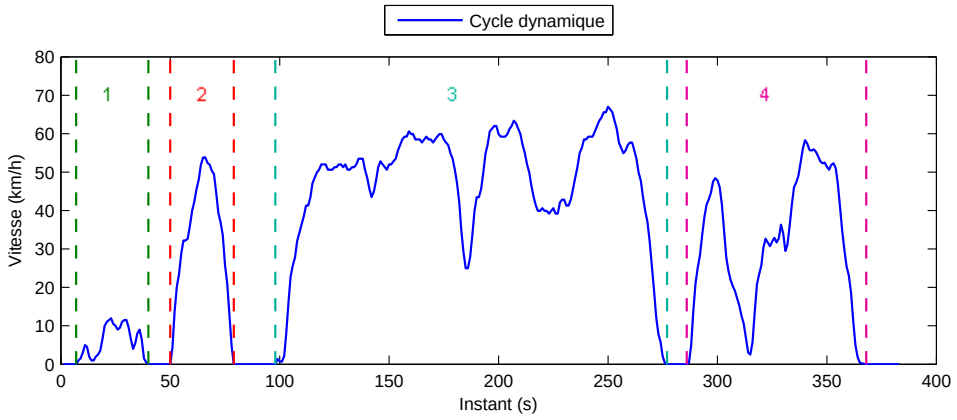


FIGURE 2.9 – *La division d'un cycle dynamique en 4 sous-cycles.*

Les 37 cycles ont ainsi été divisés en 249 sous-cycles.

2.2.2 Caractérisation et classification des sous-cycles en groupes hétérogènes du point de vue du trafic

La caractérisation des sous-cycles est ensuite réalisée visant leur représentation macroscopique selon les paramètres de trafic suivants :

- Le temps de parcours ;
- La distance parcourue ;
- Le pourcentage du temps passé à l'arrêt : le pourcentage du temps passé à vitesse nulle par rapport au temps de parcours total ;
- Les vitesses :
  - Maximales, moyennes et l'écart type relatif à la moyenne ;
  - La somme des écarts positifs de vitesse ;
  - La plage de vitesse en pourcentage : la relation en pourcentage entre (i) le temps que le véhicule passe entre trois seuils définis (les vitesses inférieures ou égales à 5 km/h, entre 5 et 20 km/h et supérieures ou égales à 20 km/h) et (ii) le temps de parcours ;
  - Les quantiles : trois quantiles ont été estimés, 10%, 50% et 90% (le p% quantile est la valeur des données où la fonction de distribution cumulative vaut $p/100$).
- La décélération maximale ;
- Les accélérations :
  - Maximales et l'écart type ;
  - Le changement de mode d'accélération en pourcentage : un changement de mode d'accélération a lieu la seconde où (i) l'accélération change de signe ou (ii) l'accélération atteint zéro en y restant au moins pendant 2 secondes. Cet indicateur est ainsi la relation en pourcentage entre le temps passé en changement de mode d'accélération et le temps du parcours total ;
  - Le pourcentage du temps passé par mode d'accélération : la relation en pourcentage entre le temps que le véhicule passe en accélération positive, nulle ou négative, et le temps de parcours ;
  - Les quantiles : trois quantiles ont été estimés, 10%, 50% et 90%.

La caractérisation des 249 sous-cycles génère ainsi la matrice $A_{(N,r)}$ (2.9) qui est utilisée comme base pour la classification des sous-cycles en groupes hétérogènes.

$$A = \begin{bmatrix} Z_1^{(1)} & Z_2^{(1)} & \dots & Z_n^{(1)} \\ Z_1^{(2)} & Z_2^{(2)} & \dots & Z_n^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Z_1^{(N)} & Z_2^{(N)} & \dots & Z_n^{(N)} \end{bmatrix} \tag{2.9}$$

Où n : le nombre de paramètres macroscopiques de trafic (23 paramètres au total) ;
N : nombre de sous-cycles ;
$Z_i^{(j)}$: le paramètre macroscopique du trafic i ($i \in [\![1; n]\!]$) du sous-cycle j ($j \in [\![1; N]\!]$).

La classification des sous-cycles en groupes hétérogènes a été faite d'après une analyse multivariée. Ceci vise regrouper les sous-cycles dont les caractéristiques soient semblables pour

la dernière étape du traitement de données : l'obtention d'une base de données réduite mais qui soit représentative des données originales, autrement dit sans perte d'information. La méthode choisie pour la classification est l'analyse *cluster* [P-N.Tan *et al.*, 2005] où les distances entre les sous-cycles, représentés par les lignes de la matrice A, sont calculées en distance euclidienne (2.10) et distance *city-block* (2.11).

$$dst^{(eucledienne)} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (Z_i^{(j)} - Z_i^{(j+1)})^2} \tag{2.10}$$

$$dst^{(city-block)} = \sum_{i=1}^{n} \mid Z_i^{(j)} - Z_i^{(j+1)} \mid \tag{2.11}$$

Pour chaque distance deux critères d'agrégation ont été choisis : UPGMA (*Unweighted Pair Group Method with Arithmetic Mean*, 2.12) et WPGMA (Weighted Pair Group Method with Averaging, 2.13).

$$d_{(j,j+1)}^{UPGMA} = \frac{1}{j} \cdot \frac{1}{j+1} \sum_{j=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} dst^{(type)}(Z^{(j)}, Z^{(j+1)}) \tag{2.12}$$

$$d_{(j,j+1)}^{WPGMA} = \frac{dst^{(type)}(p,j) + dst^{(type)}(q,j)}{2}, j = p \cup q \tag{2.13}$$

Avant de regrouper les sous-cycles, une analyse *cluster* a été faite pour évaluer la similitude entre les sous-cycles (nombre de nœuds égal à zéro) avec l'objectif d'éliminer des sous-cycles égaux (distance nulle entre les vecteurs). Parmi l'ensemble des 249 sous-cycles initiaux, 21 sous-cycles ont été supprimés pour être égaux à d'autres, 43 supprimés car la distance parcourue était inférieure à 50 m et 2 supprimés car la distance parcourue était très élevée par rapport à l'ensemble des sous-cycles. De cette façon, on obtient la matrice B avec N est égal à 183 sous-cycles.

Le tableau 2.1 présente les moyennes, les écarts-type, les minimums et les maximums des valeurs des paramètres analysés pour l'ensemble de sous-cycles de la matrice B.

Paramètres	**Moyenne**	**Ecart-type**	**Minimum**	**Maximum**
temps de parcours (s)	78,0	48,4	17,0	281,0
distance parcourue (m)	518,0	439,0	55.1	2364,2
temps en état d'arrêt (%)	5,6	4,4	1,0	33,3
vitesse maximale (km/h)	41,1	14,7	10,9	82,4
vitesse moyenne (km/h)	21,9	9,2	4,6	47,3
écart type relatif de la vitesse	0,6	0,1	0,3	1,2
somme des écarts positifs de vitesse (km/h)	84,4	51,1	18,2	286,9
temps passé à vitesse <5 km/h (%)	17,9	12,8	3,3	75,0
temps passé à vitesse >20 km/h (%)	49,6	26,3	0,0	92,2
temps passé à vitesse entre 5 et 20 km/h (%)	32,4	19,7	3,3	93,9
quantile vitesse 10% (km/h)	4,1	4,2	0,0	25,7
quantile vitesse 50% (km/h)	22,9	10,8	2,6	51,3
quantile vitesse 90% (km/h)	37,6	14,1	9,8	77,3
accélération maximale (m/s^2)	1,9	0,5	0,8	3,2
décélération maximale (m/s^2)	-2,0	0,6	-4,4	-0,8
écart type de l'accélération (m/s^2)	0,8	0,2	0,3	1,4
changement de mode d'accélération (%)	15,8	6,2	2,3	34,2
temps en accélération négative (%)	44,2	5,8	31,2	64,7
temps en accélération nulle (%)	11,8	6,1	1,2	34,9
temps en accélération positive (%)	44,0	6,1	27,3	60,0
quantile accélération 10% (km/h)	-1,1	0,3	-2,2	-0,4
quantile accélération 50% (km/h)	0,0	0,1	-0,4	0,2
quantile accélération 90% (km/h)	1,1	0,3	0,4	2,1
consommation énergétique (l/100km)	6,0	1,7	3,5	13,7

TABLE *2.1 – Statistiques sur les paramètres de trafic et la consommation énergétique des sous-cycles d'étude.*

Finalement, pour la classification des sous-cycles en groupes hétérogènes du point de vue du trafic, la matrice B est analysée par la méthode définie pour chaque paramètre de distance et d'agrégation. Les résultats sont représentés par des arbres *cluster* de 17 nœuds, la figure 2.10 présente un exemple en distance euclidienne avec critère d'agrégation UPGMA.

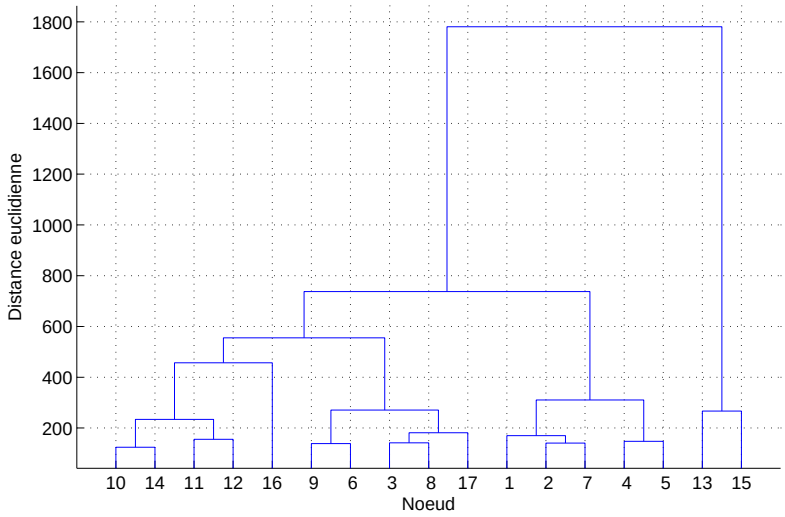


FIGURE *2.10 – Les principales forces responsables de la consommation énergétique selon le milieu routier [Ecomobile, 2012].*

Les sous-cycles qui se révèlent le plus souvent dans les mêmes nœuds ou sous-nœuds pour paramètres de *clustering* différents sont regroupés manuellement dans les mêmes classes. Les paramètres : distance parcourue, vitesse maximale, vitesse moyenne et accélération maximale, ont fait l'objet d'une attention particulière afin que les écarts-types d'une classe ne dépassent pas la moitié de l'écart-type de l'ensemble des données. Les sous-cycles homogènes sont ainsi regroupés dans la même classe formant 25 classes hétérogènes.

2.2.3 Sélection et obtention de la base de sous-cycles d'étude pour l'évaluation environnementale

La sélection de la base de sous-cycles d'étude est faite en deux analyses *cluster* successives :

i **Sélection intra-classe** : une analyse *cluster* est réalisée séparément par classe. Cette première analyse consiste à pré-sélectionner les sous-cycles qui ont des paramètres de trafic les plus différents de chaque classe.

ii **Sélection inter-classe** : une analyse *cluster* est réalisée pour l'ensemble de classes comprenant les sous-cycles pré-sélectionnés auparavant. Dans cette analyse les sous-cycles les plus différents entre les classes sont enfin sélectionnés.

Comme résultat, un sous-cycle de chaque classe est sélectionné ainsi que trois cycles complets ayant le plus de sous-cycles sélectionnés. Les sous-cycles qui n'ont pas été sélectionnés mais qui appartient aux cycles complets sélectionnés sont analysés pour vérifier s'ils n'appartiennent pas aux mêmes classes de sous-cycles. Cela permet de configurer des groupes de sous-cycles dynamiques les plus hétérogènes possibles.

Les sous-cycles obtenus après la sélection ont une durée moyenne de 83 s (variant entre 20 et 193 s) et une distance de parcours moyenne égale à 516,1 m (variant entre 58,1 et 1791,7 m). La moyenne pour la vitesse moyenne est égale à 21,2 km/h, 39,9 km/h pour la vitesse maximale et 1,9 m/s^2 pour l'accélération maximale. Les sous-cycles obtenus définissent ainsi un échantillon représentatif des originaux. La sélection a de plus permis de réduire la taille de la base de données étudiée au chapitre 3.

2.3 Relations entre paramètres macroscopiques de trafic et consommation énergétique

Avant de présenter l'étude menée à partir des sous-cycles sélectionnés ultérieurement, des relations entre paramètres macroscopiques de trafic et la consommation énergétique sont ici présentés. Cette section a pour objectif réaliser une première approche globale sur la relation entre le trafic et la consommation énergétique avant d'approfondir cette étude plus localement au chapitre 3. Les conclusions ici atteintes serviront ainsi de base pour les prochaines études. Cette section a également fait objet d'un rapport interne [Vieira da Rocha, 2011b].

Les paramètres macroscopiques de trafic sont ceux estimés antérieurement pour l'ensemble de sous-cycles configurant la matrice B. Les consommations énergétiques correspondantes sont estimées à partir de la bibliothèque Vehlib. Ces paramètres sont mis en relation selon la fonction :

$$Y = f(B) = f(Z_1, Z_2, ..., Z_r) \tag{2.14}$$

où $Z_i(i : 1,...,n)$ sont les paramètres macroscopiques de trafic dans la matrice B et Y les consommations énergétiques pour chaque sous-cycle.

$$B = \begin{bmatrix} Z_1^{(1)} & Z_2^{(1)} & ... & Z_n^{(1)} \\ Z_1^{(2)} & Z_2^{(2)} & ... & Z_n^{(2)} \\ ... & ... & ... & ... \\ Z_1^{(N)} & Z_2^{(N)} & ... & Z_n^{(N)} \end{bmatrix} \tag{2.15}$$

$$Y = \begin{vmatrix} y^{(1)} \\ . \\ . \\ . \\ y^{(N)} \end{vmatrix} \tag{2.16}$$

Il faut noter que deux facteurs peuvent gêner l'analyse la relation $Y = f(B)$: (i) certains des paramètres de trafic sont corrélés et (ii) la combinaison de différents paramètres peut être plus influente qu'un seul paramètre. Ainsi, l'influence de ces paramètres de trafic du point de vue de la consommation peut se montrer difficile à estimer et interpréter [Ericsson, 2001]. En vue de cela, trois méthodes sont utilisées afin de comparer la cohérence des résultats de chaque méthode et atteint une conclusion globale. Ces méthodes sont : l'analyse de régression (section 2.3.1), l'analyse de sensibilité (section 2.3.2) et l'analyse en composantes principales (section 2.3.3).

Plus qu'attribuer des valeurs aux relations entre les paramètres de trafic et la consommation, l'utilisation de l'ensemble de ces méthodes vise à réaliser un classement des paramètres de trafic selon des influences forte, modérée ou faible sur la consommation énergétique (section 2.3.4). De plus, les résultats de cette méthodologie sont comparés avec les résultats d'autres études ayant le même objectif.

2.3.1 L'analyse de régression

L'évolution de la consommation est analysée en fonction de chaque paramètre macroscopique de trafic. Pour chaque fonction $Y = f(Z_1, Z_2, ..., Z_n)$, trois méthodes de régression sont réalisées : la régression polynomiale d'ordre 9, la régression puissance (2.17) et la régression gaussienne (2.18). Pour chaque méthode le coefficient de détermination est calculé dans le but d'obtenir une moyenne. L'analyse est faite en observant les meilleures moyennes des coefficients de détermination (R^2>0,60).

$$Y = a(Z_i)^b + c \tag{2.17}$$

$$Y = \sum_{k=1}^{8} a_k exp^{-(\frac{Z_i - b_k}{c_k})^2} \tag{2.18}$$

Les coefficients de détermination pour chaque régression ($Y = f(Z_1, Z_2, ..., Z_n)$) sont présentés au tableau 2.2.

Les paramètres de trafic qui influent le plus la consommation (R^2>0,60) sont en ordre décroissant de R^2 moyen :

i. La vitesse moyenne ;

ii. Le quantile vitesse 50% ;

iii. Le pourcentage du temps passé à vitesse inférieure à 5 km/h ;

iv. Le pourcentage du temps passé à vitesse supérieure à 20 km/h ;

v. Le quantile vitesse 90% ;

vi. La distance parcourue ;

vii. La vitesse maximale.

Paramètres	Poly 9	Power 2	Gauss 8	Moyenne
temps de parcours	0,213	0,181	0,392	0,262
distance parcourue	0,596	0,593	0,683	0,624
temps en état d'arrêt	0,455	0,387	0,506	0,449
vitesse maximale	0,486	0,583	0,741	0,603
vitesse moyenne	0,836	0,827	0,840	0,834
écart type relatif de la vitesse	0,492	0,421	0,484	0,466
somme des écarts positifs de vitesse	0,296	0,274	0,523	0,364
temps passé à vitesse <5 km/h	0,760	0,731	0,818	0,753
temps passé à vitesse >20 km/h	0,674	—	0,723	0,699
temps passé à vitesse entre 5 et 20 km/h	0,362	0,301	0,490	0,384
quantile vitesse 10%	0,517	—	0,566	0,542
quantile vitesse 50%	0,808	0,783	0,846	0,812
quantile vitesse 90%	0,668	0,649	0,761	0,693
accélération maximale	0,112	0,109	0,226	0,149
décélération maximale	0,153	—	0,258	0,206
écart type de l'accélération	0,270	0,105	0,324	0,233
changement de mode d'accélération	0,205	0,135	0,354	0,231
temps en accélération négative	0,075	0,039	0,282	0,132
temps en accélération nulle	0,149	0,124	0,289	0,187
temps en accélération positive	0,122	0,037	0,182	0,114
quantile accélération 10%	0,118	—	0,318	0,218
quantile accélération 50%	0,061	—	0,080	0,071
quantile accélération 90%	0,151	0,081	0,404	0,212

TABLE *2.2 – Coefficient de détermination R^2 d'après l'analyse de régression : consommation énergétique en fonction d'un paramètre de trafic.*

Les graphiques montrant ces paramètres de trafic en fonction de la consommation énergétique sont présentés à la figure 2.11. Les courbes moyennes correspondant à la fonction gaussienne y sont aussi représentées.

En analysant individuellement les courbes résultant des régressions de la consommation énergétique en fonction des paramètres de trafic, on peut constater que pour la plupart de ces paramètres, à mesure que les valeurs des paramètres de trafic augmentent la consommation tend à diminuer. Au contraire, pour le temps passé à vitesse inférieure à 5km/h, plus cette valeur est élevée plus la consommation augmente. Ainsi, on peut observer de manière globale

que :

- La vitesse moyenne et le quantile vitesse 50% ont une forte influence sur la consommation ;
- Les sous-cycles de grandes (petites) distances parcourues ont de faibles (fortes) consommations par kilomètre. Cependant, la consommation totale est compensée pour la distance parcourue.

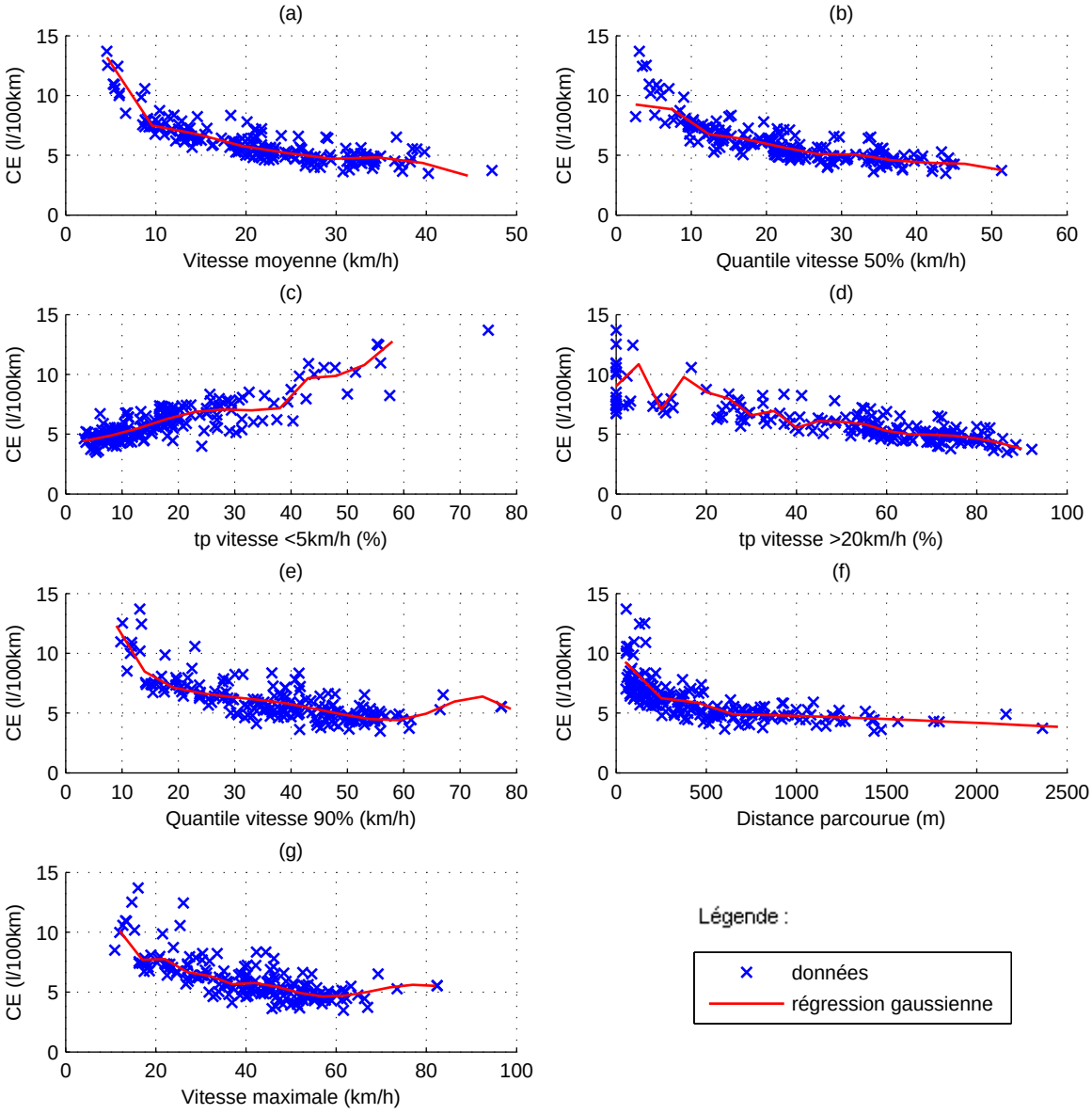


FIGURE 2.11 – *Consommation énergétique CE (l/100km) en fonction des paramètres de trafic : (a) la vitesse moyenne (km/h), (b) le quantile vitesse 50% (km/h), (c) temps passé à vitesse <5km/h (%), (d) temps passé à vitesse >20km/h (%), (e) le quantile vitesse 90% (km/h), (f) la distance parcourue (m) et (g) la vitesse maximale (km/h).*

2.3.2 L'analyse de sensibilité par la méthode de Sobol

Le calcul de l'indice de sensibilité est effectué selon la méthode de Sobol. En considérant que le modèle est représenté par la fonction $Y = f(Z_1, Z_2, ..., Z_r)$, l'indice de sensibilité de

premier ordre S_i est calculé selon l'équation suivante [Nossen *et al.*, 2011] :

$$S_i = \frac{V_i}{V(Y)} \tag{2.19}$$

S_i est une mesure de la contribution de la variance du paramètre Z_i à la variance totale. La variance partielle V_i est obtenue par la variance de l'espérance conditionnelle $V_i = V[E(Y|Z_i)]$ aussi dénommée le *principal effet* de Z_i sur Y [Punzo et Ciuffo, 2011] :

$$V(Y) = E[V(Y|Z_i)] + V_i = E[V(Y|Z_i)] + V[E(Y|Z_i)] \tag{2.20}$$

La variance non conditionnelle correspond à $V(Y)$. Ainsi, pour que Z_i soit un paramètre important, il faut que $E[V(Y|Z_i)]$ soit petite, c'est-à-dire que plus la variance V_i est proche de la variance $V(Y)$ plus grande est l'influence de Z_i.

Dans cette étude, les données ont tout d'abord été normalisées entre [0,1] en appliquant un filtre gaussien puis S_i a ensuite été calculé. Pour chaque paramètre Z_i, on a fixé 11 valeurs limite de 0 à 1 avec un écart de 0,1. La variance de Y est calculée pour les Z_i^N compris dans chacune des 10 plages bornées par les valeurs limite. Les 10 variances résultant ont une moyenne pondérée égale à $E[V(Y|Z_i)]$. A partir des équations (2.19) et (2.20), S_i est enfin estimé :

$$S_i = 1 - \frac{E[V(Y|Z_i)]}{V(Y)} \tag{2.21}$$

L'influence de l'interaction entre les paramètres sur $V(Y)$ est donnée par l'indice de sensibilité de deuxième ordre et l'indice de sensibilité total ST_i. ST_i est la somme de tous les indices impliquant l'indicateur Z_i. Il est calculé selon l'équation suivante où $V_{\sim i}$ est la variance de tous les variables, sauf Z_i [Nossen *et al.*, 2011].

$$ST_i = 1 - \frac{V_{\sim i}}{V(Y)} = 1 - \frac{V[E(Y|Z_{\sim i})}{V(Y)} = \frac{E[V(Y|Z_{\sim i})]}{V(Y)} \tag{2.22}$$

Supposant un modèle additif dans lequel l'effet combiné des variables explicatives (et leur interaction) est égale à la somme de leurs effets individuels. Pour ces modèles, et sous l'hypothèse que les facteurs des données d'entrée soient orthogonaux, S_i et ST_i sont égaux et la somme des S_i (et donc ST_i) est 1. Pour des modèles non additifs l'interaction existe, ST_i est plus élevé que S_i et la somme des S_i est inférieure à 1. En revanche, la somme des ST_i est supérieure à 1 [Nossen *et al.*, 2011]. Les paramètres S_i et ST_i peuvent être interprétés comme suit [Pandya *et al.*, 2008] :

- Si S_i est élevé (petit) alors Z_i est un paramètre influent (pas influent) ;
- Si S_i et ST_i sont similaires (très différents) alors il n'y a pas d'interaction de Z_i avec d'autres paramètres (interaction élevée).

Le tableau 2.3 présente les indices S_i et ST_i correspondant aux résultats de l'analyse de variance.

Paramètre	S_i	ST_i
temps de parcours	0,247	0,722
distance parcourue	0,538	0,735
temps en état d'arrêt	0,339	0,726
vitesse maximale	0,469	0,732
vitesse moyenne	0,685	0,742
écart type relatif de la vitesse	0,071	0,714
somme des écarts positifs de vitesse	0,282	0,0724
temps passé à vitesse <5 km/h	0,572	0,737
temps passé à vitesse >20 km/h	0,596	0,738
temps passé à vitesse entre 5 et 20 km/h	0,280	0,723
quantile vitesse 10%	0,549	0,736
quantile vitesse 50%	0,646	0,740
quantile vitesse 90%	0,460	0,732
accélération maximale	0,115	0,716
décélération maximale	0,158	0,718
écart type de l'accélération	0,069	0,714
changement de mode d'accélération	0,022	0,712
temps en accélération négative	0,006	0,711
temps en accélération nulle	0,044	0,713
temps en accélération positive	0,031	0,712
quantile accélération 10%	0,076	0,714
quantile accélération 50%	0,036	0,712
quantile accélération 90%	0,085	0,715
SOMME	**6,376**	**16,637**

TABLE *2.3 – Les indices S_i et ST_i pour les paramètres de trafic étudiés.*

La somme de tous les indices doit être inférieure à 1, ou égale à 1 dans le cas d'un modèle additif. Les résultats obtenus présentent des indices élevés et leur somme est égale à 6,376. Même si le modèle ne converge pas car la population analysée est très petite, l'effet des paramètres de trafic peut être analysé en comparant la grandeur des indices entre eux. L'analyse des indices les plus élevés est comparable avec les résultats de l'analyse antérieure. De cette façon, les paramètres qui expliquent le plus la variance de la consommation peuvent être listés :

i. La vitesse moyenne ;
ii. Le quantile vitesse 50% ;
iii. Le pourcentage du temps passé à vitesse supérieure à 20 km/h ;
iv. Le pourcentage du temps à vitesse inférieure à 5 km/h ;

v. Le quantile vitesse 10% ;

vi. La distance parcourue ;

vii. La vitesse maximale.

Cette analyse montre en plus des autres analyses que les paramètres de trafic étudiés ont une grande interaction entre eux, c'est-à-dire l'influence d'un paramètre sur la consommation dépend aussi de son interaction avec un autre ou plusieurs autres paramètres (S_i et ST_i très différents).

2.3.3 L'analyse en composante principale

L'analyse en composante principale a été faite grâce au logiciel *Spad*. Les paramètres macroscopiques de trafic et la consommation énergétique sont projetés sur des plans factoriels. L'influence de ces paramètres est estimée selon le cosinus de l'angle entre ceux-ci et la consommation.

L'analyse en composante principale donne 23 composantes principales. La première composante principale explique 42,9% de la variance totale tandis que la deuxième composante explique 18,6% du total et la troisième 8,8%. De ce fait, les trois premiers axes qui représentent ensemble 70,2% de la variance totale sont étudiés. Ce sont le Plan 1 [Axe 1, Axe 2] et le Plan 2 [Axe 1, Axe 3]. On peut interpréter les résultats :

- Les longueurs des vecteurs représentant les paramètres sont liées à la qualité de la représentation du paramètre par sa projection. Ainsi, les paramètres de vecteurs de longueurs inférieures à 0,60 ne sont pas considérés.
- Les paramètres de trafic les plus corrélés avec la consommation sont évalués selon leur proximité ou éloignement à celle-ci, autrement dit la corrélation est donnée selon le cosinus de l'angle entre le vecteur représentant la consommation et les autres représentant les paramètres du trafic (tableau 2.4 et figure 2.12). Plus le paramètre s'approche des angles 0° et 180° par rapport à la consommation, plus ils sont influents. Le signe du cosinus montre en plus si le paramètre a une influence positive (cosinus positif) ou négative (cosinus négatif).

Le paramètre quantile accélération 50% n'a pas été pris en compte pour cette analyse car il varie très peu en restant autour de zéro pour la plupart des sous-cycles.

Paramètre	Plan 1	Plan 2	Moyenne
A temps de parcours	-0,71	-0,45	-0,630
B distance parcourue	-0,97	-0,77	-0,868
C temps en arrêt	0,93	0,99	0,962
D vitesse maximale	-0,91	-0,88	-0,895
E vitesse moyenne	-0,95	-0,97	-0,959
F écart type relatif de la vitesse	0,90	0,91	0,905
G somme des écarts positifs de vitesse	-0,98	-0,58	-0,781
H temps passé à vitesse <5 km/h	1,00	0,99	0,995
I temps passé à vitesse >20 km/h	-0,93	-0,96	-0,948
J temps passé à vitesse entre 5 et 20 km/h	0,80	0,86	0,826
K quantile vitesse 10%	-0,93	-1,00	-0,964
L quantile vitesse 50%	-0,96	-0,98	-0,973
M quantile vitesse 90%	-0,88	-0,91	-0,898
N accélération maximale	-0,64	—	-0,641
O décélération maximale	—	0,43	0,430
P écart type de l'accélération	-0,21	—	-0,207
Q changement de mode d'accélération	—	—	—
R temps en accélération négative	—	—	—
S temps en accélération nulle	—	—	—
T temps en accélération positive	—	—	—
U quantile accélération 10%	0,17	—	0,172
V quantile accélération 90%	-0,11	—	-0,106

TABLE *2.4 – Les cosinus des angles formés entre les paramètres de trafic et la consommation projetés sur les plans factoriels : plan 1 [axe 1, axe2] et plan 2 [axe 1, axe3]. — correspondant aux paramètres avec longueur de vecteur inférieur à 0,60*

Les paramètres de trafic les plus corrélés à la consommation sont :

i. Le pourcentage du temps à vitesse inférieure à 5 km/h ;
ii. Le quantile vitesse 50% ;
iii. Le quantile vitesse 10% ;
iv. Le temps en arrêt ;
v. La vitesse moyenne ;
vi. Le pourcentage du temps passé à vitesse supérieure à 20 km/h ;
vii. L'écart type de vitesse.

Les résultats obtenus ici sont comparables aux précédents. Par ailleurs le signe du cosinus entre chaque paramètre et la consommation montrent les paramètres qui ont une influence

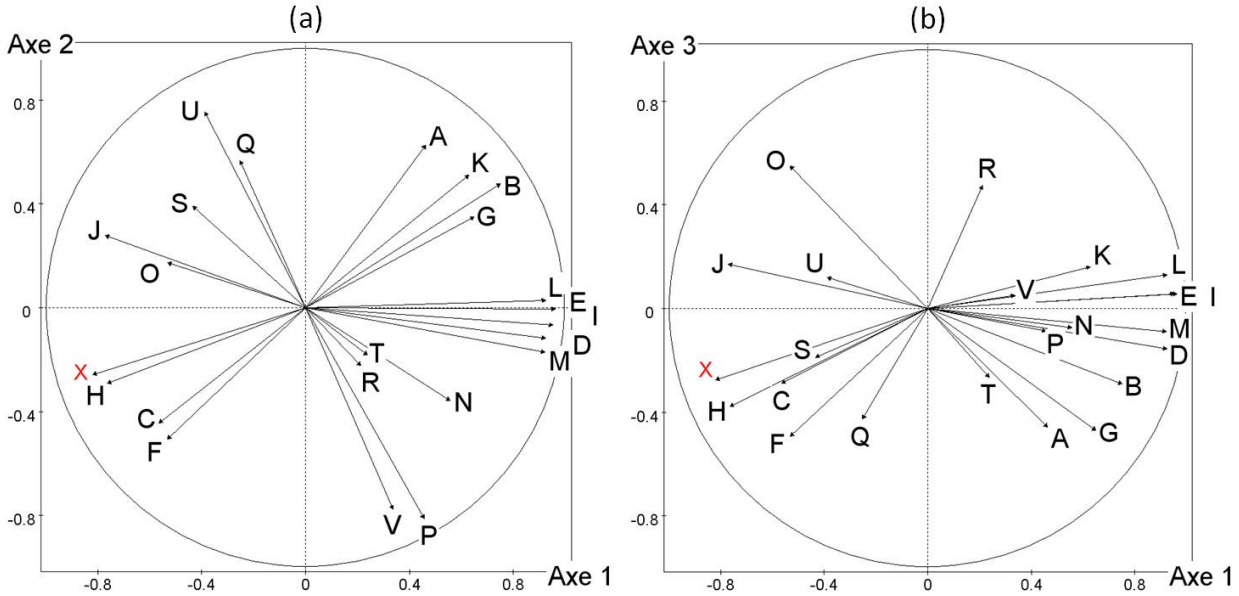


FIGURE *2.12 – Projection des variables sur les plans factoriels : (a) plan 1 (b) plan 2.*

négative (la consommation diminue avec l'augmentation du paramètre) ou positive (la consommation augmente avec l'augmentation du paramètre) sur la consommation. Cela confirme l'analyse des courbes moyennes des sept paramètres les plus influents selon l'analyse de régression. La prochaine section présente la synthèse des résultats des trois analyses et les compare à différentes précédentes études publiées dans la littérature.

2.3.4 Résultat global des analyses

Le tableau 2.5 présente l'ensemble des résultats qui illustrent l'influence des paramètres de trafic sur la consommation en l/100km. Les paramètres sont en ordre décroissant d'influence selon chaque méthode utilisée. Plus les indices (valeurs absolues) obtenus à partir des trois analyses sont élevés plus les paramètres sont influents. Les paramètres de trafic soulignés sont ceux de forte influence sur la consommation énergétique, les paramètres en italique sont ceux d'influence modérée et les autres paramètres ont une faible influence sur la consommation.

Analyse de régression		**Analyse de sensibilité**			**ACP**	
Paramètre	R^2	**Paramètre**	S_i	ST_i	**Paramètre**	**Cosinus**
vitesse moyenne	0,83	vitesse moyenne	0,68	0,74	tp à vitesse <5km/h	0,99
quantile vitesse 50%	0,81	quantile vitesse 50%	0,65	0,74	quantile vitesse 50%	-0,97
tp à vitesse <5km/h	0,77	tp à vitesse >20km/h	0,60	0,74	quantile vitesse 10%	-0,96
quantile vitesse 90%	0,69	tp à vitesse <5km/h	0,57	0,74	*temps en état d'arrêt*	0,96
tp à vitesse >20km/h	0,70	quantile vitesse 10%	0,55	0,73	vitesse moyenne	-0,96
distance parcoure	0,62	distance parcoure	0,54	0,73	tp à vitesse >20km/h	-0,95
vitesse maximale	0,60	vitesse maximale	0,47	0,73	*écart type relatif de la vitesse*	0,90
quantile vitesse 10%	0,54	quantile vitesse 90%	0,46	0,73	quantile vitesse 90%	-0,90
écart type relatif de la vitesse	0,47	*temps en état d'arrêt*	0,34	0,72	vitesse maximale	-0,89
temps en état d'arrêt	0,45	*somme des écarts positifs de vitesse*	0,23	0,73	distance parcoure	-0,87
tp à vitesse entre 5 et 20km/h	0,38	*tp à vitesse entre 5 et 20km/h*	0,28	0,72	*tp à vitesse entre 5 et 20km/h*	0,82
somme des écarts positifs de vitesse	0,364	*temps de parcours*	0,25	0,72	*somme des écarts positifs de vitesse*	-0,78
temps de parcours	0,26	décélération maximale	0,16	0,72	accélération maximale	-0,64
écart type de l'accélération	0,23	accélération maximale	0,11	0,72	*temps de parcours*	-0,63
changement de mode d'acc	0,23	quantile d'accélération 90%	0,08	0,71	décélération maximale	0,43
quantile d'accélération 10%	0,22	quantile accélération 10%	0,08	0,71	écart type de l'accélération	-0,21
quantile accélération 90%	0,21	*écart type relatif de la vitesse*	0,07	0,71	quantile accélération 10%	0,17
décélération maximale	0,20	écart type de l'accélération	0,07	0,71	changement de mode d'acc	0,12
temps en accélération nulle	0,19	temps en accélération nulle	0,04	0,71	quantile accélération 90%	-0,11
accélération maximale	0,15	quantile accélération 50%	0,04	0,71	temps en accélération négative	—
temps en accélération négative	0,13	temps en accélération positive	0,03	0,71	temps en accélération nulle	—
temps en accélération positive	0,11	changement de mode d'acc	0,02	0,71	temps en accélération positive	—
quantile accélération 50%	0,07	temps en accélération négative	0,01	0,71	quantile accélération 50%	—

TABLE *2.5 – Comparaison de la corrélation entre les paramètres de trafic et la consommation énergétique, en fonction des méthodes d'analyse utilisées.*

En évaluant les résultats obtenus après les trois différentes analyses, les paramètres de trafic ont été groupés selon leur influence exercée sur la consommation énergétique :

- **Forte influence** : la vitesse moyenne, le quantile vitesse 50%, le temps passé à vitesse inférieure à 5 km/h, le quantile vitesse 90%, le temps passé à vitesse supérieure à 20 km/h, la distance parcourue, la vitesse maximale et le quantile vitesse 10% ;
- **Influence modérée** : l'écart type relatif de vitesse, le temps à l'arrêt, le temps passé à des vitesses comprises entre 5 et 20 km/h, la somme des écarts positifs de vitesse et le temps de parcours ;
- **Influence faible** : l'accélération et la décélération maximales, les quantiles d'accélération (10%, 50% et 90%), les temps par mode d'accélération, l'écart type d'accélération et le changement de mode d'accélération.

On peut aussi conclure d'une manière globale que :

- La vitesse moyenne et le quantile vitesse 50% ont une très forte influence sur la consommation ;
- Les sous-cycles atteignant de fortes (faibles) vitesses et restant longtemps ont des consommations énergétiques en l/100km plus basses (élevées) ;
- Les sous-cycles de grandes (petites) distances parcourues ont de faible (fortes) consommation en l/100km. Cependant, la consommation totale est compensée si on tient compte de la distance parcourue.

En général, le lien entre les paramètres décrivant les caractéristiques du trafic et les effets environnementaux ne est pas encore entièrement compris. Dans notre étude en milieu urbain, on observe que les paramètres de trafic liés à la vitesse sont ceux de plus grande influence sur la consommation énergétique par kilomètre, contrairement aux paramètres liés à l'accélération.

Selon Ericsson [2000] et Ericsson [2001] les paramètres suivants ont une influence importante sur le facteur de consommation énergétique : les fortes oscillations du profil de vitesse, le temps passé à fortes accélérations et décélérations (entre 1,5 et 2,5 m/s^2) et le temps passé en arrêt et à faibles vitesses (inférieures à 15 km/h). Tandis que ces derniers augmentent la consommation, le temps passé à vitesses comprises entre 50 et 70 km/h est un paramètre ayant un effet négatif sur la consommation. Dans Larsson et Ericsson [2009] la même tendance est observée, où le facteur de la consommation énergétique est plus faible pour une certaine plage de vitesse, ici entre 60 et 90 km/h. En sortant de cette plage les consommations tendent à augmenter vers les plus faibles et les plus fortes valeurs de vitesse. Larsson et Ericsson [2009] concluent aussi que le temps passé à l'arrêt est un paramètre important pour la consommation énergétique en y ajoutant l'importance de la vitesse maximale entre deux arrêts. Dans ces trois études, les paramètres liés à la vitesse ont une forte influence sur la consommation comme dans notre étude actuelle. Cependant, dans ces articles, une plus grande importance des valeurs d'accélération est considérée.

Dans El-Shawarby *et al.* [2005] une analyse plus détaillée du comportement d'accélération du véhicule démontre que si les émissions et la consommation énergétique sont uniquement considérées lorsque le véhicule accélère, le taux d'émission et de consommation diminuent à mesure que l'agressivité des manœuvres d'accélération augmente (les consommations sont ex-

primées en g/s). Cette réduction est causée par la diminution de la distance et du temps nécessaires pour exécuter la manœuvre d'accélération avec l'augmentation de l'agressivité. Les résultats finaux montrent cependant que, si les émissions et les consommations sont recueillies sur une distance fixe suffisamment longue, les conclusions sont inversées. Encore plus spécifiquement, pour les émissions de dioxyde de carbone et les consommations énergétiques, l'influence de l'agressivité de la manœuvre (forte accélérations) est réduite.

L'étude de Larsson et Ericsson [2009] évalue enfin l'influence de l'accélération avec l'utilisation d'un conseiller d'accélération (*acceleration advisor*) utilisé à des fins d'économie de carburant. Le conseiller d'accélération est un outil de support qui produit de la résistance à la pédale d'accélération lorsque le conducteur tente d'accélérer trop rapidement. Une fois cette résistance exprimée, il est possible en tout cas pour le conducteur de s'en affranchir et accélérer plus agressivement. Les résultats montrent qu'en général, même si les conducteurs ont respecté les directives, aucune réduction significative de la consommation énergétique n'a été trouvée lors de la conduite avec cet outil.

Les deux dernières études El-Shawarby *et al.* [2005]; Larsson et Ericsson [2009] concluent que les paramètres liés à l'accélération ont une faible influence sur la consommation énergétique. Nos résultats sont cohérents avec ceux-ci. En outre, Larsson et Ericsson [2009] montrent à partir d'une étude plus pratique que les valeurs d'accélération n'ont pas d'influence sur la consommation. L'étude dans le chapitre 3 a ainsi comme objectif d'analyser plus en détail l'influence de la précision des profils de vitesse et d'accélération sur l'estimation de la consommation énergétique.

2.4 Conclusion

Ce chapitre a d'abord présenté le modèle d'émission véhiculaire utilisé au long de cette thèse. Ce modèle dynamique est une version simplifiée de la bibliothèque Vehlib basée sur la cartographie des émissions et des consommations énergétiques instantanées. Dans notre simulation, les consommations énergétiques sont estimées à partir des profils de vitesse et d'accélération pour un modèle de véhicule particulier : une Clio II équipée d'un moteur diesel 1.5L DCI. On est conscient qu'il s'agit d'une limitation de l'étude car ce véhicule n'est évidemment pas représentatif d'un parc. Cependant, l'objectif de la thèse est focalisé sur l'influence du trafic.

Ensuite, la méthodologie développée pour la sélection de cycles dynamiques parmi les cycles dynamiques urbains ARTEMIS a été présentée. Cette méthodologie s'initie avec la subdivision des cycles dynamiques en sous-cycles et leur caractérisation et classification en groupes hétérogènes du point de vue du trafic. Finalement, certains sous-cycles sont sélectionnés afin d'obtenir un échantillon représentatif des données initiales. Les données sélectionnées sont de cette façon utilisées dans le prochain chapitre.

A la fin du chapitre, une étude a été réalisée basée sur la totalité des sous-cycles subdivisés des cycles dynamiques urbains ARTEMIS. Cette étude a mis en relation des paramètres macroscopiques de trafic et les consommations énergétiques des sous-cycles à partir de trois analyses : une analyse de régression, une analyse de sensibilité par Sobol et une analyse en composante principale. L'idée centrale de l'étude est d'obtenir un premier indicatif de l'influence de données

liées au trafic sur l'estimation de la consommation énergétique avant d'entrer dans des analyses plus détaillées. Les résultats obtenus convergent ainsi vers l'importance des données de vitesse du véhicule en opposition aux données de son accélération.

A partir de ces premières conclusions, une étude plus approfondie est présentée au chapitre 3 qui achève la partie I de ce manuscrit. Cette étude examine les erreurs sur l'estimation de la consommation énergétique induites par les simplifications sur la cinématique du véhicule. Ensuite, à la partie II du manuscrit, des études plus complexes sont menées dans lesquelles la cinématique du véhicule est décrite par des paramètres des modèles de trafic.

Chapitre 3

Influence de la simplification des trajectoires sur la consommation énergétique

La revue bibliographique du chapitre a présenté comment de récentes études à l'échelle locale couplent des modèles microscopiques de trafic à des modèles d'émission afin d'évaluer l'efficacité environnementale des stratégies de trafic. D'abord, les modèles microscopiques de trafic sont utilisés afin de reproduire l'effet des stratégies de trafic sur la cinématique des véhicules. Ensuite, les modèles d'émission doivent capturer l'effet cette cinématique sur les émissions et consommations énergétiques. Ces types de modèles estiment les émissions et les consommations énergétiques véhiculaires à partir d'une relation entre (i) les taux d'émission et de consommation et (ii) le mode opératoire du véhicule. La première donnée est acquise à partir de données de mesure des véhicules et intégrée au modèle. La deuxième donnée est estimée à partir de données cinématiques telles que les profils de vitesse et d'accélération issus des modèles de trafic.

Les modèles d'émission sont traditionnellement développés et validés à partir des données de trafic réelles, par conséquent, selon Hallmark et Guensler [1999], les profils de vitesse et d'accélération issus de modèles de trafic doivent être suffisamment précis pour qu'un tel couplage produise des conclusions fiables. Néanmoins, ces données sont représentées par des trajectoires simplifiées en fonction de règles cinématiques. De plus, peu d'études ont évalué l'incertitude générée par le modèle microscopique de trafic pour l'estimation environnementale.

Dans ce contexte, le chapitre 2 a d'abord présenté la version simplifiée de la bibliothèque Vehlib : le modèle dynamique d'émission à partir duquel les consommations énergétiques sont estimées tout au long de nos études. Ensuite, la méthode de sélection des données de l'étude réalisée dans ce chapitre a été présentée. Enfin, le chapitre 2 a été consacré à une première étude sur l'influence des paramètres de trafic sur la consommation énergétique. Les observations à partir de cette étude ont démontré que les données sur la vitesse véhiculaire ont une plus grande influence sur l'estimation de la consommation énergétique par rapport aux données d'accélération.

En partant de ce premier constat et du contexte présenté ci-dessus, ce chapitre vise à réaliser une première analyse de l'effet de ce couplage sur l'estimation de la consommation

énergétique. Plus spécifiquement, on examine le biais qui peut être introduit à mesure que la consommation énergétique est estimée à partir des données des modèles microscopiques de trafic, c'est-à-dire de représentations simplifiées du trafic. L'idée centrale de l'étude est de comparer les consommations énergétiques de différents niveaux de représentation des profils de vitesse et d'accélération. Ce chapitre a été objet de deux publications [Vieira da Rocha *et al.*, 2012, 2013].

Avant de décrire globalement la méthodologie appliquée pour atteindre l'objectif de cette étude, la figure 3.1 présente un schéma qui la résume. Les deux étapes et supports de l'étude y sont présentés.

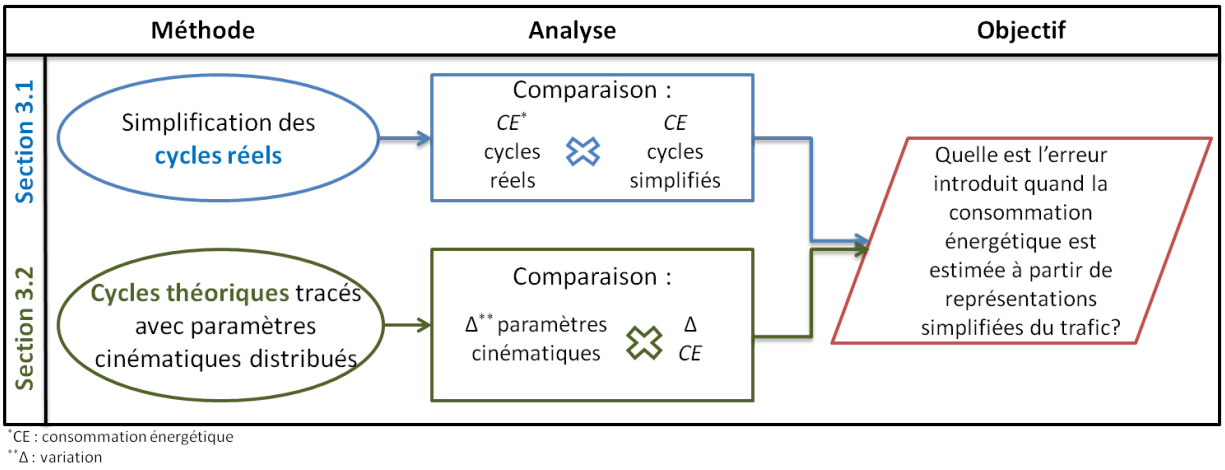


FIGURE *3.1 – Schéma de la structuration du chapitre 2 en deux sections.*

La première étape de cette étude (section 3.1) est basée sur des cycles réels. Ces cycles sont simplifiés à différents niveaux de manière à ce que les sous-cycles simplifiés ressemblent à des trajectoires issues de modèles microscopiques de trafic. Les consommations énergétiques de chaque cycle réel et le simplifié correspondant sont comparées.

La deuxième étape (section 3.2) est basée sur des cycles théoriques. Ces cycles sont tracés selon différentes valeurs de paramètres cinématiques : accélération constante, décélération constante et vitesse maximale. Les consommations énergétiques sont ensuite estimées pour chaque cycle tracé. Enfin, la variation des consommations énergétiques est évaluée en les comparant à la variation des valeurs des paramètres cinématiques.

3.1 Les cycles dynamiques réels

Comme mentionné dans l'introduction de ce chapitre, cette première section est basée sur la simplification de sous-cycles réels. Cette simplification est réalisée à différents niveaux de manière à ce que les sous-cycles simplifiés ressemblent à des trajectoires issues de modèles microscopiques de trafic ; c'est-à-dire avec des profils de vitesse composés de segments linéaires d'accélération constante. La figure 3.2 présente un schéma qui résume la méthodologie appliquée pour atteindre les objectifs spécifiques de cette section.

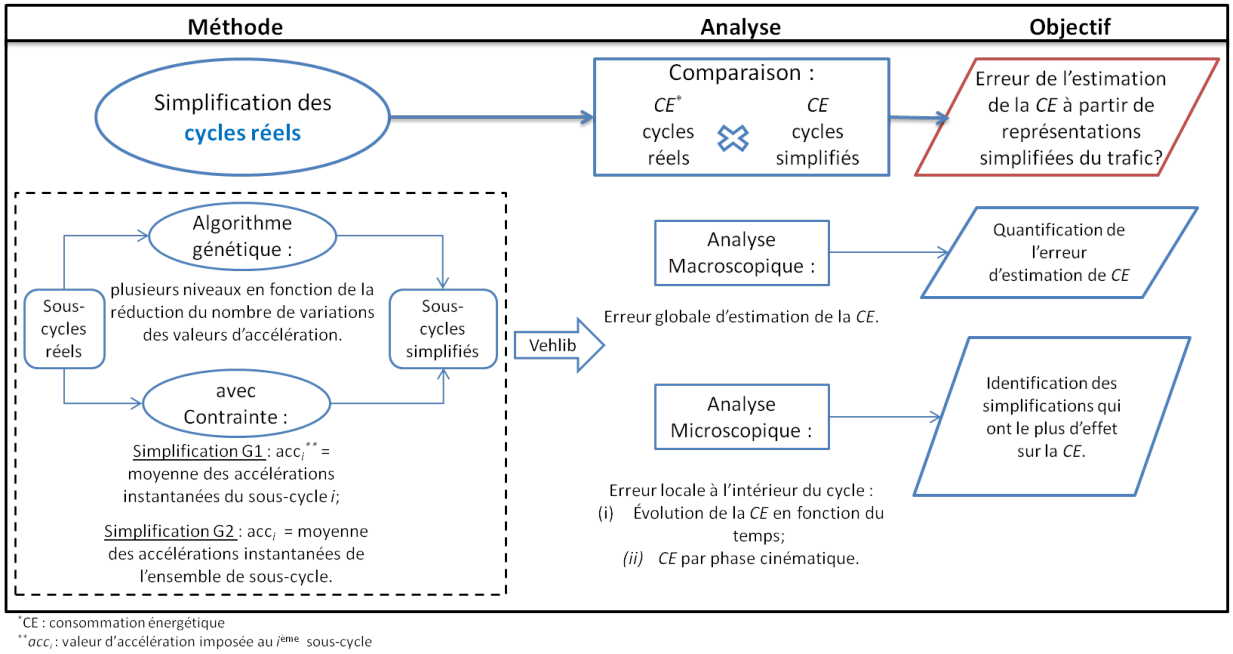


FIGURE 3.2 – *Schéma de la structuration de la section 3.1.*

Comme montré dans la figure 3.2, deux méthodes de simplification sont utilisées basées sur les variations des valeurs d'accélération (le nombre de segments linéaires qui composent le profil de vitesse). Dans la première méthode, la simplification se fait en utilisant un algorithme génétique. Les sous-cycles sont simplifiés d'un niveau plus fin à un plus grossier à mesure que le nombre de segments linéaires des profils est réduit. Cette méthode a été choisie pour produire un nombre plus élevé de sous-cycles simplifiés permettant d'estimer rapidement l'effet global de la simplification pour un ensemble de véhicules. Dans la deuxième méthode, les cycles sont simplifiés manuellement sous la contrainte d'être représentés par une seule valeur absolue d'accélération et de décélération pendant une même phase d'accélération ou de décélération.

Les consommations énergétiques sont estimées pour chaque sous-cycle et comparées et à des paramètres cinématiques et des indicateurs de simplification. L'analyse des résultats est faite ainsi selon deux échelles avec des objectifs distincts :

- **Analyse macroscopique** : les écarts entre les consommations énergétiques totales des sous-cycles réels et simplifiés sont analysés. Cette analyse a pour objectif de quantifier l'erreur de l'estimation de la consommation énergétique à partir des profils cinématiques simplifiés.
- **Analyse microscopique** : l'évolution de la consommation énergétique au cours du temps et la consommation énergétique par phase cinématique (phase d'accélération et de décélération) sont analysées. Cette analyse a pour objectif d'identifier les paramètres cinématiques dont les simplifications introduisent des erreurs d'estimation de la consommation énergétique les plus importantes. Les erreurs sont identifiées à l'intérieur et à la fin du sous-cycle.

Dans cette section, les méthodes de simplification par algorithme génétique et de simplification avec contrainte sont d'abord décrites. Ensuite, les résultats selon l'échelle d'analyse

(macroscopique et microscopique) sont présentés.

3.1.1 Simplification par algorithme génétique

Les algorithmes génétiques sont des méthodes d'optimisation heuristique qui peuvent être utilisées pour trouver des solutions optimales ou quasi-optimales de problèmes. Leur fonctionnalité est basée sur les mécanismes naturels de la sélection et de la génétique, combinant un taux plus fort de survie artificielle avec des opérateurs génétiques. Les algorithmes génétiques diffèrent des autres techniques de recherche en le sens qu'ils recherchent parmi une population de points et utilisent une approche probabiliste plutôt que des règles de transition déterministes. En conséquence, les algorithmes génétiques recherchent des solutions plus globalement [Wang, 1997].

Dans notre étude, l'algorithme génétique est utilisé pour approcher un sous-cycle par segments linéaires selon un nombre de points. Ces points sont ici considérés comme l'instant où le jerk n'est pas nul, à savoir l'instant où il y a une variation de la valeur d'accélération. Considérant que le sous-cycle réel présente une variation d'accélération par seconde et que par conséquence le nombre de ces variations $n^r_{\Delta acc}$ est égal à sa durée en secondes, l'algorithme génétique vise réduire le nombre de ces variations ($n^s_{\Delta acc}$).

Avant de présenter les paramètres de l'algorithme génétique, la présentation de certaines définitions est importante. Le vocabulaire lié à l'évolution biologique a été transféré à cet algorithme mathématique. L'analogie peut se résumer ainsi [Villegas, 2010] :

- **Un individu** : un vecteur de variables ;
- **Une population d'individus** : l'ensemble de vecteurs à optimiser ;
- **L'environnement dans lequel les individus doivent s'adapter** : la fonction dont on cherche l'extremum ;
- **Les générations** : chaque itération de calcul constitue une nouvelle génération au cours de laquelle a lieu les processus de **sélections**, **croisements** et **mutations**.

Le déroulement d'un algorithme génétique peut être découpé en six étapes représentées par le schéma dans la figure 3.3 et détaillées ci-après.

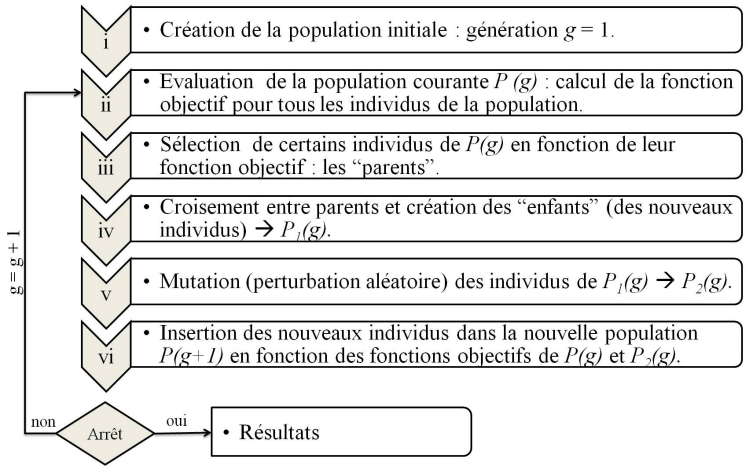


FIGURE 3.3 – *Schéma général d'un algorithme génétique.*

i. Création de la population initiale

Après avoir statué le codage des individus en nombres réels, le processus d'optimisation par algorithme génétique commence par la création aléatoire d'une population initiale P. Dans notre cas, la taille de la population n est adaptée au $n^s_{\Delta acc}$ (tableau 3.1). Chaque individu est représenté par ses chromosomes qui correspondent ici à la liste des instants où des variations d'accélération sont autorisées. Le nombre minimum $n^s_{\Delta acc}$ accepté dans un sous-cycle est de quatre.

ii. Evaluation des individus

L'évaluation de chaque individu se réalise par l'estimation de la fonction objectif associée, fo, selon l'équation suivante :

$$fo = \sqrt{\frac{\sum (v^r - v^s)^2}{i}} \tag{3.1}$$

Où v^r : sous-cycle réel ;
v^s : sous-cycle simplifié ;
i : nombre de générations.

iii. Sélection des meilleurs individus de la population

La prochaine décision à faire en utilisant un algorithme génétique est de savoir comment effectuer la sélection des individus, c'est-à-dire comment effectuer le choix des individus de la population qui créeront la progéniture pour la prochaine génération et combien de descendants de chaque seront créés. Le but de la sélection est de déterminer les meilleurs individus de la population, dans l'intention que leurs enfants produisent à leur tour des individus encore meilleurs. Comme pour le type de codage, de nombreux schémas de sélection ont été proposés dans la littérature sur les algorithmes génétiques [Mitchell, 1998]. Dans notre cas, les meilleurs $n/2$ individus (les parents) sont ceux pour lesquels fo est minimal.

La sélection des individus dans notre algorithme se réalise aussi selon de critères élitistes. L'élitisme est un ajout à de nombreuses méthodes de sélection qui force l'algorithme génétique à conserver un certain nombre de meilleurs individus à chaque génération. Ces individus peuvent être perdus s'ils ne sont pas sélectionnés pour se reproduire ou s'ils sont détruits par croisement ou par mutation. De nombreux chercheurs ont constaté que l'élitisme améliore sensiblement les performances de l'algorithme génétique [Mitchell, 1998].

iv. Croisement entre les meilleurs individus de la population

Le croisement est réalisé après avoir sélectionné $n/2$ individus de la population P. Ceci a comme résultat une nouvelle population P' qui voit doubler sa taille pour que la nouvelle génération soit complète. De manière aléatoire $n/4$ couples sont formés pour se reproduire. Les chromosomes des parents sont alors copiés et recombinés de façon à former deux descendants possédant des caractéristiques issues des deux parents [Amédée et Francois-Gérard, 2004]. La

figure 3.4 présente deux schémas illustrant un croisement en un point et un autre en deux points.

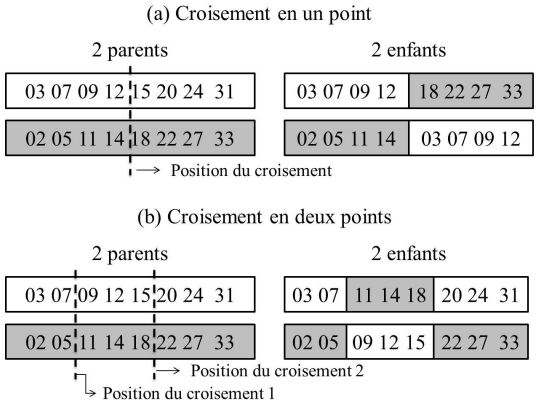


FIGURE *3.4 – Schémas illustrant (a) un croisement en un point et (a) un croisement en deux points. Les positions marquées correspondent au locus ou emplacement sur le chromosome où l'enjambement se réalise.*

Dans notre cas, un croisement en deux points est considéré au cours de l'étape de reproduction. Les positions de l'enjambement sont définies selon le $n^s_{\Delta acc}$ (tableau 3.1).

Paramètre	$n^s_{\Delta acc} < 28$	$8 < n^s_{\Delta acc} \leq 28$	$8 < n^s_{\Delta acc} \leq 4$
Taille de la population n	12	8	4
Position de l'enjambement 1	4	3	2
Position de l'enjambement 2	8	6	4

TABLE *3.1 – Paramètres pour l'algorithme génétique.*

Les nouveaux individus obtenus par croisement sont inclus dans la nouvelle population P'.

v. Mutation des individus après croisement

La mutation modifie aléatoirement les individus de la population P' en modifiant un ou plusieurs gènes au sein d'un chromosome. La mutation dispose ainsi de 4 grands avantages [Amédée et Francois-Gérard, 2004] :

- Elle garantit la diversité de la population, ce qui est primordial pour les algorithmes génétiques.
- Elle permet d'éviter un phénomène connu sous le nom de dérive génétique. Ceci se produit quand certains gènes favorisés par le hasard se répandent au détriment des autres et sont ainsi présents au même endroit sur tous les chromosomes.
- Elle permet de limiter les risques d'une convergence prématurée causée par exemple par une méthode de sélection élitiste imposant à la population une pression sélective trop forte. En effet, dans le cas d'une convergence prématurée on se retrouve avec une population dont tous les individus sont identiques mais ne sont que des optimums locaux. Tous les individus étant identiques, le croisement ne changera rien à la situation.

– Elle permet d'atteindre la propriété d'ergodicité. L'ergodicité est une propriété garantissant que chaque point de l'espace de recherche puisse être atteint.

Le taux de mutation doit être relativement faible de manière à ne pas tomber dans une recherche aléatoire et conserver le principe de sélection et d'évolution. Dans notre cas, deux types de mutations sont possibles : la mutation mineure, qui correspond à l'incrémentation de la valeur d'un gène de plus ou moins 1, et la mutation majeure, qui correspond à un changement aléatoire d'un gène du chromosome. La borne maximale du taux de mutation mineure est de 0,09% et de 0,005% pour la mutation majeure.

vi. Insertion des nouveaux individus dans la population

Les nouveaux individus remplacent les individus de la population qui n'ont pas été sélectionnés. La méthode élitiste est aussi ici appliquée. L'algorithme s'arrête soit lorsque le nombre maximum N de générations est atteint ($N = 1500$) soit lorsque fo a été stabilisée pendant au moins 150 générations.

3.1.2 Simplification avec contrainte

La section antérieure a expliqué comment un algorithme génétique a été développé et utilisé pour la simplification des sous-cycles réels d'étude. Dans cette section, on présente la deuxième méthode pour la simplification de ces sous-cycles, la simplification avec contrainte.

Cette simplification consiste à représenter les sous-cycles réels par des profils de vitesse contraints par une seule valeur d'accélération absolue. Ceci vise à reproduire les données issues de modèles microscopiques de trafic où les caractéristiques de conduite d'un véhicule individuel ne sont connues qu'en moyenne. Deux types de simplifications sont définis :

– **Simplification G1** : dans cette simplification, la valeur d'accélération imposée par sous-cycle est égale à la moyenne des accélérations instantanées du sous-cycle excédant 0,2 m/s^2 (le véhicule n'est pas considéré en accélération si cette valeur est inférieure à 0,2 m/s^2).
– **Simplification G2** : dans cette simplification, seulement deux valeurs d'accélération sont utilisées pour l'ensemble des sous-cycles simplifiés en fonction de leur vitesse maximale. Pour définir ces valeurs, les profils d'accélération de l'ensemble des sous-cycles réels ont été sélectionnés et regroupés. Ainsi, les profils de vitesse avec une vitesse maximale inférieure à 20 km/h sont décrits par une accélération constante de 0,6 m/s^2 (figure 3.5a), tandis que les profils de vitesse avec une vitesse maximale supérieure à 20 km/h sont décrits par trois segments linéaires consécutifs avec des accélérations de 1,1, 0,8 et 0,5 m/s^2 respectivement (figure 3.5b). Dans ce dernier cas cependant, on a choisi de simplifier ces sous-cycles par la valeur d'accélération unique de 0,8 m/s^2.

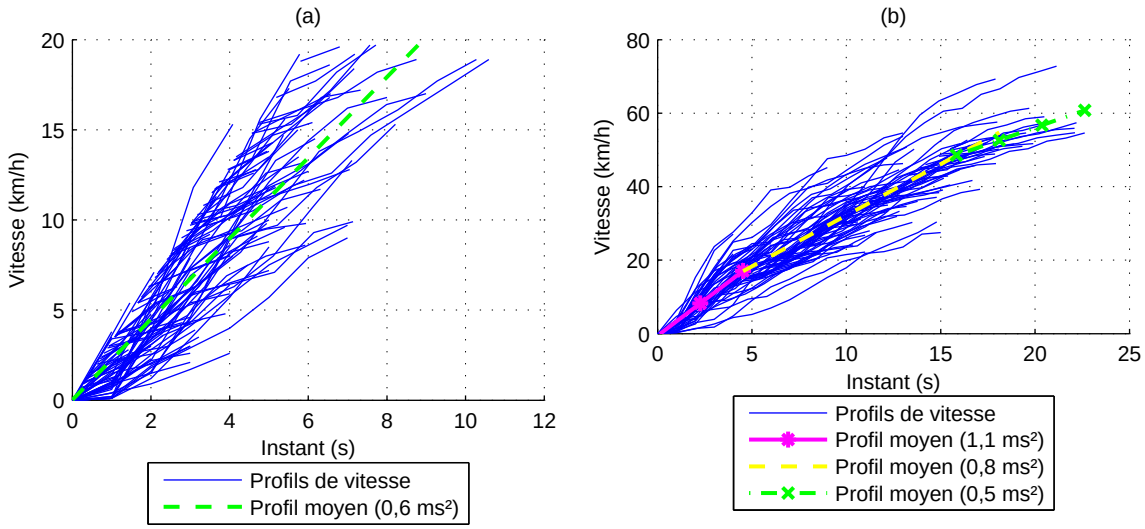


FIGURE *3.5 – Les profils d'accélération des sous-cycles réels regroupés.*

Influence de la distance parcourue sur la consommation énergétique

La simplification avec contrainte affecte la distance parcourue des sous-cycles à mesure que $n^s_{\Delta acc}$ est réduit. Sachant que dans la section 2.3.4 les observations démontrent que la distance parcourue présente une forte influence sur la consommation énergétique, des cycles théoriques ont été tracés pour évaluer plus spécifiquement cette influence.

Les cycles théoriques ont été tracés selon deux critères : (i) des trajectoires à temps de parcours normalisés à 63 s et (ii) des trajectoires à distances parcourues normalisées à 630 m. Chaque cycle théorique décrit ainsi la trajectoire d'un véhicule circulant avec une accélération constante jusqu'à atteindre une vitesse maximale V_{max} ; puis à la vitesse stable de V_{max} jusqu'à décélérer constamment pour s'arrêter. Les valeurs de V_{max} testées sont 12, 14 et 18 m/s, les valeurs d'accélération sont 0,5, 1,0, 1,5 et 2,0 m/s^2. La valeur de décélération est égale pour tous les cycles à -1 m/s^2. Les consommations énergétiques pour chaque cycle sont estimées en l/100km et en dl. Les résultats sont présentés sur la figure 3.6.

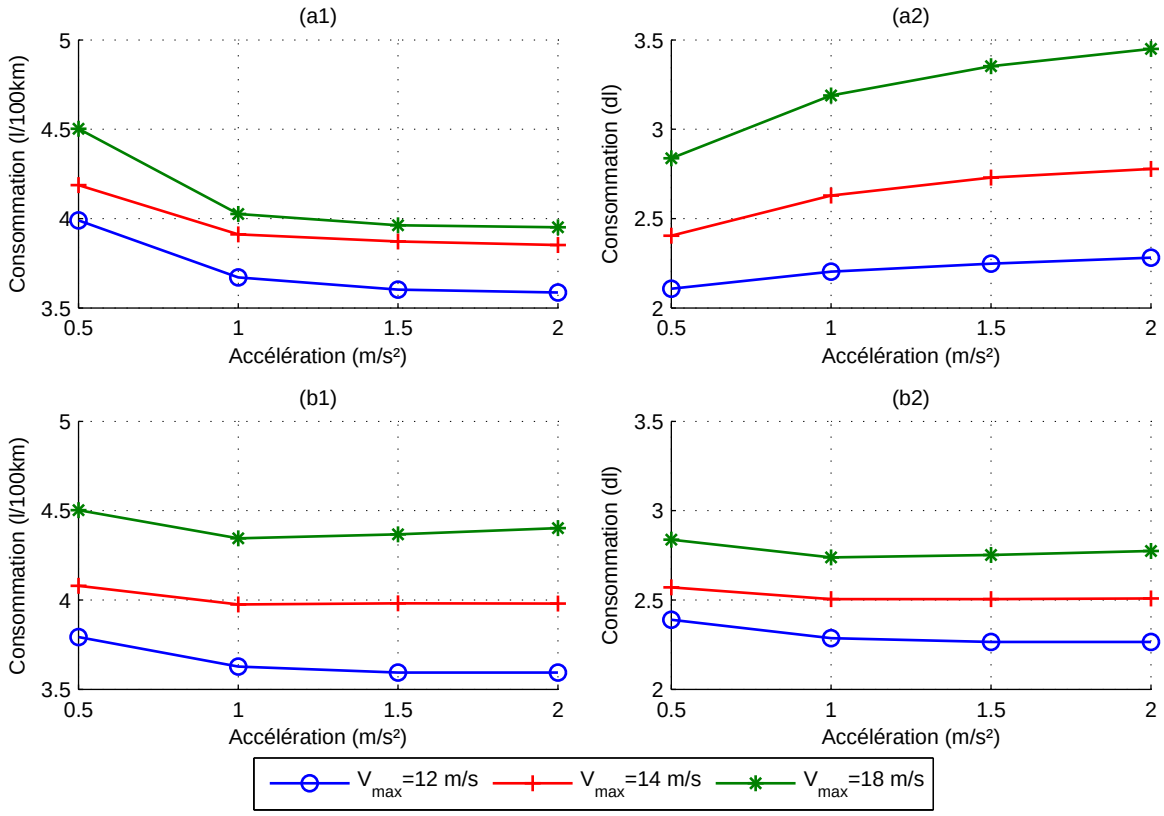


FIGURE *3.6 – La consommation énergétique estimée selon deux critères : (a) temps de parcours normalisés et (b) distances parcourues normalisées. (1) Consommation en l/100km et (2) consommation en dl.*

Les figures 3.6a et 3.6b montrent que pour une valeur de V_{max} donnée, les écarts entre les consommations dans la figure 3.6a sont atténués par la normalisation de la distance dans la figure 3.6b. De plus, en comparant les figures 3.6a1 et 3.6a2, on observe que les plus fortes (faibles) consommations en *a1* sont compensées par des plus courtes (longues) distances parcourues en *a2*.

Il faut noter que les modèles de trafic produisent des trajectoires simplifiées pour une distance de parcours donnée. Ainsi, pour pouvoir analyser et identifier l'influence de ces simplifications cinématiques, la distance des sous-cycles simplifiés avec contrainte sont normalisées avec celles des sous-cycles réels correspondant pour que l'écart entre les distances n'introduise pas un effet que l'on ne cherche pas à évaluer. Le paragraphe suivant précise comment la normalisation des distances de parcours a été réalisée pour chaque sous-cycle simplifié.

La normalisation des distances de parcours est appliquée à chaque phase cinématique définie comme la partie du profil délimitée par deux vitesses minimales (figure 3.7). Les 39 sous-cycles étudiés sont donc constitués par une quantité totale de 154 phases cinématiques. La normalisation fonctionne comme suit : la première et dernière vitesse minimale sont égales à celles du profil réel, puis la longueur de la phase cinématique est calculée pour être égale à celle d'origine en ajustant la vitesse maximale. Si une vitesse maximale supérieure à celle d'origine est nécessaire, la vitesse maximale est égale à celle d'origine et la phase à vitesse stable est prolongée (voir phase cinématique 5 de la figure 3.7b).

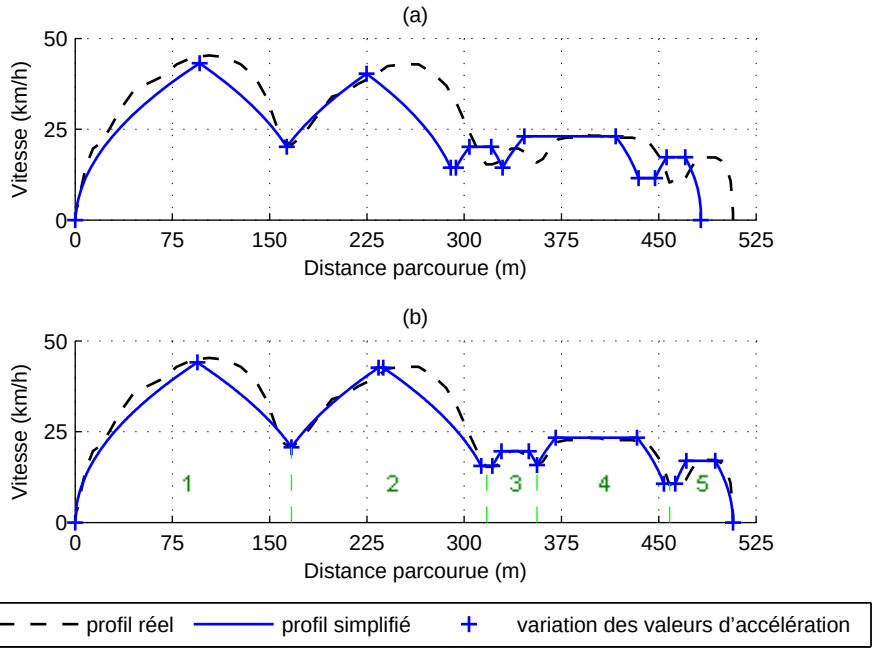


FIGURE *3.7 – Normalisation de la distance parcourue entre les sous-cycles normalisés et réels.*

3.1.3 Analyse macroscopique des simplifications

Deux méthodes de simplification des sous-cycles réels sont décrites précédemment : (i) la simplification par algorithme génétique avec plusieurs niveaux de simplification selon la réduction des variations d'accélération (simplification fine, intermédiaire et grossière), et (ii) la simplification avec contrainte basée sur des valeurs fixes d'accélération et de décélération selon deux niveaux (simplifications grossières G1 et G2). Dans le dernier cas la distance parcourue est normalisée entre sous-cycles réel et simplifié. Une fois ces méthodes définies, les résultats de l'analyse macroscopique des simplifications sont présentés ci-après en deux parties pour chaque méthode de simplification. Les résultats de l'analyse microscopique des simplifications sont présentés ensuite ce qui achève l'étude basée sur les sous-cycles réels.

Résultats de la simplification par algorithme génétique

Un ensemble de 1367 sous-cycles simplifiés sont obtenus après la simplification avec l'algorithme génétique. Pour évaluer l'influence de cette simplification sur la consommation énergétique, les paramètres suivants sont calculés pour chaque sous-cycle :

– La réduction du nombre de variations d'accélération, $r_{\Delta acc}$ (%) :

$$r_{\Delta acc} = \frac{\mid n^s_{\Delta acc} - n^r_{\Delta acc} \mid}{n^r_{\Delta acc}} \times 100 \tag{3.2}$$

– Le temps moyen (en secondes) passé à accélération constante par sous-cycle simplifié (dans le profil réel cette valeur est égale à 1 s), D.

– Le RMSE en km/h entre les profils de vitesse des sous-cycles réels et simplifiés.

– L'erreur relative de l'estimation de la consommation énergétique, ε_{CE} (%) :

$$\varepsilon_{CE} = \frac{CE^s - CE^r}{CE^r} \times 100 \tag{3.3}$$

Où CE^s : consommation énergétique du sous-cycle simplifié [l/100km] ;
CE^r : consommation énergétique du sous-cycle réel [l/100km].

L'algorithme génétique ne fournit pas toujours le profil optimal pour un nombre donné de points. Pour cette raison, les résultats sont filtrés suivant le RMSE selon les procédures suivantes. Les sous-cycles simplifiés relatifs au même sous-cycle réel sont recueillis et triés par ordre croissant de $n^s_{\Delta acc}$. Les sous-cycles simplifiés à partir d'un même groupe mais avec un plus grand RMSE que son prédécesseur ne sont pas pris en compte. En conséquence, 812 sous-cycles simplifiés sont étudiés.

On s'aperçoit que $r_{\Delta acc}$ varie entre 24,1% et 96,9%. De faibles niveaux de $r_{\Delta acc}$ ne sont pas pris en compte car les sous-cycles résultants ne sont pas assez simplifiés, c'est-à-dire qu'un bruit haute fréquence est encore observé sur l'accélération. Trois niveaux de simplification sont ensuite distingués après l'analyse des profils de vitesse des sous-cycles et le RMSE en fonction de $r_{\Delta acc}$ (figure 3.8a). Ces niveaux sont les suivants : fin, intermédiaire et grossier. En outre, la figure 3.8b présente ε_{CE} en fonction de $r_{\Delta acc}$. La courbe moyenne de cette fonction et les limites comprenant 80% des données sont également répresentées. Le tableau 3.2 présente les moyennes des résultats de cette simplification.

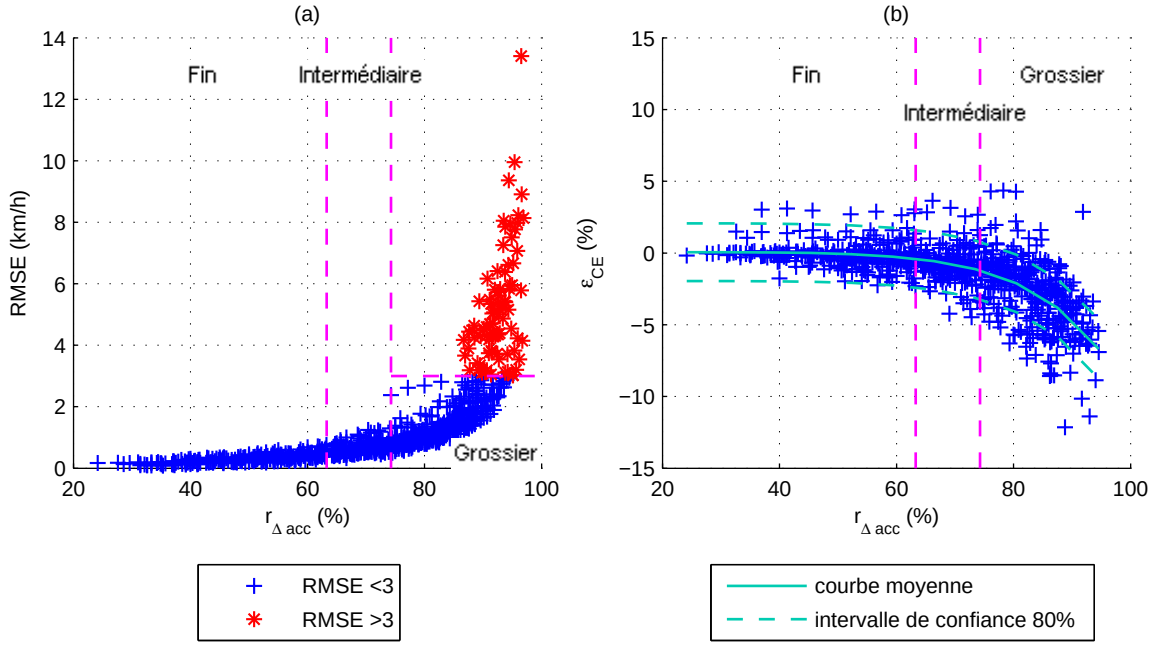


FIGURE 3.8 – *Normalisation de la distance parcourue entre les sous-cycles normalisés et réels.*

Simplification	$r_{\Delta acc}$ (%)	D (s)	RMSE (km/h)	ε_{CE} (%)
Fine	51,1 $\in [21{,}1; 63{,}3[$	2,1 $\in [1{,}3; 2{,}7]$	0,3 $\in [0{,}1; 0{,}7]$	-0,1 $\in [-2{,}3; 3{,}1]$
Intermédiaire	69,3 $\in [63{,}3; 74{,}3[$	3,3 $\in [2{,}7; 3{,}9]$	0,7 $\in [0{,}3; 2{,}4]$	-0,8 $\in [-4{,}5; 3{,}6]$
Grossière	83,3 $\in [74{,}3; 94{,}6]$	6,7 $\in [3{,}9; 18{,}4]$	1,5 $\in [0{,}5; 3{,}0]$	-2,9 $\in [-12{,}2; 4{,}4]$

TABLE *3.2 – Résultats des simplifications avec l'algorithme génétique : (i) la réduction du nombre de variations d'accélération [$r_{\Delta acc}$], (ii) le temps passé à accélération constante [D], (iii) le RMSE en km/h et (iv) l'erreur relative de l'estimation de la consommation énergétique [ε_{CE}].*

La figure 3.8 montre que l'augmentation de $r_{\Delta acc}$ résulte en une augmentation exponentielle du RMSE. Au niveau fin, le RMSE moyen est égal à 0,3 km/h et la valeur $r_{\Delta acc}$ moyenne est égale à 51,1%, seul le bruit haute fréquence et de faible amplitude est éliminé. Le niveau intermédiaire est caractérisé par un RMSE moyen égal à 0,7 km/h et une valeur $r_{\Delta acc}$ moyenne égale à 69,3%, les changements d'accélérations diminuent par rapport au niveau fin. Au niveau grossier, les sous-cycles simplifiés ont de plus longues phases d'accélération constante comparés aux deux niveaux précédents, le RMSE moyen est égal à 1,5 km/h et $r_{\Delta acc}$ moyenne égale à 83,3%. Des valeurs élevées de RMSE (RMSE supérieur à 3,0 km/h) conduisent à des sous-cycles simplifiés qui sont loin de la représentation réelle. Ces types de simplification ne sont pas pertinentes pour notre étude et les sous-cycles correspondants n'ont pas été pris en compte. Cela correspond à 10,2% des sous-cycles simplifiés. Le temps passé à accélération constante augmente avec l'augmentation de $r_{\Delta acc}$. Dans le niveau fin ceci est en moyenne égal à 2,1 s, 3,3 s dans le niveau intermerdiaire et 6,7 s dans le niveau grossier.

A mesure que $r_{\Delta acc}$ augmente, ε_{CE} tend également à augmenter, mais négativement, avec moyenne égale à -1,5% pour l'ensemble de sous-cycles. Selon le niveau de simplification, ε_{CE} moyenne est égale à -0,1% au niveau fin, -0,8% au niveau intermédiaire et -2,9% au niveau grossier.

Le principal résultat est que ε_{CE} n'est pas très sensible à $r_{\Delta acc}$. Il semble que les sous-cycles réels peuvent être simplifiés avec de plus longues phases d'accélération sans introduire de biais dans l'estimation de la consommation énergétique. Ce premier résultat doit être confirmé par une analyse plus fine (section 3.1.4). Avant cela, les résultats de la simplification avec contrainte sont présentés ci-après.

Résultats de la simplification avec contrainte

Le tableau 3.3 présente les résultats obtenus avec la méthode de simplification avec contrainte. Les mêmes paramètres utilisés pour l'analyse de la simplification antérieure sont ici estimés. Comme dans le tableau 3.2, le tableau 3.3 montre ces paramètres, leur valeur moyenne et leur intervalle de variation.

Simplification	$r_{\Delta acc}$ (%)	D (s)	RMSE (km/h)	ε_{CE} (%)
G1	79,5 $\in [58{,}5; 90{,}8]$	5,9 $\in [2{,}4; 10{,}8]$	5,7 $\in [1{,}5; 15{,}1]$	-3,6 $\in [-17{,}6; 8{,}3]$
G2	79,5 $\in [58{,}5; 90{,}8]$	5,9 $\in [2{,}4; 10{,}8]$	7,1 $\in [1{,}7; 19{,}0]$	-5,2 $\in [-20{,}0; 5{,}0]$

TABLE *3.3* – *Résultats de la simplification avec contrainte : (i) la réduction du nombre de variations d'accélération [$r_{\Delta acc}$], (ii) le temps passé à accélération constante [D], (iii) le RMSE en km/h et (iv) l'erreur relative de l'estimation de la consommation énergétique [ε_{CE}].*

Les observations du tableau 3.3 montrent que les simplifications G1 et G2 ont des valeurs moyennes de $r_{\Delta acc}$ et de temps passé à accélération constante égales (79,5% et 5,9 s). Ces valeurs sont plus faibles comparées à celles de la simplification grossière avec l'algorithme génétique (83,3% et 6,7 s, voir tableau 3.2). Cependant, ces valeurs plus faibles n'amènent pas à des valeurs de RMSE plus faibles comme vu entre les niveaux de simplification avec l'algorithme génétique. Ceci s'explique par la définition de la méthode actuelle où les profils de vitesse des sous-cycles réels sont représentés par une seule valeur d'accélération. De plus, dans la simplification avec contrainte, certaines phases d'accélération présentent une valeur moyenne supérieure à l'accélération imposée qui se traduit par une sous-estimation de la vitesse maximale atteinte et un RMSE moyen plus élevé que dans la simplification grossière d'auparavant. En outre, la simplification grossière G2 donne des profils de vitesse proches de ceux calculés plus couramment par les modèles microscopiques de trafic. Comme cette simplification n'utilise que deux valeurs d'accélération pour l'ensemble des sous-cycles, les profils de vitesse se détériorent d'autant plus que dans G1 (RMSE moyen égal à 5,7 et 7,1 km/h pour les simplifications G1 et G2 respectivement).

Comparées à la simplification grossière de l'algorithme génétique, les simplifications cinématiques dans la méthode G1 entraînent une augmentation des erreurs de consommation énergétique ε_{CE} égale en moyenne à -3,6%. Dans la méthode G2, ε_{CE} est encore plus augmentée pour atteindre une valeur moyenne de -5,2%. Le tableau 3.2 montre aussi que la consommation énergétique tend à être encore plus sous-estimée avec la méthode de simplification avec contrainte. Dans la simplification G1, ε_{CE} varie entre -17,6% et 8,3% et entre -20,0% et 5,0% dans la simplification G2. Les liens entre les erreurs de la représentation cinématique simplifiée des sous-cycles et les consommations énergétiques sont étudiés plus en détails dans la section suivante.

3.1.4 Analyse microscopique des simplifications

L'analyse macroscopique des simplifications des sous-cycles réels a montré que l'erreur d'estimation de la consommation énergétique augmente à mesure que la représentation des sous-cycles devient grossière. Cette erreur peut atteindre -20,0% dans la simplification avec contrainte une fois que dans ce cas les sous-cycles sont représentés avec une seule valeur d'accélération. Cependant, à niveaux plus fins, les résultats montrent que la simplification des sous-cycles a un faible effet sur la consommation énergétique. L'analyse microscopique de ces simplifications est présentée en deux parties ci-après afin de déterminer les types de simplifi-

cations qui contribuent le plus à ces erreurs d'estimation. La première partie se concentre sur les courbes cumulées en fonction du temps. La deuxième se concentre sur les erreurs par phase d'accélération et décélération.

Analyse de la courbe de consommation cumulée

Afin de souligner la différence entre les consommations énergétiques, les courbes de consommations cumulées en fonction du temps sont analysées pour les sous-cycles simplifiés et réels. Lorsque ces deux courbes divergent, cela signifie que les simplifications cinématiques impliquent une erreur importante. Cette erreur peut :

i Ne jamais être compensée et donc représenter une partie significative de l'erreur globale ε_{CE} ;

ii Etre rapidement compensée pendant une même phase d'accélération, de décélération ou de croisière ; ou encore,

iii Etre compensée mais à la fin du sous-cycle.

On se concentre sur les types d'erreurs (i) et (ii) parce que la troisième erreur résulte du hasard et ne peut pas conduire à des orientations pour identifier les meilleurs types de simplifications.

Les courbes de consommation cumulées sont comparées avec les profils de vitesse respectifs pour déterminer le type de simplification qui influence le plus la consommation énergétique. Dans un premier temps, seuls trois sous-cycles sont sélectionnés à plusieurs niveaux de simplifications avec l'algorithme génétique. Ces sous-cycles mettent en évidence différents cas :

- **Sous-cycle 39** : les sous-cycles simplifiés ont toujours ε_{CE} à l'intérieur des limites d'erreur pour tous les sous-cycles simplifiés. ε_{CE} est très faible pour de faibles valeurs de $r_{\Delta acc}$ et tend à augmenter avec l'augmentation de $r_{\Delta acc}$, notamment à partir du niveau grossier ($r_{\Delta acc}$ égale à 89,6%).
- **Sub-cycle 32** : ce sous-cycle correspond à un cas où ε_{CE} est élevé même pour de faibles valeurs de $r_{\Delta acc}$. Les sous-cycles simplifiés ont de grande valeurs de ε_{CE} jusqu'à $r_{\Delta acc}$ égal à 80,4%.
- **Sous-cycle 25** : ce sous-cycle a été étudié pour mieux identifier les types de simplification au niveau grossier (RMSE élevé) qui mènent à des ε_{CE} élevées (sous-estimation de la consommation énergétique). Les sous-cycles simplifiés commencent avec une faible valeur de ε_{CE} (-0,3%) qui ensuite augmente de façon discontinue avec l'augmentation de $r_{\Delta acc}$.

La figure 3.9 présente l'évolution de ε_{CE} et du RMSE par rapport à $r_{\Delta acc}$ pour les sous-cycles sélectionnés. Les valeurs moyennes de ε_{CE} et les limites couvrant 80% de l'ensemble des sous-cycles simplifiés sont également représentés sur cette figure.

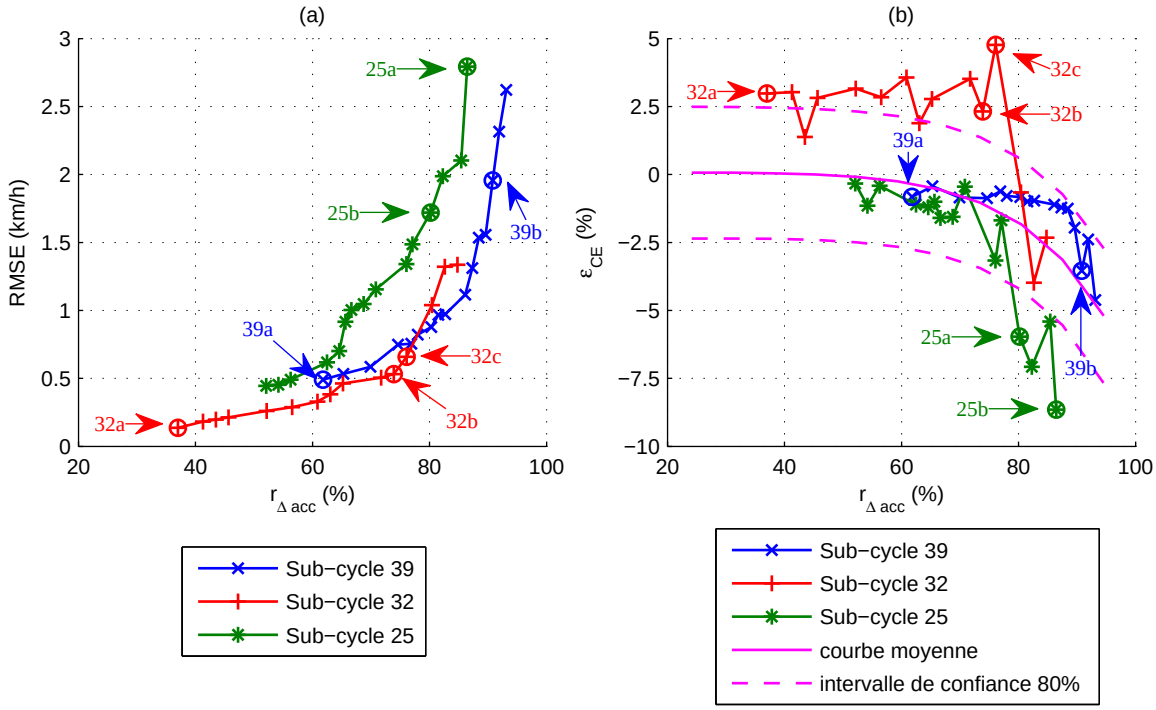


FIGURE 3.9 – *Evolution de (a) RMSE en fonction de $r_{\Delta acc}$ et (b) ε_{ce}.*

La figure 3.10 présente les courbes des consommations cumulées et les profils de vitesse pour les trois sous-cycles sélectionnés à des niveaux de simplification les plus représentatifs (voir figure 3.9).

Les phases d'accélération sont responsables de plus fortes consommations énergétiques que les phases de décélération. Une différence significative est observée lorsque la phase de décélération se produit à vitesse élevée (par exemple le sous-cycles 39 et 25) ou à faible vitesse (par exemple le sous-cycle 32). Dans le premier cas, l'unité de contrôle moteur commande une coupure d'injection et la consommation énergétique est égale à zéro, à savoir la courbe de consommation cumulée reste constante. Dans le second cas, la consommation énergétique augmente toujours avec des valeurs plus faibles que dans la phase d'accélération. En outre, les phases à vitesse nulle contribuent aussi à la consommation énergétique.

Concernant les différents niveaux de simplification, les niveaux sont indiqués par une lettre minuscule après l'ID des sous-cycles (figure 3.10). Le sous-cycle 39a correspond à une simplification fine avec une courbe de consommation cumulée proche de la réelle. L'erreur résultant ε_{CE} est faible (-0,8%). Pour le sous-cycle 39b, la vitesse maximale n'est pas atteinte à 22 s dans le profil simplifié. La consommation énergétique à la fin de la phase d'accélération est alors sous-estimée. Cela correspond à une erreur du type (i), c'est à dire la contribution de cette erreur sur l'erreur globale est égale à 22,8%. Par ailleurs, la simplification cinématique entre 122 et 156 s remplace le profil de vitesse réel par une phase à accélération constante et faible. La vitesse initiale est de 54,6 km/h et augmente jusqu'à 55,5 km/h. Cette simplification a une faible influence sur la consommation énergétique.

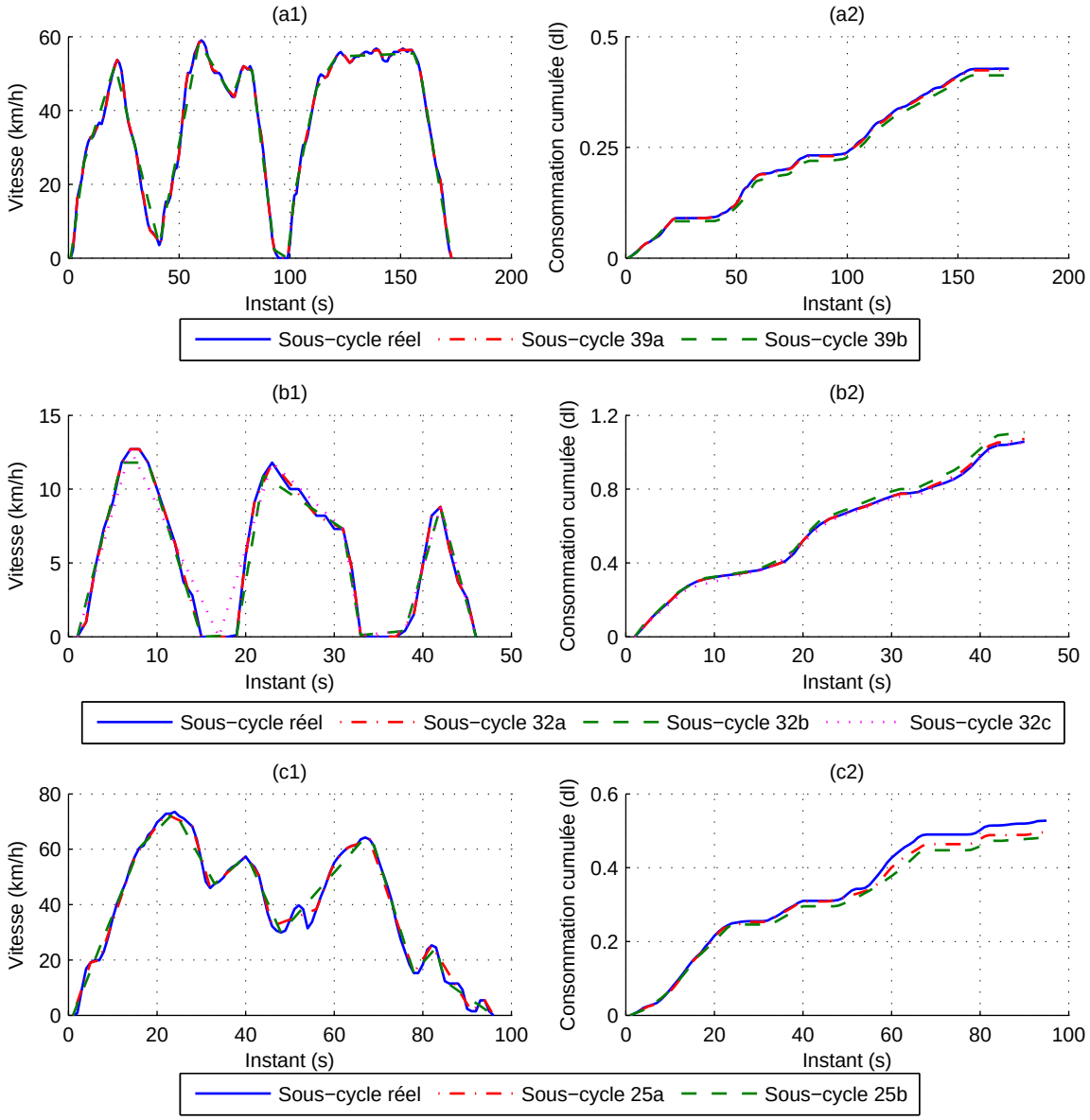


FIGURE *3.10 – En lignes : (a) Sous-cycle 39, (b) sous-cycle 32 et (c) sous-cycle 25. En colonnes : (1) Le profil de vitesse et (2) la consommation énergétique cumulée en fonction du temps.*

Les différents niveaux de simplification pour le sous-cycle 32 montrent que les erreurs cinématiques pendant la phase à vitesse nulle conduisent à des erreurs importantes sur la consommation énergétique (voir les instants 34 à 37 s et 15 à 18 s). En conséquence, cette simplification surestime la consommation énergétique pour les sous-cycles 32a et 32b. Cependant, comme cette simplification ne doit pas provoquer une erreur locale dans le sous-cycle 32b, on peut conclure que celle-ci est corrigée par une autre simplification. A la fin de cette phase à vitesse nulle (voir instant égal à 18 s), les simplifications provoquent des erreurs locales qui se cumulent jusqu'à atteindre l'erreur globale ε_{CE} du sous-cycle 32b. En outre, la réduction de la vitesse maximale instantanée à l'instant égal à 6 s ne provoque pas une erreur sur l'estimation de la consommation énergétique. Une fois que la vitesse maximale atteinte est faible (11,8 km/h), la courbe de la consommation cumulée continue d'augmenter proche de la courbe réelle. Dans le

sous-cycle 32c, la combinaison des simplifications, y compris la simplification de la deuxième phase à vitesse nulle, se traduit par une faible ε_{CE} égale à -0,7%. La simplification de la phase de décélération discontinue entre 23 et 31 s dans les sous-cycles 32a et 32c n'a aucune influence sur la courbe de consommation cumulée.

Dans le sous-cycle 25a, la phase de décélération qui commence à l'instant égal à 40 s a une même vitesse maximale que le profil réel, mais atteint une vitesse minimum supérieure. Ce dernier point est anticipé dans le temps (instant égal à 46s au lieu de 48s) et la consommation énergétique pour la prochaine phase d'accélération augmente en avance. Au cours de cette phase de décélération la courbe de consommation cumulée reste proche de la réelle parce que les vitesses maximales sont les mêmes entre les sous-cycles simplifié et réel.

Les sous-cycles 25a et 25b simplifient l'oscillation entre 48 et 54 s dans le sous-cycle réel. Cette oscillation correspond à une accélération suivie d'une phase de décélération. Dans le sous-cycle 25b, ce profil est remplacé par une phase à accélération constante entre 46 et 56 s. Dans le sous-cycle 25b, ce profil est également remplacé par une phase d'accélération constante, mais avec plus grande durée, entre à 48 et 67 s. Les deux simplifications contribuent à l'erreur globale ε_{CE}, plus élevée au sous-cycle 25b qu'au sous-cycle 25a. La réduction de la vitesse maximale à 67 s dans le sous-cycle 25b possède également une grand influence sur ε_{CE}. Les simplifications réalisées à partir de l'instant 68 s ont une faible influence sur la consommation énergétique pour les deux simplifications.

Après avoir analysé les simplifications avec l'algorithme génétique, deux sous-cycles simplifiés par la méthode avec contrainte et qui représentent des cas extrêmes sont également analysés :

- **Sous-cycle 14** : le sous-cycle simplifié a la plus haute valeur positive pour ε_{CE}, égale à 8,3% pour la simplification G1 (figure 3.11a) ;
- **Sous-cycle 22** : le sous-cycle simplifié a la plus haute valeur négative pour ε_{CE}, égale à -20,0% pour la simplification G2 (figure 3.11b).

Dans le sous-cycle 14, la vitesse maximale est atteinte pour les deux simplifications grossières (figure 3.11). Les premiers 120 m de la figure 3.11a prouvent que la simplification des profils d'accélération a une influence limitée sur la consommation énergétique, au moins dans ce cas. Inversement, plus la phase à vitesse stable qui remplace la phase de décélération est longue, plus la consommation est surestimée (voir l'augmentation de la consommation cumulée entre les distances égales à 100 m et 180 m sur la figure 3.11b). Dans le sous-cycle 38, la vitesse maximale est atteinte pour G1 mais pas dans la simplification G2. Cette vitesse inférieure, en raison d'une faible accélération de la simplification G2, explique la forte sous-estimation de la consommation énergétique. Cette sous-estimation n'est pas compensée à la fin du sous-cycle (aussi vu dans le sous-cycle 39b). Ainsi, la capacité d'un modèle microscopique à estimer avec précision la vitesse maximale atteinte par les véhicules est plus importante que sa capacité à reproduire finement la forme du profil d'accélération. Par conséquent, dans la suite de l'analyse, les phases cinématiques avec sous-estimation de la vitesse maximale sont éliminées.

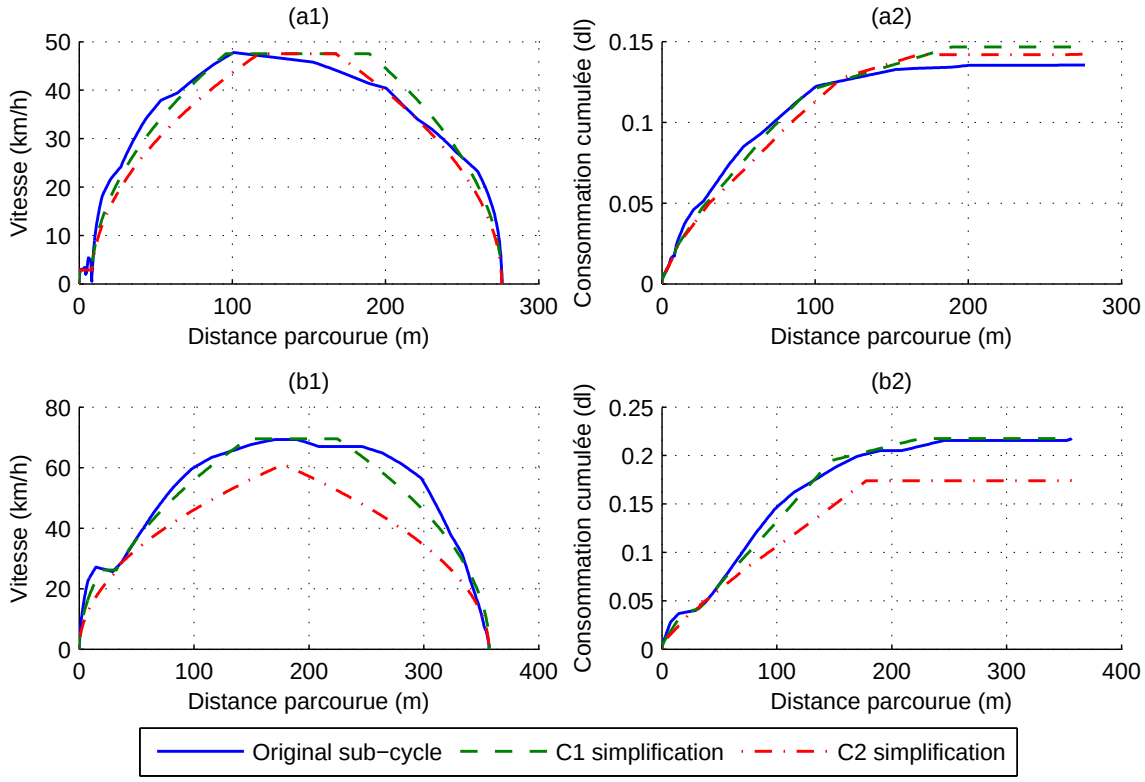


FIGURE *3.11* – *Dans les lignes : (a) Sous-cycle de 14 et (b) sous-cycle 22. Dans les colonnes : (1) le profil de vitesse par rapport à la distance parcourue et (2) la consommation énergétique cumulée en fonction de la distance parcourue.*

Analyse de l'erreur par phase d'accélération et de décélération

Les sous-cycles réels et simplifiés par la méthode avec contrainte sont maintenant décomposés en 154 phases cinématiques qui consistent en une accélération suivie d'une phase de décélération. Ce processus vise à : (i) réduire la compensation d'erreur et (ii) évaluer individuellement l'effet des paramètres cinématiques, à l'exclusion des inter-corrélations. Le point qui sépare ces deux phases cinématiques est choisi en minimisant la différence entre les distances parcourues des profils réels et simplifiés pour les deux phases de conduite, avec la contrainte de ne pas interrompre la phase d'accélération. Des phases avec une différence dans la distance parcourue qui dépasse 2,5% sont exclues ainsi que les phases avec une vitesse maximale sous-estimée de plus de 1 km/h. Un échantillon de 111 phases d'accélération et de décélération est ensuite analysé. Les erreurs locales, commises au cours de ces phases, et les erreurs globales, commises à la fin des sous-cycles, sont prises en considération. Afin de quantifier l'influence des paramètres cinématiques sur les erreurs locales, on se focalise sur : le temps passé (i) en accélération, (ii) en décélération et (iii) à vitesse stable, une fois que les vitesses sont estimées plus précisément par les modèles dynamiques de trafic et que celle-ci a une forte corrélation avec le temps passé en accélération. Les coefficients de corrélation entre les variations de ces paramètres ΔT et les variations des consommations énergétiques correspondantes en ml, ΔCE sont présentés dans le tableau 3.4. La figure 3.12 présente ΔCE en fonction de la variation

dans le temps passé en accélération ΔT_{acc} et en décélération ΔT_{dec}.

Paramètre de trafic	Phase d'accélération	Phase de décélération
Temps passé en accélération	0,2	–
Temps passé en décélération	–	**-0,6**
Temps passé à vitesse stable	-0,3	**0,7**

TABLE *3.4 – R^2 entre ΔT et le ΔCE.*

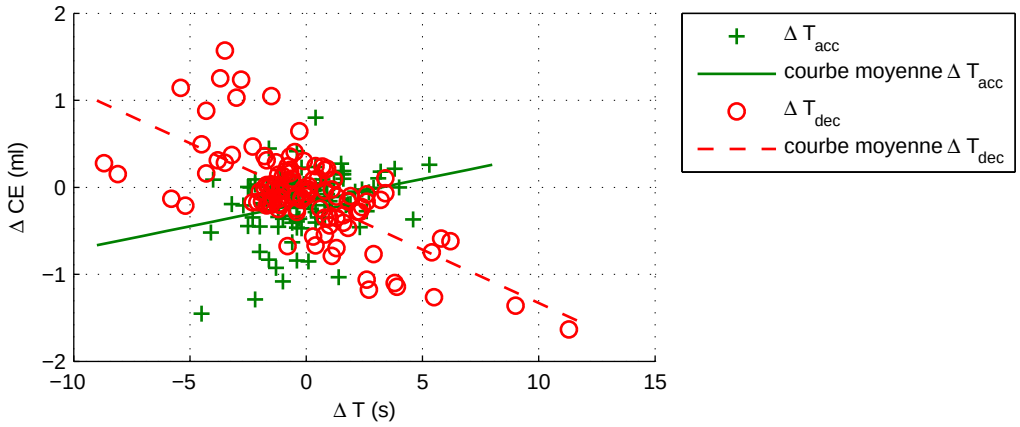


FIGURE *3.12 – Variation de la consommation énergétique ΔCE en fonction de la variation du temps passé en accélération ΔT_{acc} et en décélération ΔT_{dec}.*

Le tableau 3.4 montre que le temps passé en décélération et à vitesse stable a une forte influence sur les consommations énergétiques estimées lors des phases de décélération (R^2 égal à -0,6 et 0,7 respectivement). Afin de quantifier l'influence des phases d'accélération PA et des phases de décélération PD sur les erreurs locales, ε_{CE} est calculée pour chaque phase comme suit :

$$\varepsilon_{CE}(p) = \frac{CE_p^s - CE_p^r}{CE_p^r} \times 100 \tag{3.4}$$

Où CE_p^s : consommation énergétique pour la phase simplifiée ;
CE_p^r : consommation énergétique pour la phase réelle ;
$p = [PA,PD]$.

Ensuite, les contributions des phases d'accélération et de décélération à l'erreur globale de consommation énergétique par phase cinématique sont calculées selon :

$$C_{CE}(p) = \frac{|CE_p^s - CE_p^r|}{|CE_{PA}^s - CE_{PA}^e| + |CE_{PD}^s - CE_{PD}^e|} \tag{3.5}$$

Des statistiques calculées pour les valeurs $\varepsilon_{CE}(PA)$, $\varepsilon_{CE}(PD)$, $C_{CE}(PA)$ et $C_{CE}(PD)$ sont présentées au tableau 3.5.

Indicateur	Moyenne	Écart-type	Maximum absolue	Quantile 50%
$\varepsilon_{CE}(PA)$ (%)	–	6,4	19,0	-1,5
$\varepsilon_{CE}(PD)$ (%)	–	94,8	546,3	-8,3
$C_{CE}(PA)$ (%)	42,5	27,2	98,0	40,6
$C_{CE}(PD)$ (%)	57,5	27,2	99,7	59,4

TABLE *3.5 – Erreurs pendant les phases d'accélération et de décélération et leur contribution respective à l'erreur globale.*

Les erreurs locales sont relativement plus élevées pendant les phases de décélération que pendant des phases d'accélération, les quantiles 50% de $\varepsilon_{CE}(PD)$ et $\varepsilon_{CE}(PA)$ sont égaux à -8,3% et -1,5% respectivement. Ce n'est pas surprenant car les consommations énergétiques sont proches de zéro pendant la décélération. Les erreurs de consommation énergétique sont inférieures pendant la phase d'accélération car les valeurs d'accélérations plus élevées conduisent à des consommations énergétiques plus élevées mais pendant une plus courte durée. Toutefois, étant donné que les consommations sont plus faibles pendant les phases de décélération, la moyenne des contributions des phases d'accélération et de décélération à l'erreur à la fin de l'ensemble des phases est 42,5% et 57,5% respectivement. Les simplifications conduisent à des erreurs négatives à la fois pour les phases d'accélération et de décélération car les profils de vitesse incluent des phases courtes d'accélération, de décélération et à vitesse stable (valeurs inférieures à 0,2 m/s^2) qui sont remplacées par une accélération ou décélération constante avec des consommations énergétiques plus faibles (voir sous-cycles 25a et 25b de la figure 3.10c).

La section 3.1.3 a montré que l'introduction d'un biais dans l'estimation de la vitesse maximale et le temps passé en décélération conduisent à un biais important dans l'estimation de la consommation énergétique. Cependant, différentes conclusions sont tirées selon l'échelle d'erreur et le type de phase cinématique. En se concentrant davantage sur ces cycles théoriques, la section suivante permettra la quantification de l'influence des valeurs des paramètres de trafic étudiés sur les consommations énergétiques au cours des phases cinématiques (erreurs locales). Ceci permettra aussi de déterminer quelles sont les erreurs locales compensées au cours des cycles complets et celles qui ne le sont pas.

3.2 Les cycles dynamiques théoriques

Avec l'achèvement de l'étude basée sur la simplification des sous-cycles réels, cette section présente l'étude basée sur des cycles théoriques divisée en deux parties selon schéma de la figure 3.13 (voir aussi figure 3.1). Chaque cycle théorique est tracé par concaténation de phases cinématiques avec une valeur d'accélération et de décélération constante et une vitesse maximale. Ces valeurs sont prises parmi des valeurs distribuées imitant la variété en cinématique trouvées dans le trafic réel.

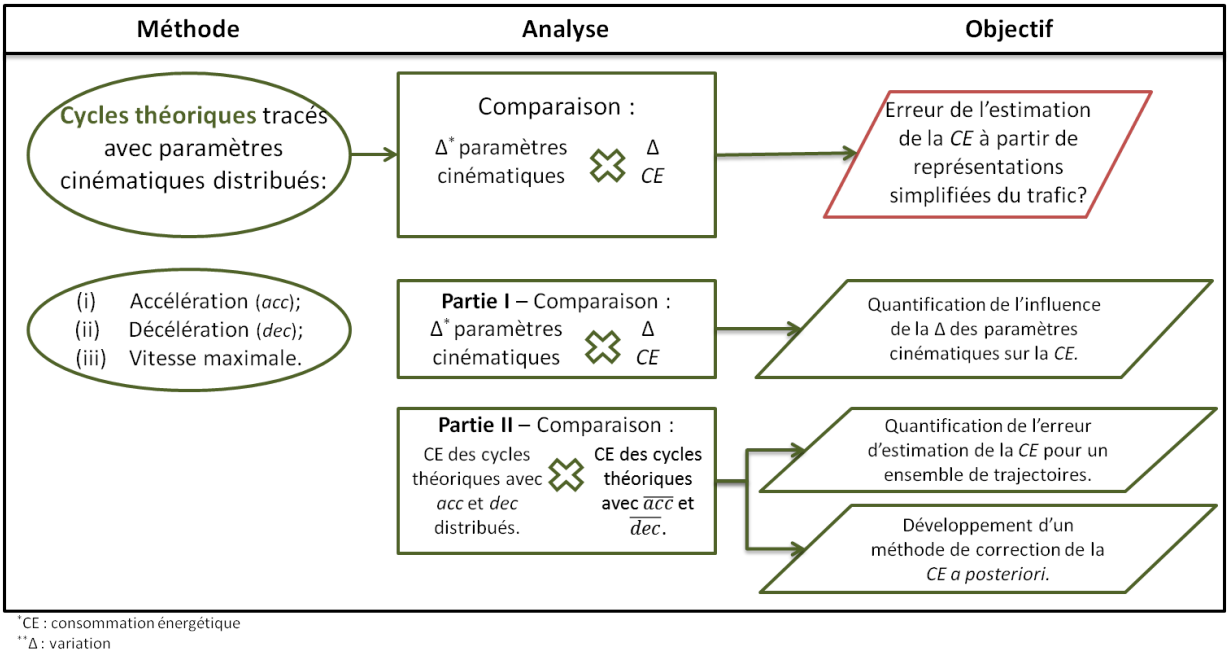


FIGURE *3.13 – Schéma de la structuration de la section 3.2.*

La première partie analyse et quantifie l'influence de la variation des paramètres cinématiques sur la consommation énergétique. Ceci est réalisé en comparant la variation des consommations énergétiques des cycles théoriques en fonction de la variation des paramètres cinématiques qui définissent ces cycles.

La deuxième partie de cette section compare deux groupes de cycles théoriques. Le premier groupe a l'ensemble des valeurs d'accélération et de décélération distribuées. Le deuxième a des cycles tracés uniquement avec une valeur d'accélération et une de décélération égales aux moyennes du premier groupe. Cette approche vise à évaluer l'effet sur l'estimation de la consommation énergétique de la simplification de ces paramètres cinématiques par une valeur moyenne. Ceci permettra ainsi de déterminer comment les erreurs liées à la simplification sont équilibrées à l'échelle d'un ensemble de cycles (équivalent à un ensemble de véhicules). Enfin, une méthode qui corrige les estimations de consommation énergétique a posteriori est développée à partir de ces cycles.

3.2.1 Influence des paramètres cinématiques sur la consommation énergétique

Cette section se concentre sur l'étude de courts cycles dynamiques et théoriques du type urbain. L'influence des valeurs d'accélération, de décélération et de vitesse maximale sur la consommation énergétique des véhicules est analysée au cours de ces cycles théoriques. Chaque cycle théorique décrit une phase d'accélération suivie d'une phase de décélération. La phase d'accélération décrit la trajectoire d'un véhicule roulant avec une accélération constante jusqu'à atteindre une vitesse maximale V_{max}, puis à la vitesse constante égale à V_{max} jusqu'à parcourir une distance de 810 m. La phase de décélération décrit la trajectoire d'un véhicule à vitesse stable égale à V_{max} jusqu'au début de la décélération et l'arrête après avoir parcouru 810 m.

Les valeurs d'accélération absolue testées sont : 0,25, 0,50, 1,00, 1,50, 2,00 et 2,50 m/s^2. Les valeurs de V_{max} varient entre 10,8 et 72 km/h avec pas de 3,6 km/h.

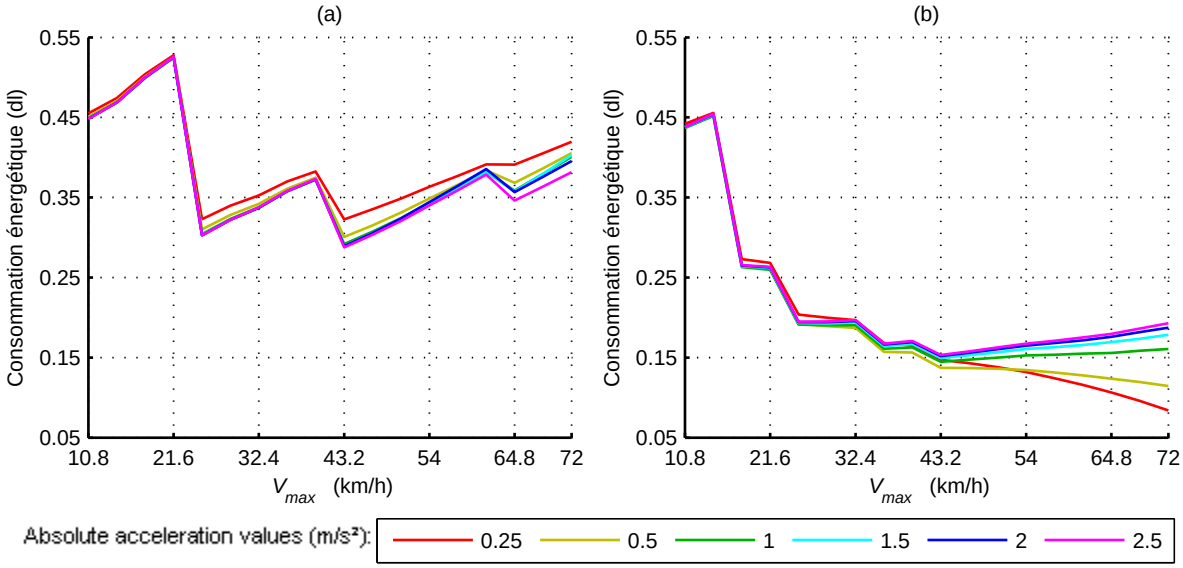


FIGURE *3.14* – *Consommation énergétique en fonction des valeurs de vitesse maximale d'accélération absolue : (a) profils d'accélération, (b) les profils de décélération.*

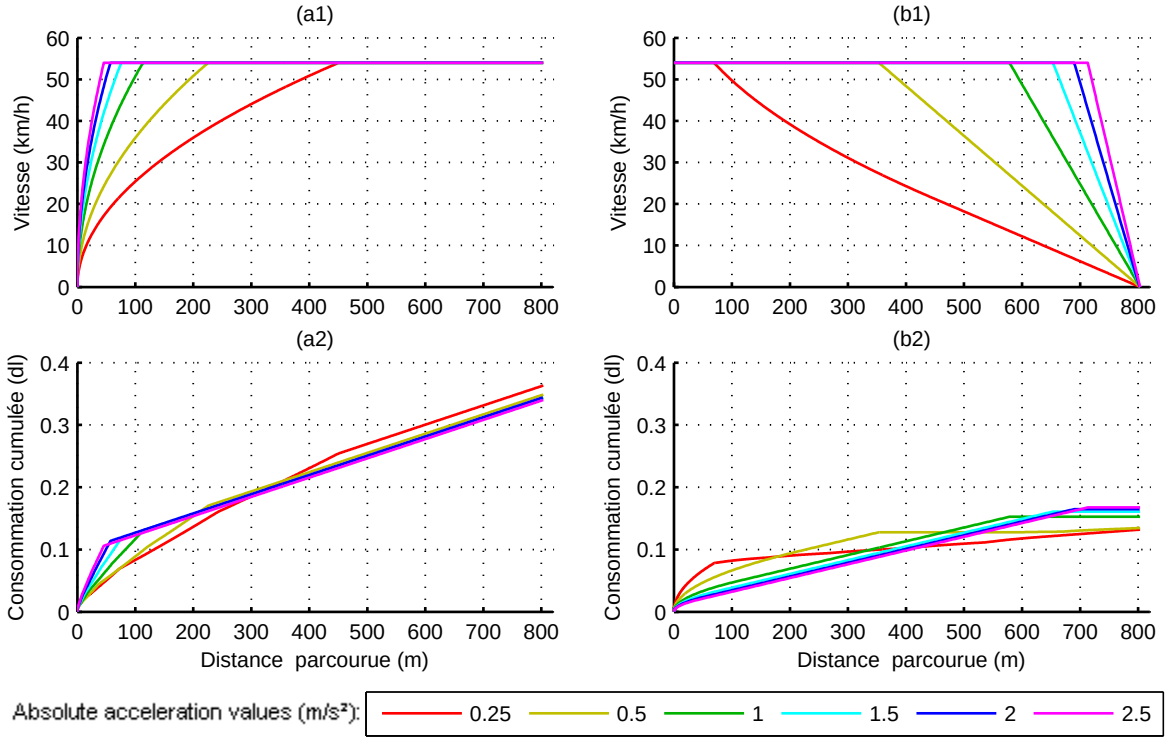


FIGURE *3.15* – *En colonnes : (a) phase d'accélération et (b) phase de décélération. En lignes : (1) le profil de vitesse par rapport à la distance parcourue et (2) la consommation énergétique cumulée par rapport à la distance parcourue.*

La figure 3.14 présente la consommation énergétique en fonction de la vitesse maximale et des valeurs d'accélération absolue. La figure 3.15 compare les profils de vitesse avec V_{max}

égal à 54 km/h et leurs consommations énergétiques cumulées. Les faibles accélérations sont responsables de fortes consommations énergétiques en raison d'un temps plus long passé à accélérer pour atteindre V_{max}. Cependant, cette hausse de la consommation est compensée par une phase plus courte à vitesse constante à plus faible consommation énergétique (figure 3.15a. Par conséquent, la valeur d'accélération a globalement une faible influence sur les consommations énergétiques, ne dépassant jamais 3,3 ml (ou 11%) si l'on considère le profil à 1 m/s^2 comme référence, à l'exception des valeurs d'accélération très faibles (0,25 m/s^2), où la consommation augmente. Cependant, ces faibles valeurs sont rarement observées au cours des phases d'accélération complètes, mais plus au cours de certains segments courts d'accélération qui composent les phases d'accélération réelles.

Inversement, dans les profils de décélération (figure 3.15b), la différence de consommation énergétique à vitesse constante n'est pas compensée à la fin du profil de décélération (les phases de décélération ont des consommations énergétiques presque nulles). En conséquence, les valeurs de décélération influencent indirectement la consommation énergétique pour des vitesses supérieures à 43 km/h. Ceci est dû aux plus longues distances parcourues à V_{max} en raison des fortes décélérations (figure 3.15b).

Les discontinuités dans la figure 3.14 sont dues au point de fonctionnement du moteur pendant la phase à vitesse stable. Ceci est souligné par le fait qu'un seul véhicule est modélisé. Les consommations minimales autour de 24 et 43 km/h correspondent respectivement à des changements de rapport de vitesse, de la première à la deuxième et de la deuxième à la troisième.

3.2.2 L'évaluation et la correction des erreurs d'estimation de la consommation énergétique au cours des cycles dynamiques

L'objectif ici est de quantifier les erreurs globales faites lorsque les paramètres de trafic sont distribués ou moyennés. Ces erreurs globales doivent être comparées à la réduction de la consommation énergétique associée à des stratégies de trafic qui peuvent être évaluées grâce à des modèles microscopiques de trafic. Ces stratégies peuvent réduire la consommation en dessous de 5% pour l'éco-conduite [Beusen *et al.*, 2009; af Wahlberg, 2007] ou environ 4% avec des systèmes de navigation [Ericsson *et al.*, 2006].

Méthode

Des cycles théoriques sont construits par concaténation des phases cinématiques. Ces cycles sont divisés en deux groupes : le premier, formé par un ensemble de véhicules avec des paramètres de trafic distribués représentant des séquences réelles de conduite ; le deuxième, formé par un ensemble de véhicules avec des paramètres de trafic simplifiés par leurs valeurs moyennes, représentant des séquences de conduite issues d'un modèle de trafic. Chaque phase cinématique se compose d'une phase d'accélération et une phase de décélération comme précédemment dans le document. Ainsi, la fonction f, qui estime la consommation énergétique au cours d'une phase cinématique donnée i dépend des quatre paramètres cinématiques suivants : l'accélération a_i, la décélération d_i, la vitesse maximale V_{max_i} et la longueur de la phase cinématique L_i.

Les erreurs globales $\Delta CE_{a,V_{max}}$ et $\Delta CE_{d,V_{max}}$ sont ensuite calculées pour les phases d'accélération et de décélération respectivement. Ces valeurs, pour une vitesse maximale constante

donnée, représentent les erreurs commises au cours des cycles théoriques lorsque les paramètres distribués a et d sont remplacés par leurs valeurs moyennes $\bar{a}$ et $\bar{b}$. Avec V_{max} fixe, la distance parcourue L peut être fixée aussi. L est choisi suffisamment grande pour que les véhicules puissent atteindre V_{max} même avec la valeur d'accélération minimum.

$\Delta CE_{a,V_{max}}$ et $\Delta CE_{d,V_{max}}$ sont estimés pour des valeurs de V_{max} variant entre 20 et 72 km/h. La valeur d'accélération a_i attribuée à chaque phase cinématique i est prise parmi une distribution normale avec $\bar{a}$ = 0,8 m/s^2, σ_a = 0,2 m/s^2 et valeurs entre 0,5 et 1,1 m/s^2. La valeur de décélération d_i attribuée à chaque phase cinématique i est prise parmi une distribution normale avec $\bar{d}$ = -1,0 m/s^2, σ_d = 0,2 m/s^2 et valeurs entre -0,7 et -1,3 m/s^2. Enfin, l'erreur globale au cours des phases cinématiques $\Delta CE_{V_{max}}$ peut être estimée comme suit :

$$\Delta CE_{V_{max}} = \Delta CE_{a,V_{max}} + \Delta CE_{d,V_{max}} \tag{3.6}$$

$$\Delta CE_{a,V_{max}} = n \cdot f_{V_{max},L}(\bar{a}) - \sum_{i=1:n} f_{V_{max},L}(a_i) \tag{3.7}$$

$$\Delta CE_{d,V_{max}} = n \cdot f_{V_{max},L}(\bar{d}) - \sum_{i=1:n} f_{V_{max},L}(d_i) \tag{3.8}$$

Où n : le nombre de phases cinématiques constituant le cycle théorique ;
f : la consommation énergétique estimée en fonction de V_{max}, L et a ou d.

La valeur n est suffisamment grande (environ 100 et 200 cycles selon V_{max}) de sorte que les consommations énergétiques convergent malgré les paramètres distribués, conformément à la loi des grands nombres. Enfin, une fois que les consommations énergétiques $CE_{V_{max}}$ sont corrigées grâce à $\Delta CE_{V_{max}}$ et $f_{\bar{a},\bar{d},V_{max}}$, la consommation énergétique CE peut être simplement estimée par une combinaison linéaire des $CE_{V_{max}}$ et la distribution des valeurs V_{max}.

Résultats

Les valeurs $\Delta CE_{V_{max}}$ sont présentées dans la figure 3.16. Les erreurs $\Delta CE_{a,V_{max}}$ et $\Delta CE_{d,V_{max}}$ avec phases isolées d'accélération et de décélération respectivement sont également données.

Les consommations énergétiques pour les cycles théoriques complets avec des paramètres distribués convergent vers $\overline{f_{V_{max}}(a_i)}$ et $\overline{f_{V_{max}}(d_i)}$ pour les phases d'accélération et de décélération respectivement. Ainsi, $\Delta CE_{V_{max}}$ convergerait vers zéro si f est une fonction linéaire. Comme ce n'est pas le cas, les erreurs locales dues à simplification de l'accélération et de la décélération ne sont pas compensées au cours des cycles complets. $\Delta CE_{a,V_{max}}$ converge vers des valeurs négatives puisque f_a est convexe. Cependant ces valeurs restent très faibles, ne dépassant jamais -0,09 ml (à V_{max} = 61,5 km/h). Cela s'explique, d'une part par le fait que les valeurs d'accélération ont une influence limitée sur les consommations énergétiques, comme déjà indiqué dans la section 3.2.1, et d'autre part par le fait que des erreurs globales sont nécessairement plus faibles que les erreurs locales. Par conséquent, les accélérations distribuées peuvent être approchées par la valeur moyenne dans le contexte d'estimation de consommation énergétique.

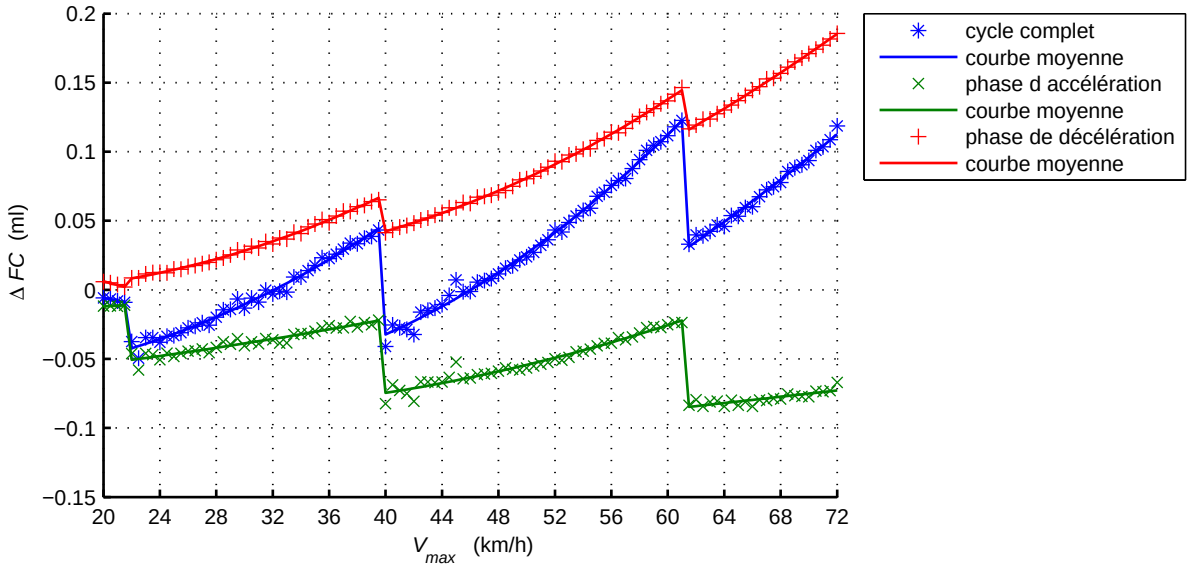


FIGURE *3.16* – *Erreur dans l'estimation de la consommation énergétique lorsque les accélérations et décélérations sont approchées par leurs valeurs moyennes.*

Inversement, $\Delta CE_{d,V_{max}}$ converge vers des valeurs positives puisque f_d est concave. $\Delta CE_{d,V_{max}}$ augmente avec V_{max} comme se voit sur la figure 3.16. Cela s'explique, d'abord parce que la décélération est un paramètre plus influent que l'accélération, comme montré dans la section 3.2.1, et ensuite parce que f_d est plus incurvé que f_a. Comme résultat, $\Delta CE_{V_{max}}$ est toujours négatif mais restant toujours faible. Cette valeur ne dépasse jamais 0,19 ml pour la V_{max} maximale testée.

Enfin, la figure 3.16 montre également que les erreurs globales ($\Delta CE_{a,V_{max}}$ et $\Delta CE_{d,V_{max}}$) se compensent mutuellement, ce qui explique les faibles valeurs de $\Delta CE_{V_{max}}$ observées.

Dans ce qui suit, (i) la consommation énergétique moyenne de l'ensemble des cycles ayant des valeurs V_{max}, a et d avec des distributions normales, $\overline{f_{a_i,di,V_{max_i}}}$, est comparée à (ii) la consommation énergétique moyenne à des V_{max} également distribuées mais avec valeurs de a et de d simplifiées par leur valeur moyenne, $\overline{f_{\bar{a},\bar{d},V_{max_i}}}$. Les mêmes cycles théoriques de la 3.16 ont été utilisés pour cette estimation. En conséquence, on obtient (i) $\overline{f_{a_i,di,V_{max_i}}}$ égal à 17,00 ml et (ii) $\overline{f_{\bar{a},\bar{d},V_{max_i}}}$ égal à 17,03 ml. Cela représente une faible erreur de 0,16%.

Pour conclure, la figure 3.17 présente les fonctions $f_{V_{max}(a_i)}$ et $f_{V_{max}(d_i)}$pour quatre valeurs de V_{max} : 20, 37, 54,5 et 72 km/h. Les valeurs d'accélération varient entre 0,2 et 2 m/s^2, les valeurs de décélération sont comprises entre 0,5 et 2,0 m/s^2. Pour les cycles théoriques avec l'accélération minimale et la valeur de V_{max} la plus élevée, les distances parcourues ont été prolongées dans la figure 3.17 par rapport à celles de la figure 3.16 à égale V_{max}. Les valeurs moyennes des fonctions délimitées par les lignes verticales en pointillés sont représentées par des cercles ($\overline{f_{V_{max}(a_i)}}$ et $\overline{f_{V_{max}(d_i)}}$). Les consommations énergétiques moyennes de la figure 3.17 ont été estimées à partir des fonctions bornées par les mêmes valeurs d'accélération et de décélération comme de la figure 3.16.

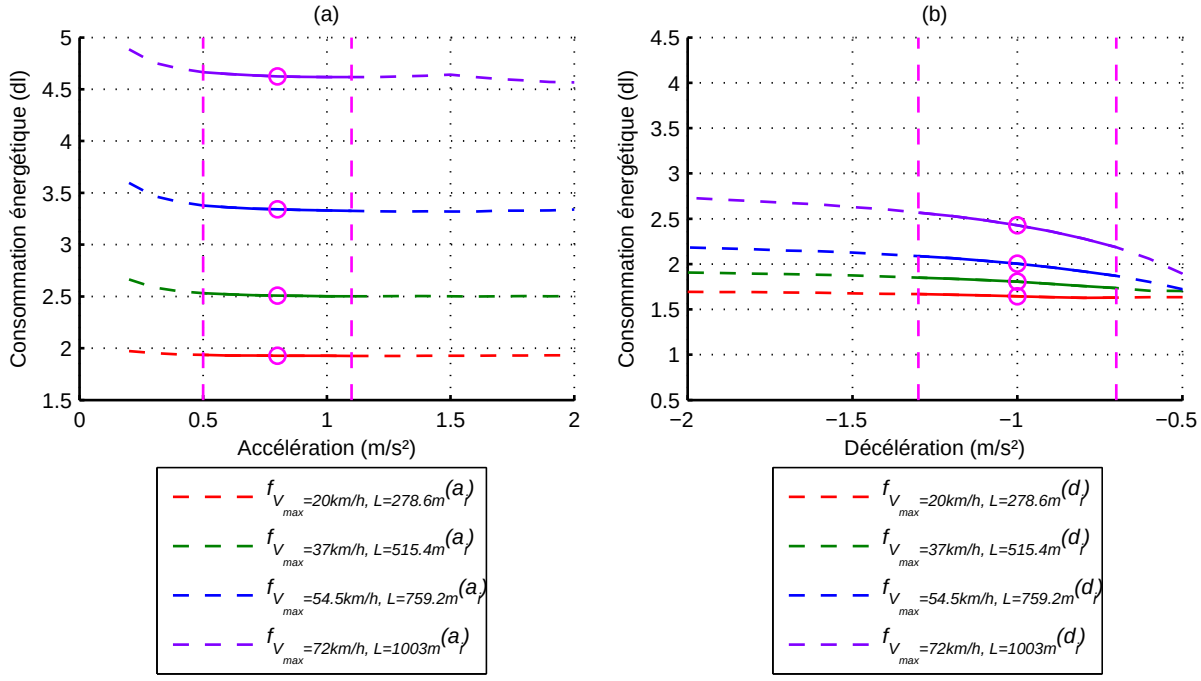


FIGURE *3.17* – *La consommation énergétique en fonction de : (a) la valeur d'accélération et (b) la valeur de décélération.*

La figure 3.17 illustre l'influence de la distribution de la vitesse maximale et des valeurs d'accélération et de décélération et sur les valeurs de $\Delta CE_{a,V_{max}}$ et $\Delta CE_{d,V_{max}}$. Dans la figure 3.17a, si la borne à gauche est déplacée dans la direction de faibles valeurs d'accélération, $\Delta CE_{a,V_{max}}$ tend à converger vers des valeurs plus grandes à mesure que la courbure de la fonction f_a devient plus prononcée. La même tendance est considérée quand les vitesses maximales augmentent. Observant la figure 3.17b, la même conclusion est obtenue en déplaçant la borne à droite vers des faibles valeurs de décélération, à l'exception que la courbure de la fonction f_b devient plus prononcée.

3.3 Conclusion

Ce chapitre évalue l'influence de la représentation simplifiée des trajectoires des véhicules issues des modèles microscopiques de trafic sur l'estimation de la consommation énergétique. Les consommations énergétiques sont calculées avec une version simplifiée du modèle Vehlib développé à l'IFSTTAR.

L'effet sur la consommation énergétique est d'abord estimé en simplifiant les 39 sous-cycles réels déduits de la base de données des cycles dynamiques ARTEMIS (section 3.2). Considérant que ces sous-cycles réels présentent un changement d'accélération par seconde, deux méthodes de simplification sont considérées afin de reproduire des profils de vitesses issus de modèles microscopiques de trafic.

La première simplification utilise un algorithme génétique pour représenter les sous-cycles selon des fonctions linéaires à accélération constante par morceaux. Cette simplification est réalisée en différents niveaux à mesure que le nombre de points qui limitent les segments linéaires

sont réduits. La simplification par algorithme génétique vise ainsi à diminuer le nombre de changements d'accélérations dans le profil simplifié et à obtenir un grand nombre de simplifications à analyser. Trois niveaux sont définis : les simplifications fine, intermédiaire et grossière. La simplification fine réduit les changements d'accélération entre 21,1% et 63,3% (avec durée de la phase à accélération constante égale à 2,1 s en moyenne), l'intermédiaire entre 63,3% et 74,3% (avec durée de la phase à accélération constante égale à 3,3 s en moyenne) et la grossière entre 74,3% et 94,6% (avec durée de la phase à accélération constante égale à 6,7 s en moyenne).

La deuxième simplification représente les sous-cycles de façon plus grossière en utilisant une seule valeur d'accélération (ou décélération) comme contrainte. Dans ce cas, deux types de simplification sont possibles selon la valeur d'accélération imposée : la simplification G1, avec cette valeur imposée égale à la moyenne des accélérations instantanées du sous-cycle réel ; et la simplification G2, avec valeur égale à la moyenne de l'ensemble des sous-cycles réels. Dans les deux cas, les changements d'accélération sont réduits entre 58,5% et 90,8% (avec durée de la phase à accélération constante égale à 5,9 s en moyenne).

L'influence de la représentation simplifiée des trajectoires est ensuite analysée à partir de cycles théoriques (section 3.1). Ces cycles sont construits par concaténation de phases cinématiques avec des valeurs d'accélération et de décélération distribuées en imitant la variété en cinématique trouvées dans le trafic réel. Une fois les méthodes détaillées, les paragraphes suivants présentent les conclusions obtenues en conséquence de leur application.

Le premier résultat des simplifications permet de montrer que la consommation énergétique tend à être sous-estimée à mesure que les changements d'accélération diminuent, c'est-à-dire à mesure que les simplifications devient plus grossières. Toutefois, les trajectoires peuvent être considérablement simplifiées avec une faible influence sur la consommation. Dans les simplifications fines et intermédiaires avec l'algorithme génétique, l'erreur d'estimation ε_{CE} est comprise entre -4,5% et 3,6% avec moyennes égales à -0,1% et -0,8% respectivement. C'est à partir des simplifications grossières que ε_{CE} devient plus élevée : dans la simplification grossière avec l'algorithme génétique ε_{CE} reste entre -12,2% et 4,4% avec moyenne égale -2,9% ; dans les simplifications avec contraintes, ε_{CE} augmente encore plus, entre -20,0% et 5,0%, en raison des contraintes imposées. Dans ce dernier cas, ε_{CE} est en moyenne égale à -3,6% pour la simplification G1 et augmente à -5,2% avec la simplification G2. Les plus fortes erreurs de consommation énergétique au niveau grossier peuvent être jugées problématiques car ces erreurs dépassent les gains attendus par l'implémentation de stratégies de trafic à faible consommation (ceci est aussi le cas de certains sous-cycles simplifiés au niveau fin et intermédiaire). Cependant, il s'agit d'erreurs locales (sous-cycle) et pas l'erreur totale pour un trafic.

Une fois les erreurs quantifiées, on s'intéresse à l'identification des types de simplification qui conduisent à ces erreurs. Comme résultats des analyses on obtient :

- Les simplifications sur les valeurs de V_{max} atteinte par phase cinématique contribuent directement à l'erreur totale d'estimation de la consommation énergétique à la fin d'une trajectoire complète. Ce fait explique les plus grandes valeurs de ε_{CE} atteintes par les simplifications avec contrainte où la méthode de normalisation des distances peut conduire à des valeurs de V_{max} très réduites.
- Pendant des phases à vitesse stable suivies des phases de décélération, les simplifica-

tions sur les valeurs de décélération contribuent à l'erreur locale à la fin de ces phases cinématiques avec distances parcourues et V_{max} normalisées. Les surestimations de la consommation énergétique durant les phases prolongées à vitesse stable ne sont pas compensées lors de la décélération, où les consommations sont nulles ou presque.

– Pendant une phase d'accélération suivie d'une phase à vitesse stable, les simplifications sur les valeurs d'accélération ont une faible influence sur les estimations de consommation énergétique, à condition que les phases cinématiques aient les mêmes distances parcourues et V_{max}. Ceci s'explique par le fait que même si les plus fortes accélérations sont responsables de plus fortes consommations instantanées pendant la phase d'accélération, cette différence est compensée par le temps réduit en accélération et le plus grand temps où le véhicule voyage à vitesse stable avec consommation plus faible. Les consommations sont faiblement sous-estimées.

Pour un ensemble de trajectoires, même si les simplifications cinématiques amènent localement à des erreurs d'estimation de consommation énergétique, les erreurs globales restent faibles car les erreurs se compensent entre les phases cinématiques. Ceci montre que s'appuyer sur des valeurs de décélération et d'accélération moyenne peut être suffisant pour estimer la consommation énergétique d'un trafic. En outre, les fonctions d'erreur globale déterminées peuvent être utilisées pour corriger les erreurs commises lorsque des paramètres distribués sont approchés par leur valeur moyenne. Ce résultat est très utile pour améliorer les estimations de la consommation énergétique à partir de la modélisation microscopique du trafic, sans nécessiter l'étalonnage de la distribution des valeurs d'accélération et de décélération, qui sont des paramètres difficiles à estimer.

Conclusion de la Partie I

L'objectif principal de cette première partie de la thèse était de déterminer l'influence de la représentation dynamique du trafic sur l'estimation de la consommation énergétique. Les résultats présentés convergent vers l'importance de la précision du profil de vitesse notamment la valeur de la vitesse maximale atteinte par phase cinématique. En outre, les profils d'accélération ont une très faible influence sur la consommation énergétique à mesure que les trajectoires sont tracées en réduisant le nombre de variations des valeurs d'accélération (à condition que la première condition citée soit respectée).

La faible influence du profil d'accélération est expliquée par (i) la compensation de l'erreur de consommation énergétique à la fin des phases cinématiques notamment la phase d'accélération ; (ii) la compensation entre les phases d'accélération qui sous-estiment la consommation et les phases de décélération qui la surestiment.

Une méthodologie a été enfin présentée visant la correction de l'erreur de consommation quand des simplifications sont réalisées sur les profils d'accélération. Même si l'on vient de citer que ceci a une faible influence, la méthodologie peut se montrer nécessaire car l'erreur de consommation est fonction des valeurs distribuées de vitesse maximale, d'accélération et décélération. La compensation des erreurs peut ainsi se montrer moins importante notamment si l'on regarde la simplification des cycles réels ou même à des niveaux plus fins l'erreur peut atteindre -5%. Ceci peut paraitre une erreur faible, cependant il faut toujours comparer avec les gains attendus d'implémentation des stratégies de trafic qui sont de cet ordre.

Partie II : Etude du filtrage de trajectoires et du calibrage des modèles de trafic

Cette thèse a pour objectif d'évaluer trois aspects de la qualité du modèle de trafic qui peuvent influencer l'estimation de la consommation énergétique à l'échelle locale. La première partie de la thèse a été consacrée à des études concernant la précision des trajectoires. Dans cette deuxième partie, on évalue les deux autres aspects : l'influence des paramètres et du calage du modèle trafic.

Pour atteindre ces objectifs la méthodologie suivante a été développée :

- **Au Chapitre 4**, une méthode de filtrage de trajectoires réelles a été développée. Ce filtrage a été nécessaire afin d'éliminer le bruit présent sur des données issues des mesures de trajectoires réelles et ainsi permettre l'étude présentée au Chapitre 5.
- **Au Chapitre 5**, l'étude utilise les trajectoires réelles du chapitre précedant pour simuler des trajectoires. Les trajectoires sont calculées en utilisant les modèles de Newell [Newell, 2002] et Gipps [Wilson, 2001] en fonction de différentes valeurs de paramètres incluant les paramètres optimaux (le calage des modèles de trafic a été ainsi réalisé). L'idée centrale de ce chapitre est de comparer les consommations énergétiques des différentes trajectoires simulées avec celles des trajectoires réelles filtrées.

Chapitre 4

Le filtrage des données de trafic pour l'estimation de la consommation énergétique

La consommation énergétique d'un véhicule en circulation est estimée au niveau microscopique à partir des profils de vitesse et d'accélération comme montré aux chapitres précédents. Cette estimation peut cependant être biaisée en utilisant soit des données synthétiques (voir chapitre 3) soit des données réelles de trafic. Dans ce dernier cas, le bruit intrinsèque au processus de la mesure du trafic (erreur de mesure) peut avoir une grande influence sur les résultats d'études [Punzo *et al.*, 2011]. Par exemple, Ossen et Hoogendoorn [2008] analysent l'influence des erreurs de mesure sur le calage des modèles microscopiques de trafic. Les résultats de l'étude basée sur des modèles de Gipps et de Tempère montrent que ces erreurs peuvent avoir une grande influence sur leur calage, c'est-à-dire les erreurs de mesure font converger le processus de calage vers un jeu de paramètres qui ne sont pas optimaux. En outre, les études de Treiber *et al.* [2008] et Rakha *et al.* [2001] montrent que l'utilisation des données mesurées de trafic sans processus de filtrage mène à des consommations énergétiques arbitrairement élevées. En effet, ceci est dû aux erreurs à chaque pas de temps sur la position longitudinale qui induisent des valeurs d'accélération ou décélération que ne correspondent pas au comportement réel du véhicule. La première étude citée utilise des données NGSIM et la deuxième utilise des profils mesurés de vitesse pour estimer les consommations.

Ce chapitre propose donc une méthode de filtrage visant à réduire le bruit des données NGSIM pour l'estimation de la consommation énergétique. Les données NGSIM filtrées sont ensuite utilisées au chapitre 5 qui concerne l'influence des modèles de trafic sur l'estimation de la consommation énergétique. La méthode de filtrage ici proposée s'appuie sur les profils mesurés des positions longitudinales et sur leur représentation par une fonction divisée en segments polynomiaux de degré deux (respectant la loi physique de Newton avec accélération constante par morceaux, c'est-à-dire par chaque polynôme). Même si plusieurs méthodes de filtrage ont été déjà développées, ce chapitre propose une nouvelle qui respecte les limites de la capité du moteur dans le modèle de consommation utilisé, Vehlib (voir la frontière des performances maximales dans la figure 2.7, chapitre 2). Cette nouvelle méthode est plus simple et respecte bien les critères physiques des trajectoires (profil d'accélération par morceaux correspondant

grosso modo aux différents rapports de boîte de vitesse).

4.1 Filtrage des données de trafic : les données NGSIM

Les données expérimentales ont été recueillies dans le cadre du programme *Next Generation SIMulation* (NGSIM) initié dans le début des années 2000 par l'institution américaine *Federal HighWay Administration* (FHWA). Le programme NGSIM a développé des algorithmes et recueilli des données de trafic de libre accès et destinées à soutenir des recherches sur la simulation de trafic. Les données ont été recueillies par des caméras vidéo numériques de l'autoroute I-80 dans la région de San Francisco Bay à Emeryville, en Californie. La section d'étude de 500 m sur cette autoroute comporte une voie d'insertion et six voies de circulation dont une réservée aux véhicules ayant plusieurs passagers à leur bord, la voie 1 (figure 4.1) [FHWA, 2006].

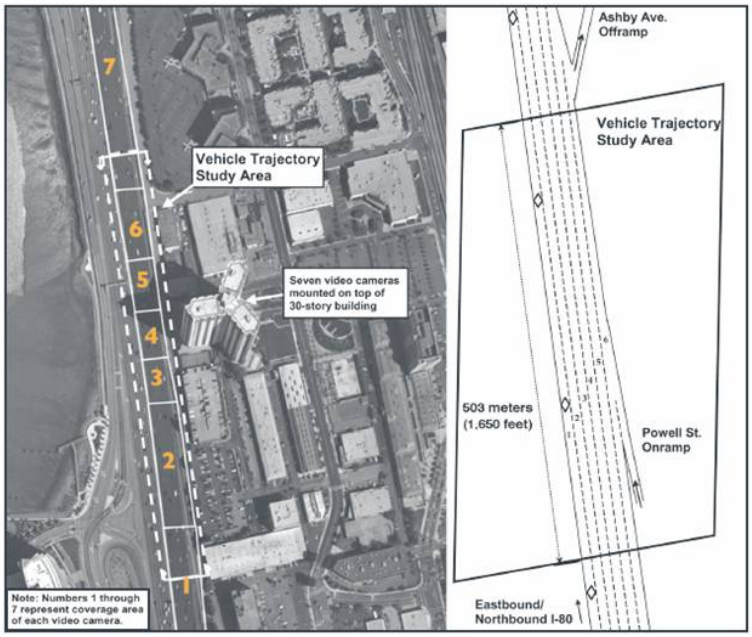


FIGURE 4.1 – *Photographie aérienne et dessin schématique de la zone étude I-80 du programme NGSIM [FHWA, 2006].*

Les images capturées ont été recueillies au cours d'un période de congestion durant laquelle la vitesse du leader est toujours en dessous de 50 km/h. Le post-traitement de ces images donne finalement la position du véhicule sur le tronçon de route à chaque dixième de seconde. Des détails sur le recueil et le post-traitement de ces données peuvent être trouvés dans Kovvali *et al.* [2007].

La reconstruction de la trajectoire des véhicules à partir de données brutes recueillies par des caméras vidéo, des systèmes de localisation mondiale (GPS) ou des appareils radar est cependant loin d'être simple. Lors du regroupement des positions du véhicule, quelle que soit la technique utilisée, les points observés peuvent être dispersés à proximité des points réels. La trajectoire dessinée sur les positions observées fluctue inévitablement autour du vrai parcours suivi par le véhicule. Il faut noter que le processus de recueil n'utilise pas de contraintes de continuité ou de cornes sur les vitesses et les accélérations. Chaque position est identifiée

indépendamment. Ceci a tendance à augmenter significativement les erreurs. Ces erreurs de mesure se présentent comme un bruit sur le profil de la position et qui s'amplifie sur les profils de vitesse et d'accélération en raison du processus de différenciation quel que soit le schéma numérique adopté. Pour cette étude, neuf pelotons, avec dix trajectoires consécutives chacun, ont été extraits parmi les données NGSIM selon les deux conditions suivantes : les trajectoires sont dans des situations stables (les véhicules circulent sans changement de voie) et les valeurs de vitesse varient dans un intervalle minimum de 5 km/h [Chiabaut *et al.*, 2010]. Une méthode à trois étapes a été ensuite développée pour le filtrage de ces données pour l'estimation de la consommation énergétique et le calage de modèles de trafic au chapitre 5 (figure 4.5).

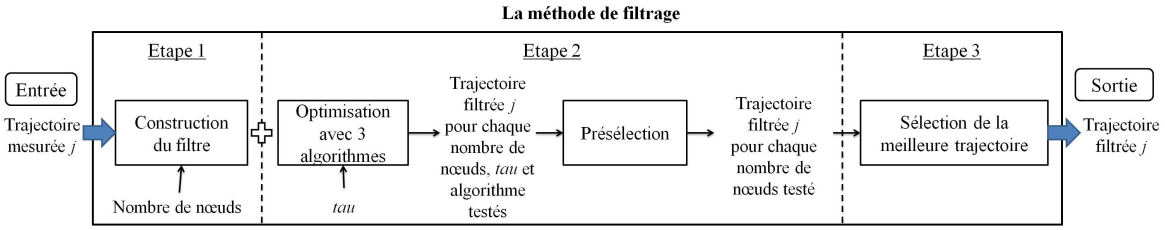


FIGURE 4.2 – *Schéma représentant les trois étapes de la méthode de filtrage développée sur les données NGSIM ($j \in [\![1, 90]\!]$ trajectoires à filtrer).*

La première étape du filtrage est réalisée par la représentation des trajectoires mesurées par une fonction subdivisée en segments polynomiaux pour un nombre fixe de nœuds. Dans la deuxième étape, trois algorithmes sont utilisés pour l'optimisation du filtrage. Ces algorithmes cherchent à diminuer l'écart entre les trajectoires mesurées et filtrées selon différents critères. Une variable nommée τ est introduite dans la fonction objectif comme effet perturbateur visant à atteindre plus vite l'optimum. Comme résultat des optimisations, des trajectoires filtrées sont obtenues pour chaque algorithme d'optimisation, chaque valeur de τ et chaque nombre fixe de nœuds. Une présélection de ces trajectoires est ensuite réalisée pour déterminer les meilleures trajectoires filtrées pour chaque nombre fixe de nœuds. Enfin, la troisième et dernière étape consiste à sélectionner le nombre de nœuds et la trajectoire filtrée associée qui représente le mieux la trajectoire mesurée.

La méthode de filtrage est basée sur les profils réels des positions longitudinales qui correspondent aux données mesurées. Pour l'estimation de la consommation énergétique, les vitesses et accélérations des véhicules peuvent être calculées à partir des mesures des positions longitudinales en approximant les dérivées par différentes techniques différences finies, avec les schémas en avant, en arrière à centré. Selon Rakha *et al.* [2001] le calcul de l'accélération à partir de la vitesse mesurée par un schéma centré réduit significativement l'erreur sur les valeurs d'accélération. Jun *et al.* [2006] analyse plus spécifiquement l'influence des accélérations obtenues par chaque méthode différentielle sur l'estimation de la puissance du moteur. Les résultats montrent que dans le cas étudié la puissance du moteur a une différence de 4,4% entre les méthodes de différences finies avec schéma en arrière ou avant. Pendant ce temps, le schéma centré présente des résultats plus proches des valeurs réelles. Ainsi, dans notre cas, les vitesses et accélérations instantanées à partir des positions mesurées sont dérivées selon un schéma centré d'ordre 1.

Les détails de chaque étape de la méthode de filtrage sont présentés dans les sections suivantes.

4.1.1 Etape 1 : La construction du filtre

Les trajectoires des véhicules, surtout en milieu urbain, contiennent généralement des régimes mixtes (accélération, décélération et vitesse stable). Ainsi, au lieu d'utiliser un polynôme unique, une stratégie plus réaliste de filtrage consiste à diviser l'intervalle de temps total en intervalles plus petits et à utiliser des polynômes de degré bas dans ces sous-intervalles. L'ensemble de ces éléments de polynômes est appelé *spline* dans le domaine de l'analyse numérique [Xin *et al.*, 2008].

Dans notre étude, le filtrage est réalisé en utilisant une *spline* de moindres carrés. Le $j^{ème}$ profil filtré de la position Y_j en fonction du temps t est ainsi obtenu à partir du profil de la position mesurée X_j ($j \in [1,90]$). Ceci est réalisé pour (i) un nombre fixe n de nœuds N_i, définis comme les points qui divisent le polynôme en plusieurs segments P_i ($i \in [1,n-1]$) (4.1), et (ii) la sequence de nœuds N, définie comme le vecteur de la position des nœuds sur le profil filtré (4.2). Le degré d des segments polynomiaux est égal à 2, conformément à la loi physique de Newton où le mouvement longitudinal du véhicule est décrit par des polynômes à ce degré avec accélération constante par polynôme. Ainsi,

$$Y_j(t) \in \mathbb{R}^+, Y_j(t) = [P_{j,1}(t),P_{j,2}(t),...,P_{j,n-1}(t)] \tag{4.1}$$

$$\text{Où} \quad P_{j,i}(t) : [N_i,Ni+1] \rightarrow \mathbb{R}^+$$
$$t \rightarrow a_i t^2 + b_i t + c_i$$

$$N_1 < N_2 < ... < N_n, N = (N_1,N_2,...N_n) \tag{4.2}$$

Les segments polynomiaux résultants ont $d+1$ dérivées continues. Ainsi, les vitesses et accélérations instantanées sont directement disponibles à partir de la matrice des coefficients (a_i,b_i et c_i) calculée à partir de chaque segment polynomial P_i. Ceci correspond respectivement aux dérivées première et seconde de Y_j selon un calcul centré d'ordre 1.

Une fois le type de filtrage défini, deux autres questions restent à déterminer : (i) la séquence de nœuds N pour un nombre de nœuds n fixé (étape 2) et (ii) le nombre de nœuds n (étape 3).

4.1.2 Etape 2 : L'optimisation du filtrage de trajectoires

L'objectif de cette étape du filtrage est de trouver une solution optimale de la séquence de nœuds N à un nombre n fixé qui minimise l'écart entre le profil mesuré de la position et les points prédits par cette *spline*. Cette optimisation permet de rechercher des solutions globales pour les trajectoires filtrées contenant plusieurs optima locaux.

Trois algorithmes d'optimisation globale sont simultanément utilisés pour s'approcher le mieux possible des optima au vu des résultats sous-optimaux de chacun indépendamment. Les méthodes d'optimisation sont : un algorithme génétique [AG1] et les algorithmes génétiques [AG2] et de recherche de forme [RF] disponibles dans la *global optimization toolbox* de *matlab*.

Ces méthodes utilisent la fonction objectif fo pour trouver une solution optimale avec, en priorité, des écarts entre des nœuds successifs inférieurs à 1s (soit des changements d'accélération devraient se reproduire à un écart minimum de 1 s).

$$fo = \begin{cases} \pm 10000, & \text{si l'écart entre deux nœuds est inférieur à 1 s} \\ \pm c1 \cdot c2 \cdot (rmsex \cdot \tau) + (rmsev \cdot (1-\tau)), & \text{sinon} \end{cases} \tag{4.3}$$

Où $fo \in : \begin{cases} R^-, & \text{si la méthode d'optimisation est réalisée avec l'algorithme génétique [AG1]} \\ R^+, & \text{sinon} \end{cases}$;

$c1 : \begin{cases} 1, & \text{si } (Y_j)' \geqslant 0 \\ 100, & \text{sinon} \end{cases}$;

$c2 : \begin{cases} 1, & \text{si } (Y_j)'' \in [-2{,}2] \text{ m/s}^2 \\ 100, & \text{sinon} \end{cases}$;

$rmsex$: RMSE entre (Y_j) et (X_j) [m] ;

$rmsev$: RMSE entre $(Y_j)'$ et $(X_j)'$ [m/s] ;

τ : la proportion attribuée à $rmsex$.

Chaque profil filtré Y_j est ainsi calculé à partir de X_j pour chaque nombre de nœuds n variant dans un intervalle en fonction du peloton (tableau 4.1). Ceci est fait pour chacune des méthodes d'optimisation et chacune des valeurs de $\tau \in [0.1{,}1]$ avec un intervalle égal à 0,1 (voir exemple dans la figure 4.3). Le paramètre τ est utilisé pour introduire un bruit dans la fonction objective fo et atteindre plus vite l'optimum. Il faut noter que si la fonction objectif change avec τ en prenant plus ou moins en compte le RMSE sur la vitesse, la sélection finale du résultat optimal du filtrage sera réalisée uniquement sur la base du RMSE sur la position. τ joue le rôle de "perturbateur" de l'algorithme génétique pour augmenter la diversité des solutions totales.

Peloton 1 à 6	$n \in [\![6, 13]\!]$
Peloton 7	$n \in [\![6, 15]\!]$
Peloton 8 à 10	$n \in [\![6, 20]\!]$

TABLE 4.1 – *L'intervalle des valeurs des nœuds n testées pour l'ensemble de trajectoires de chaque peloton.*

Le meilleur profil Y_j pour chaque nombre fixe de nœuds n est enfin pré-sélectionné parmi les k profils Y_j ($k = 3$ méthodes d'optimisation $\times$ 9 valeurs de τ) calculés. Ce meilleur profil correspond à celui avec la plus faible erreur quadratique moyenne en mètres par rapport à X_j et qui respecte les contraintes suivantes :

i **Les vitesses instantanées doivent être strictement positives et/ou nulles.**

ii **Les accélérations instantanées doivent être comprises entre -2 et 2 m/s^2.** Les valeurs physiquement réalisables de l'accélération sont comprises entre -5 et 3 m/s^2 selon Rakha *et al.* [2001]. Dans notre cas, les limites des valeurs d'accélération sont plus

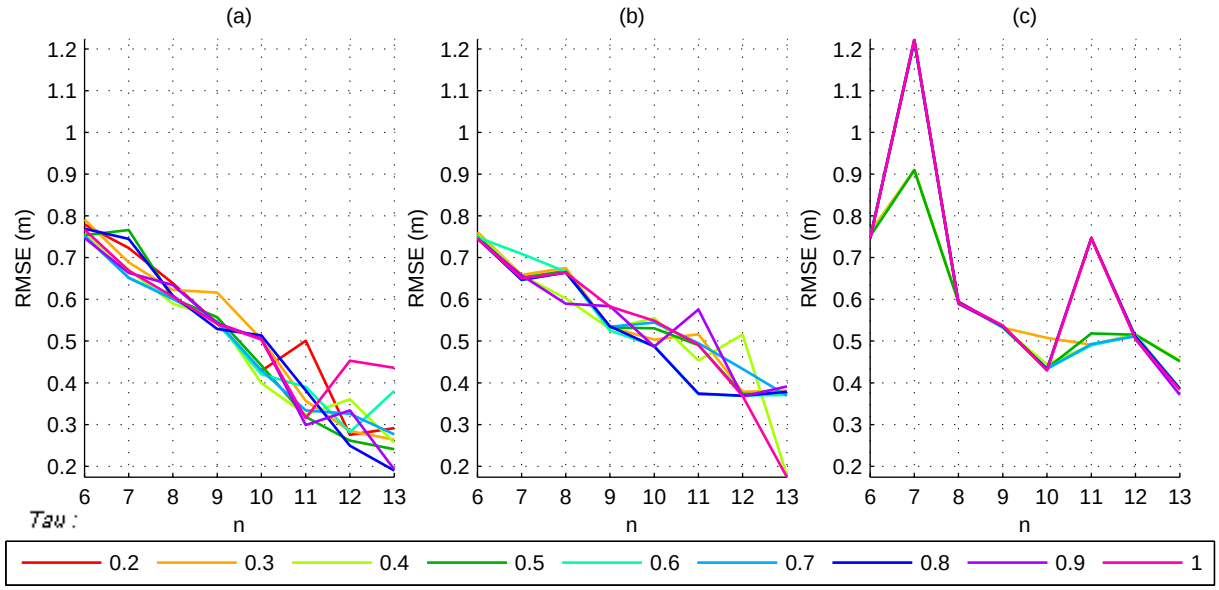


FIGURE 4.3 – *Les profils filtrés Y_1 pour chaque valeur de n, τ et algorithme d'optimisation testés. Les résultats sont présentés séparément en 3 graphiques pour chaque algorithme : (a) AG1, (b) AG2 et (c) SP. Les résultats de chaque graphique sont exprimés en RMSE (erreur quadratique moyenne) entre Y_1 et X_1 en fonction de n. Chaque ligne correspond à une valeur de τ.*

contraignantes en vue de respecter la limite de la capacité du moteur dans le modèle de consommation utilisé (Vehlib simplifié). De plus, étant donné que les trajectoires NGSIM ont été mesurées pendant des situations de trafic congestionné, les vitesses pratiquées par les automobilistes sont relativement faibles. Ainsi, à cause du nombre important de véhicules sur les voies, les conducteurs ne peuvent pas accélérer au maximum des capacités de leur véhicule [Marczak, 2011]. Les valeurs aberrantes d'accélération peuvent ainsi être utilisées comme un test sensible pour vérifier si le bruit de mesure dans les données de trajectoire a suffisamment été éliminé [Treiber *et al.*, 2008].

iii **L'écart entre les nœuds ne doit pas être inférieur à 1 s.** Des changements d'accélération dans un intervalle de temps inférieur à 1 s n'ont pas été considérés comme physiquement réalisables. Ceci est lié à la discrétisation de la trajectoire mesurée à pas de temps égal à 0,1 s.

Notons que la fonction objectif fo prend en compte les trois critères cités ci-dessus (voir équation 4.3). Le profil filtré résultant cependant peut être dehors un ou plusieurs de ces critères. La figure 4.4 présente ainsi un exemple des résultats des meilleurs profils filtrés X_1^f obtenus après la pré-sélection.

Avant de présenter l'étape finale du filtrage où le meilleur profil Y_j entre n minimum et maximum est sélectionné, les méthodes d'optimisation utilisées sont décrites ci-après.

Les algorithmes génétiques

Le principe général de l'algorithme génétique a été présenté dans la section 3.1.1. Dans l'étude de ce chapitre, deux algorithmes sont utilisés, AG1 et AG2 ; leurs principaux paramètres

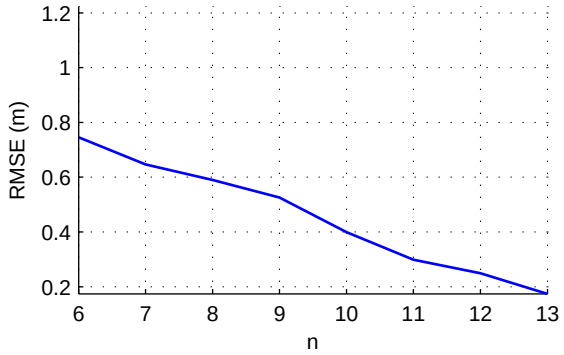


FIGURE 4.4 – *Les meilleurs profils filtrés Y_1 pour chaque nombre de nœds n. Les résultats sont exprimés en RMSE entre Y_1 et X_1 en fonction de n.*

sont présentés au tableau 4.2 et détaillés dans les paragraphes suivants.

Paramètres	**AG1**	**AG2**
Codage	binaire	
Taille de la population	100	
Population initiale	création aléatoire	
Mise en échelle	troncature en sigma	rang
Sélection	par loterie biaisée	par tournoi
Elitisme	oui	
Croisement	uniforme	
Nombre maximum de générations	500	300

TABLE 4.2 – *Les principaux paramètres définissant les algorithmes génétiques AG1 et AG2.*

La mise en échelle de fo est un ajout qui maintient la sélection relativement constante au cours des générations plutôt que la faire dépendre des écarts dans la population. En vertu de la troncature en sigma, la valeur de la fonction objectif d'un individu mise en échelle fo_j^e est fonction de ses caractéristiques individuelles fo_j (4.3), la moyenne de la population $\overline{fo}$ et l'écart type de population σfo (4.4) [Mitchell, 1998] :

$$fo_j^e = 1 + \frac{fo_j + \overline{fo}}{\sigma fo} \tag{4.4}$$

En vertu de la mise en échelle par rang, fo_j^e est calculée selon la fonction suivante :

$$fo_j^e = \frac{fo_j}{\sqrt{j}} \tag{4.5}$$

La sélection est ensuite réalisée par loterie biaisée de GoldBerg dans AG1 et par tornoi dans AG2. Dans la méthode de la loterie biaisée, chaque individu a une chance d'être sélectionné proportionnelle à sa performance ; les meilleurs individus, ceux dont fo_j^e sont les plus élevés dans AG1, ont plus de chances d'être sélectionnés. La méthode par tournoi fonctionne sur le

principe suivant : un tirage avec remise de deux individus de P est réalisé. Celui qui, dans AG2, a la valeur de f_j^e la plus basse est sélectionné avec une probabilité p comprise entre 0,5 et 1. Ce processus est répété de manière a obtenir les individus de la nouvelle population qui serviront pour l'étape de croisement. La variance de cette méthode est élevée et le fait d'augmenter ou de diminuer la valeur de p permet respectivement de diminuer ou d'augmenter la pression de la sélection [Amédée et Francois-Gérard, 2004]. Dans les deux algorithmes génétiques l'élitisme est appliqué.

Le croisement uniforme est très utilisé dans le cas des problèmes modélisés par un codage binaire, une fois deux individus sélectionnés, le croisement a lieu avec une probabilité égal à 1%. La mise en œuvre de ce procédé consiste à définir de manière aléatoire un masque, c'est-à-dire une chaîne de bits de même longueur que les chromosomes des parents sur lesquels le masque sera appliqué. Ce masque est destiné à savoir, pour chaque lieu, de quel parent le premier enfant devra hériter du gène s'y trouvant ; si face à un lieu le masque présente un 0, l'enfant héritera le gène s'y trouvant du premier parent, s'il présente un 1 il en héritera du deuxième parent. La création du deuxième enfant se fait de manière symétrique [Amédée et Francois-Gérard, 2004].

Les nouveaux individus obtenus par croisement sont inclus dans la nouvelle population pour la prochaine opération génétique : la mutation. La probabilité pour que la mutation arrive n'est pas fixée. Elle dépend de la répartition des caractéristiques des individus. Plus les individus sont loin les uns des autres, moins il est nécessaire d'apporter de la diversité, le croisement suffit et le taux de mutation est bas. A l'inverse, après un grand nombre de générations, les individus tendent à se ressembler. Il est alors important d'apporter de la variabilité au sein de la population en augmentant le taux de mutation jusqu'à une borne maximale [Villegas, 2010].

L'algorithme de recherche de formes

Un algorithme d'optimisation par recherche directe est utilisé pour résoudre des problèmes d'optimisation qui ne nécessitent pas d'informations sur le gradient de la fonction objectif. Contrairement aux méthodes d'optimisation plus classiques qui utilisent des informations sur le gradient ou des dérivés plus élevés pour rechercher un point optimal, cet algorithme recherche à partir d'un ensemble de points autour du point courant celui où la valeur de la fonction objectif est inférieure à la valeur du point courant. Cette méthode est utilisée pour résoudre les problèmes pour lesquels la fonction objectif n'est pas différentiable, ou n'est même pas continue. La *global optimization toolbox* de *matlab* a trois algorithmes de ce type dont l'algorithme de recherche de formes (*Pattern search*), l'algorithme utilisé ici. Le déroulement de l'algorithme se fait selon les étapes suivantes [MathWorks, 2010] :

- **Génération des formes** : une forme (*pattern*) est un ensemble de vecteurs vi que l'algorithme de recherche utilise pour déterminer quels points rechercher à chaque itération. Dans notre cas ceci correspond au vecteur N qui pour la première itération est aléatoirement généré.
- **Génération des maillages** : à chaque itération, l'algorithme recherche sur un ensemble de points, nommé maillage (*mesh*), un point qui améliore la fonction objectif. L'algorithme génère le maillage par :
  - Génération d'un ensemble de vecteurs di en multipliant chaque vecteur vi de motif par

un scalaire Δm nommé taille du maillage.
  - Ajout de *di* au meilleur point, celui avec la meilleure valeur de la fonction objectif trouvée à l'étape précédente *vi*.
- **Sondage** : à chaque itération, l'algorithme examine les points dans le maillage courant en calculant les valeurs de la fonction objectif. Lorsque l'option complète de sondage est choisie comme dans notre cas, l'algorithme s'arrête d'examiner les points dans le maillage dès qu'il trouve un point dont la valeur de la fonction objectif est inférieure à celle du meilleur point courant. Si cela se produit, le sondage est appelé succès et le point qu'il trouve devient le meilleur point courant à l'itération suivante. Si l'algorithme ne parvient pas à trouver un point qui améliore la fonction objectif, le sondage est appelé échec et le meilleur point courant reste le même lors de la prochaine itération.
- **Dilatation et contraction** : après le sondage, l'algorithme modifie la valeur de Δm. Par défaut, la nouvelle valeur est obtenue en multipliant Δm par 2 après un sondage de succès, et par 0,5 après un sondage échoué.

4.1.3 Etape 3 : Sélection de la meilleure trajectoire filtrée

L'objectif de cette étape du filtrage est de sélectionner le meilleur profil Y_j entre n minimum et maximum des trajectoires de chaque peloton. Ceci correspond à Y_j avec n à partir duquel le RMSE commence à se stabiliser, c'est-à-dire, le fait d'ajouter plus de nœuds n'ajoute pas considérablement d'informations sur le profil filtré. La valeur de n choisie est identique par peloton.

4.2 Résultats du filtrage

La figure 4.5 présente la meilleure trajectoire filtrée Y_1. Cette figure illustre les effets de la méthode de filtrage appliquée sur la trajectoire mesurée. Les lignes verticales sur la figure correspondant à l'emplacement de la séquence de nœuds N dans le temps ($n = 11$).

La méthode de filtrage appliquée élimine le bruit de haute fréquence et de faible amplitude qui est le résultat de la technique de mesure. Ce bruit est éliminé en diminuant n qui se traduit par des phases plus longues où le véhicule se déplace dans un même régime (accélération, décélération et croisière). D'après la figure 4.5, on peut également observer que les plateaux à vitesse constante sont préservés.

Les distributions des vitesses et accélérations instantanées entre les données mesurées et filtrées sont comparées sur la figure 4.6 pour évaluer les effets du filtrage.

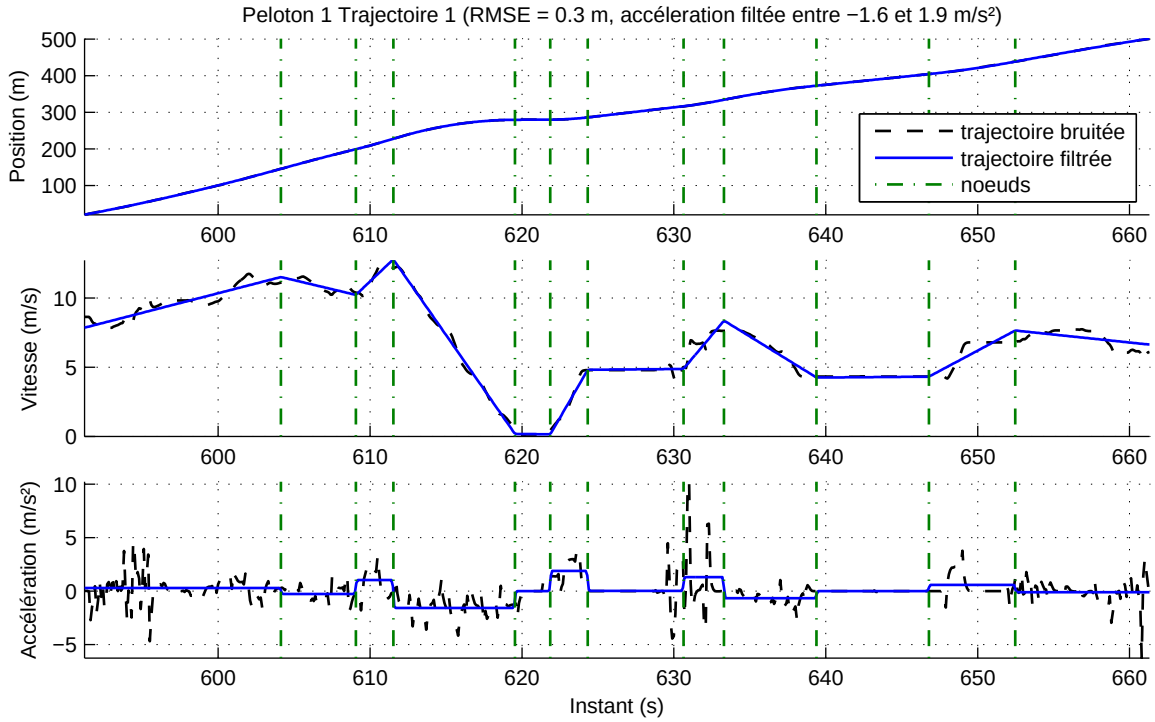


FIGURE 4.5 – *Le meilleur profil filtré Y_1 pour $n = 11$. Les résultats sont exprimés en RMSE entre Y_1 et X_1 en fonction de n.*

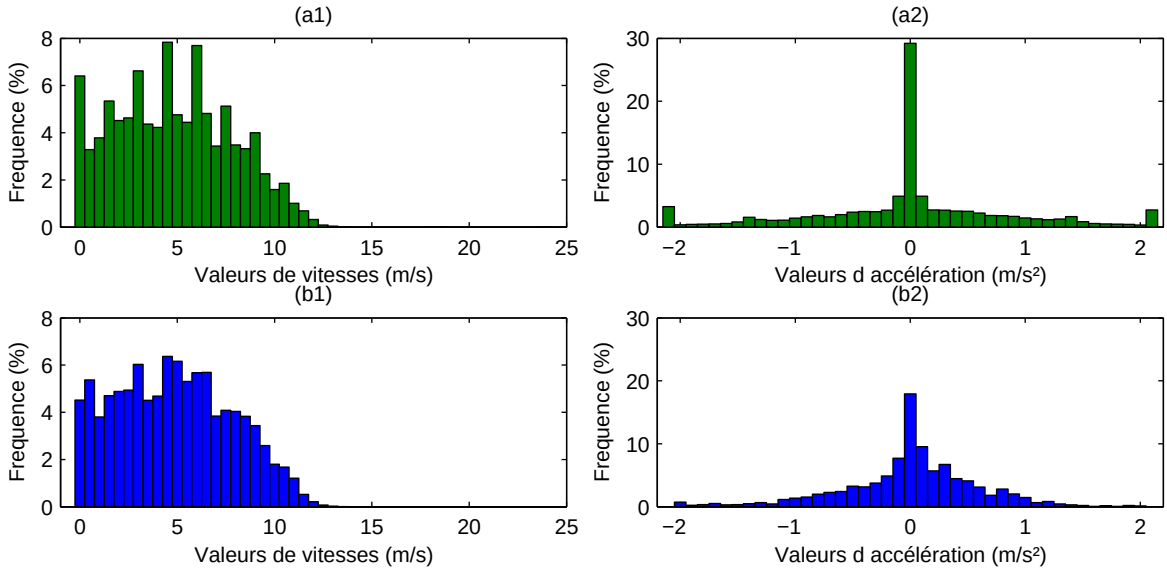


FIGURE 4.6 – *En colonnes : (1) la distribution de la vitesse instantanée et (2) la distribution accélération instantanée. En lignes : (a) les données mesurées et (b) les données filtrés.*

La distribution des valeurs de vitesse après le filtrage est plus uniforme et les vitesses élevées (supérieures à 15 m/s) avec une fréquence très faible sont éliminées. En ce qui concerne la distribution d'accélération, les valeurs qui ne sont pas considérées physiquement réalisables ont été éliminées. En outre, ces valeurs restent entre les contraintes imposées en raison du

modèle de consommation énergétique utilisé. Les instants à accélération nulle ont été réduits. Ceci est dû au nombre réduit de segments polynômiaux. Pour les données mesurées avant le filtrage, les valeurs d'accélération sont entre -74,6 et 160,4 m/s^2, avec 80% des données entre $\pm$ 1,2 m/s^2.

La figure 4.7 montre les effets du filtrage sur la distribution de la consommation énergétique des trajectoires mesurées. Les RMSE entre les trajectoires mesurées et filtrées sont également présentés.

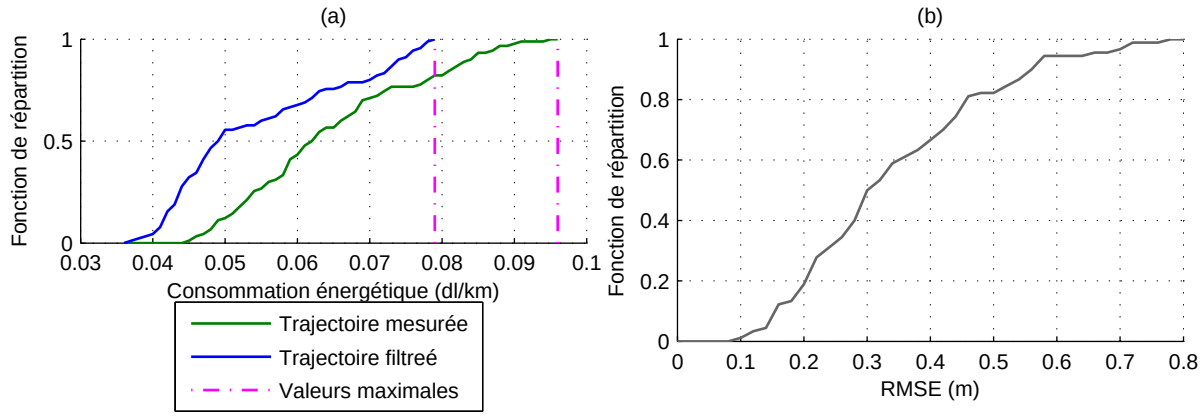


FIGURE 4.7 – *Distribution de la consommation énergétique pour : (a) les trajectoires mesurées et (b) les trajectoires filtrées. (c) RMSE entre les trajectoires mesurées et filtrées.*

Le RMSE moyen entre les trajectoires mesurées et filtrées est égal à 0,3 m avec un écart type égal à 0,2 m. Le RMSE varie entre 0,1 et 0,8 m avec 80% des données entre 0,2 et 0,6 m. En comparant les consommations énergétiques des trajectoires mesurées et filtrées on observe que la consommation énergétique diminue après l'application du filtrage. Comme également vu dans Treiber *et al.* [2008], cette observation n'est pas une erreur du modèle de consommation énergétique utilisé, mais une conséquence des contraintes imposées parce que le bruit dans les accélérations dirige vers des régimes moteurs pas physiquement accessibles (voir figure 4.8). Par conséquent, le modèle de consommation énergétique peut être considéré comme une vérification du traitement appliqué aux données. L'influence du filtrage sur la consommation énergétique est encore analysée en estimant les erreurs suivantes :

- Le pourcentage du temps où le couple moteur dépasse le couple maximal : T ;
- L'erreur quadratique moyenne entre les couples des trajectoires mesurées et filtrées à les instants où le couple moteur dépasse le couple moteur maximal : RMSE$_c$ [N.m].

La figure 4.8 présente les résultats des erreurs mentionnées ci-dessus.

90,0% des trajectoires mesurées ont au moins un instant où le couple moteur dépasse le couple maximal, après le filtrage ce nombre est réduit à 5,6%. A partir de la figure 4.8 on observe en plus que le temps passé sous cette condition est aussi réduit avec le filtrage ; 90% des données mesurées ont T inférieur à 2,7% et inférieur à 0,1% pour les données filtrées. Concernant le RMSE$_c$, 90% des données mesurées ont RMSE$_c$ inférieur à 79,1 N.m et inférieur à 8,5 N.m pour les données filtrées.

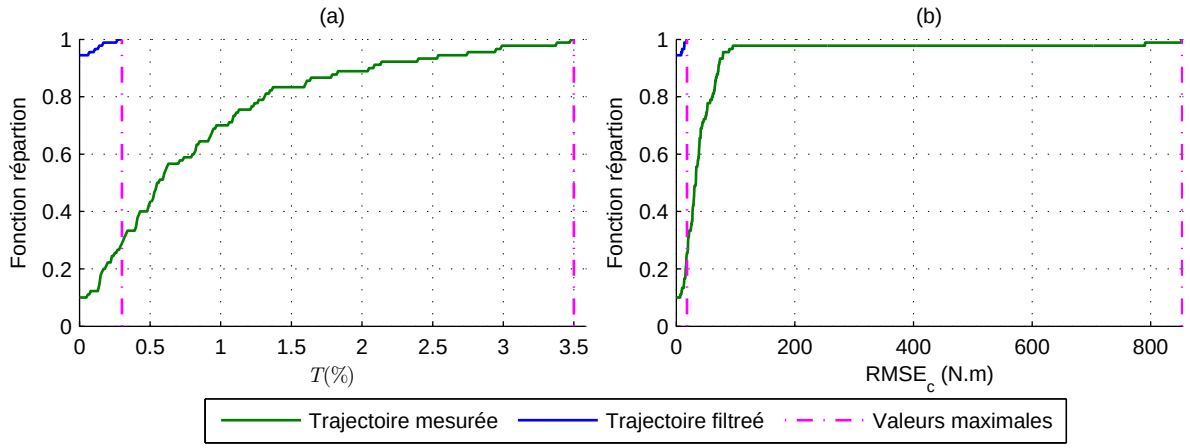


FIGURE 4.8 – *(a) Distribution de T et (b) $RMSE_c$ pour les trajectoires mesurées et filtrées.*

4.3 Conclusion

Le filtrage de données mesurées est nécessaire avant d'initialiser une étude basée sur la modélisation microscopique de la consommation énergétique ou du trafic en raison du biais introduit par le bruit présent dans les données. Plusieurs méthodes de filtrage de données de trafic ont été développées. Ce chapitre cependant propose une méthode où la consommation énergétique est prise en compte.

Même si la méthode de filtrage développée est contrainte par les limites de capacité du moteur du véhicule modélisé dans Vehlib, celle-ci peut être reconfigurée soit en vue d'autre modèle de véhicule dans Vehlib, soit en vue d'utilisation d'autre modèle de consommation énergétique. Egalement comme dans d'autres études, les résultats du chapitre montrent que le bruit dans les données de trafic, les données NGSIM dans notre cas, conduit à une surestimation de la consommation énergétique. En outre, 90,0% des trajectoires NGSSIM ont au moins un instant où le véhicule dépasse la capacité du moteur dans Vehlib, après le filtrage ce nombre est réduit à 5,6%.

Les données NGSIM filtrées sont utilisées au prochain chapitre afin d'analyser l'influence du modèle de trafic sur la consommation énergétique.

Chapitre 5

Influence du modèle de trafic sur la consommation énergétique

La première partie de cette thèse a été consacrée à des études basées sur l'influence de la précision de la représentation du trafic sur la consommation énergétique. Dans cette deuxième partie (chapitres 4 et 5), on évalue deux autres aspects concernant la modélisation du trafic : l'influence des paramètres et du calage du modèle trafic.

Ce chapitre est basé sur les points suivants (figure 5.1) :

i **Le filtrage des trajectoires réelles** : les trajectoires réelles (données NGSIM [FHWA, 2006]) ont été filtrées au chapitre 4 afin de réduire le bruit présent sur ces données. Comme présenté dans le chapitre 4, le bruit sur les données de trafic réelles peut introduire un biais dans le calage des modèles de trafic et l'estimation des consommations énergétiques.

ii **Le calage des modèles de poursuite de Newell [Newell, 2002] et Gipps [Wilson, 2001]**.

iii **La simulation des trajectoires** à partir des paramètres optimaux et de différentes valeurs des paramètres des modèles de trafic : 6 tests sont définis.

iv **L'estimation de la consommation énergétique** des trajectoires réelles (filtrées) et simulées avec Vehlib simplifié.

Ce chapitre commence avec la section 5.1 par la présentation des modèles de trafic utilisés et des méthodes de calage appliquées. Ensuite, la section 5.2 présente le plan d'analyse développé pour évaluer au travers de 6 tests l'influence du modèle de trafic sur la consommation énergétique. Chaque test défini ainsi comment les trajectoires sont calculées avec des objectifs spécifiques :

- **Tests 1 à 4** : ces tests utilisent les paramètres optimaux des modèles de trafic présentés : Gipps et Newell. Ces paramètres sont déterminés à partir du calage de ces modèles en utilisant les trajectoires réelles (données NGSIM) filtrées. Ces tests ont comme objectif commun l'analyse de l'influence du calage des modèles de trafic sur la consommation énergétique.
- **Tests 5** : ce test est basé sur l'estimation des trajectoires simulées à partir des trajectoires réelles avec les paramètres du modèle de trafic de Gipps (i) optimaux et (ii) variant

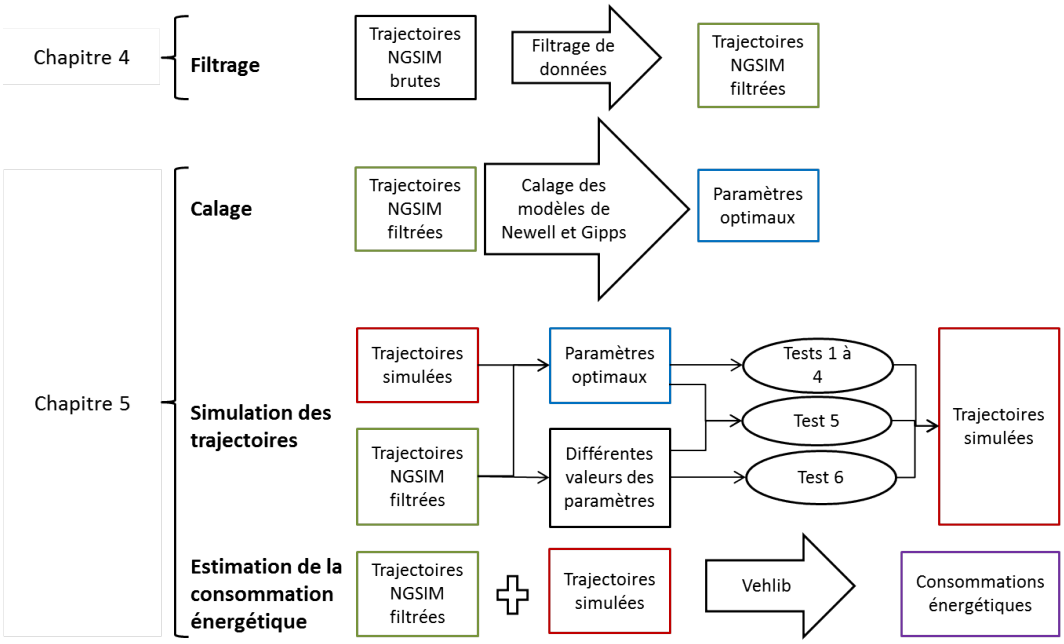


FIGURE 5.1 – *Schéma des méthodes réalisées pour l'étude du chapitre.*

individuellement dans leurs intervalles d'incertitude. Le test 5 a comme objectif l'analyse de l'influence de l'incertitude du calage.

– **Tests 6** : ce test est basé sur l'estimation des trajectoires simulées à partir des trajectoires réelles avec les paramètres du modèle de trafic de Gipps variant simultanément dans leurs intervalles d'incertitude. Le test 6 a comme objectif l'analyse de l'influence des paramètres des modèles trafic sur la consommation énergétique.

Les consommations énergétiques sont enfin estimées pour les trajectoires simulées et les trajectoires réelles. L'analyse des résultats est présentée dans la section 5.3.

5.1 Présentation des modèles de trafic et des méthodes de calage

5.1.1 Présentation du modèle de Newell

Dans cette section les détails mathématiques du modèle de trafic de Newell [Newell, 2002] sont présentés. Ce modèle de trafic microscopique se base sur la représentation la plus usuelle de l'écoulement routier qui décrit la position longitudinale $x_j(t)$ de chaque véhicule j en fonction du temps t. Les véhicules sont numérotés de manière croissante à partir d'un véhicule référence, le véhicule prédécesseur.

Le modèle de Newell est basé sur un principe simple de poursuite. En situation fluide, la position d'un véhicule j à l'instant $t + \Delta t$ est déduite de la position de j à l'instant t pour un parcours à vitesse libre v_l.

$$x_j^l(t + \Delta t) = x_j(t) + v_l \cdot \Delta t \tag{5.1}$$

En congestion le véhicule j est contraint par la position de son prédécesseur $j - 1$.

$$x_j^c(t+\Delta t) = \alpha \cdot x_{j-1}(t) + (1-\alpha)x_j(t) - w \cdot \Delta t \tag{5.2}$$

Où $\alpha = w \cdot k_{max} \cdot \Delta t$, $\alpha \leq 1$;
k_{max} : concentration (véhicule/m).

La position finale du véhicule j respecte la formulation suivante :

$$x_j(t+\Delta t) = Max\{0, min\{x_j^l(t+\Delta t), x_j^c(t+\Delta t)\}\} \tag{5.3}$$

Il faut noter que lorsque $\Delta t = \frac{1}{w \cdot k_{max}}$, la formulation du modèle se simplifie grandement :

$$x_j(t+\Delta t) = Max\{0, min\{x_j(t) + \frac{v_l}{w \cdot k_{max}}, x_{j-1}(t) - \frac{1}{k_{max}}\}\} \tag{5.4}$$

Il s'agit de la formulation originelle du modèle de Newell [Newell, 2002]. On remarque qu'en congestion la trajectoire du suiveur j correspond à la translation de la trajectoire du prédécesseur $j-1$ par le vecteur $\vec{w}(\frac{1}{w \cdot k_{max}}, \frac{1}{k_{max}})$, cf figure 5.2.

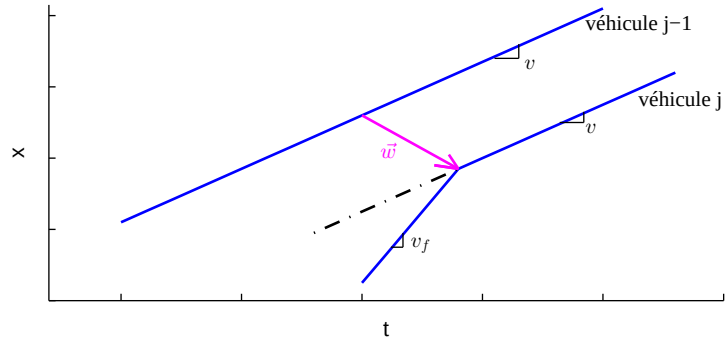


FIGURE 5.2 – *Trajectoires de deux véhicules successifs selon le modèle de Newell.*

5.1.2 La méthode de calage du modèle de Newell

Le calage du modèle de Newell se réalise selon le régime dans lequel le véhicule circule. Ainsi, pour réaliser le calage à partir des données NGSIM on s'intéresse uniquement à la méthode en régime congestionné.

Comme déjà présenté, en régime congestionné le véhicule est contraint par la trajectoire de son prédécesseur. Par conséquent, le calage de ce type modèle de trafic passe par la résolution du problème de poursuite qui consiste à modéliser la trajectoire du véhicule j à partir de la trajectoire connue de son prédécesseur $j-1$. Le jeu de paramètres optimaux est ainsi celui qui minimise la distance entre la variable mesurée et la variable modélisée. Cette distance est quantifiée par une fonction, la fonction objectif, qui atteint son minimum lorsque le jeu de paramètres du modèle est optimal [Duret, 2010]. Plusieurs méthodes de calage des modèles de poursuite de trafic sont présentées dans la littérature, dans notre cas, la méthode proposée dans Chiabaut *et al.* [2010] est utilisée et présentée ci-après.

La méthode de calage utilisée se base sur la propriété illustrée par la figure 5.3 où, pour tout point A de la trajectoire du prédécesseur $j-1$, une ligne de pente w peut être tracée en

interceptant la trajectoire du suiveur j au point B. Les coordonnées $\overrightarrow{w} = \overrightarrow{AB}$ peuvent alors être calculées. On utilise alors la propriété fondamentale du modèle de Newell : les coordonnées $\overrightarrow{w}_{|t}$ et $\overrightarrow{w}_{|x}$ sont constantes quelle que soit la vitesse du prédécesseur si $\vec{w}$ est égale à l'optimum $\vec{w_{opt}}$.

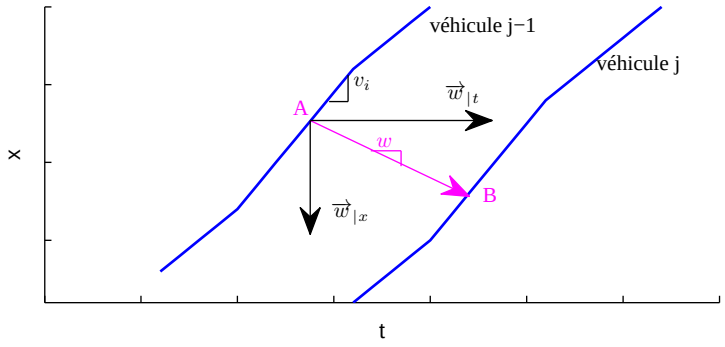


FIGURE 5.3 – *Illustration de la méthode de calage*

Cette propriété est utilisée pour trouver la valeur de w qui minimise les variations des mesures de $\overrightarrow{w}_{|t}$ en fonction de plusieurs valeurs de w testées à chaque δt au long de la trajectoire du prédécesseur ($\delta t = 0{,}1$s , la fréquence des vidéos des données NGSIM). Ainsi, premièrement les valeurs de $\overrightarrow{w}_{|t}$ sont moyennées par plage de vitesse de 5 km/h centré dans $\overline{v}_i$ ($v_i \in [0\,;50]$ km/h) pour chaque valeur w testée. La valeur moyenne d'une plage de vitesse [v_i -2,5 ;v_i +2,5] km/h est notée $\overrightarrow{w}_{|t}(\overline{v}_i,w)$. Enfin, l'écart type relatif de $\overrightarrow{w}_{|t}(\overline{v}_i,w)$ qui correspond à la fonction objectif F peut être calculé pour chaque valeur de v [Chiabaut *et al.*, 2010] :

$$F(w) = \frac{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\overrightarrow{w}_{|t}(\overline{v}_i,w) - \overline{\overrightarrow{w}_{|t}(\overline{v}_i,w)}\right)^2}}{\overline{\overrightarrow{w}_{|t}(\overline{v}_i,w)}} \tag{5.5}$$

La figure 5.4a montré l'évolution de la fonction d'objectif $F(w)$ en fonction de w pour une paire de véhicules parmi les données NGSIM d'étude. w_{opt} est -présenté par le minimum de $F(w)$. La figure 5.4b montre la trajectoire simulée résultante de ce calage et les trajectoires réelles d'origine.

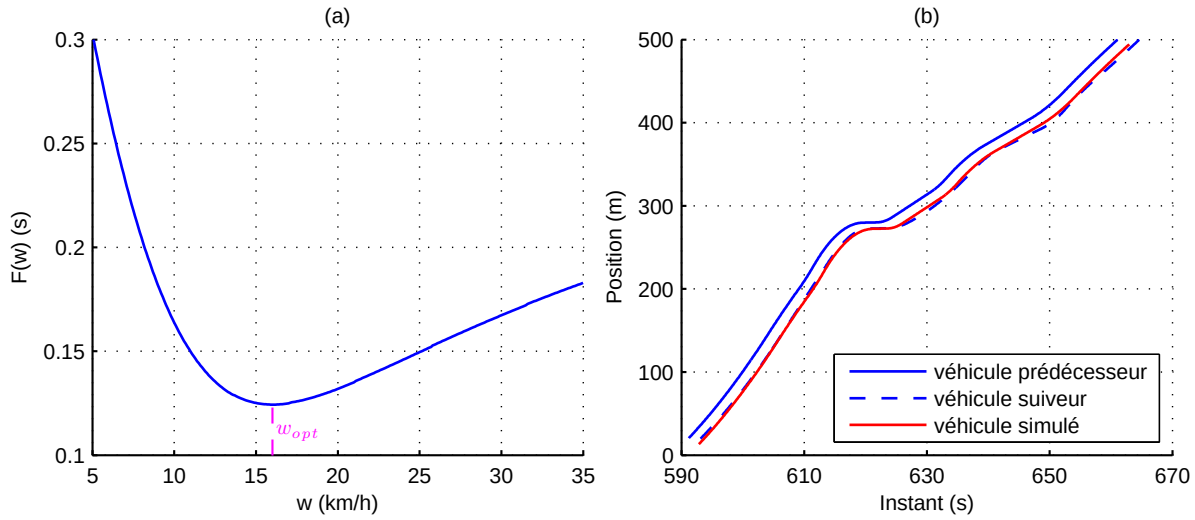


FIGURE 5.4 – *(a) Evolution de la fonction d'objectif $F(w)$ en fonction de w à pour une paire de véhicules parmi les données NGSIM d'étude. (b) Trajectoire réelle et simulée des véhicules.*

5.1.3 Présentation du modèle de Gipps

Dans cette section les détails mathématiques du modèle de trafic de Gipps sont présentés. Ce modèle prend la forme d'un système d'équations différentielles aux dérivées impliquant le temps de réaction τ commun des conducteurs. Gipps met en œuvre ce système en réglant le pas de temps d'intégration égal à τ, et, dans notre cas, le système d'équations est calibré pour un pas de temps égal à 0,1 s. Le principe du modèle de Gipps est décrit par les formules suivantes donnant la vitesse v de chaque véhicule j à l'instant $t+\tau$ en fonction de sa vitesse à l'instant antérieur t :

$$v_j(t+\tau) = Max\{0,min\{v_j^l(t+\tau),v_j^c(t+\tau)\}\} \tag{5.6}$$

En régime libre le premier argument de min $x_j^l(t+\tau)$ est atteint selon lequel le véhicule j accélère librement selon une loi approximée à partir des données de trafic empiriques :

$$v_j^l(t+\tau) = v_j(t) + \alpha(\beta,\lambda)\cdot a_j^{Max}\cdot\tau\cdot\left(1-\frac{v_j(t)}{V_j^{Max}}\right)\cdot\left(\beta+\frac{v_j(t)}{v_j^{Max}}\right)^{\lambda} \tag{5.7}$$

En régime congestionné le deuxième argument de min $x_j^c(t+\tau)$ est atteint selon lequel la vitesse de chaque véhicule est limitée par le comportement du véhicule qui le précède. L'hypothèse fondamentale est que chaque conducteur règle sa vitesse de manière à être en mesure de s'arrêter sans heurter le véhicule de devant en supposant que le véhicule prédécesseur ralentit à une certaine valeur de décélération maximale [Wilson, 2001] :

$$v_j^c(t+\tau) = -b_j\cdot\left(\frac{\tau}{2}+\theta\right)+\sqrt{b_j^2\cdot\left(\frac{\tau}{2}+\theta\right)^2+b_j\cdot\left[2\cdot(x_{j-1}(t)-x_j(t)-S_{j-1})-\tau\cdot v_j(t)+\frac{v_{j-1}(t)^2}{\hat{b}_{j-1}}\right]} \tag{5.8}$$

Où v_j et v_{j-1} : les vitesses du suiveur et du prédécesseur respectivement (m/s) ;

α, β et λ : de paramètres du modèle de Gipps en régime libre ;

a_j^{Max} : l'accélération maximale du suiveur (m/s^2) ;

τ : le temps de réaction apparente (s) ;

V_j^{Max} : la vitesse maximale désirée par le suiveur (m/s) ;

b_j : la décélération maximale du suiveur (m/s^2) ;

θ : un décalage de confort additionnel dans le temps qui permet au suiveur de ne pas décélérer toujours à sa valeur de décélération maximale (s) ;

$x_j(t)$ et $x_{j-1}(t)$ les positions longitudinales du suiveur et du prédécesseur respectivement à l'instant t mesurée au pare-chocs avant (m) ;

$S_{j-1} = L_{j-1} + Safety$: la taille effective du véhicule prédécesseur (m) ;

L_{j-1} : la longueur physique du véhicule véhicule prédécesseur (m) ;

$Safety$: la distance de sécurité dans laquelle le véhicule suiveur n'est pas disposé à s'introduire, même au repos (m) ;

$\hat{b}_{j-1}$: l'estimation du suiveur de la décélération maximale du prédécesseur (m/s) ;

$\alpha = 2{,}5$, $\beta = 0{,}025$, $\lambda = 0{,}5$ et $\theta = \tau/2$.

Plus spécifiquement, l'équation 5.8 montre que le conducteur contrôle sa vitesse de sorte que, si le niveau de freinage maximal $\hat{b}_{j-1}$ se produit, c'est la valeur de freinage b_j qui est prise en compte. Le conducteur est ainsi en mesure de venir s'arrêter en respectant la distance de sécurité $Safety$. En plus, il est aussi pris en compte dans ce calcul le fait que le conducteur j ne peut pas commencer à décélérer avant que le temps de réaction τ soit écoulé avec une marge de temps de sécurité θ. Ce modèle décrit ainsi un comportement prudent du conducteur qui choisi sa vitesse de sorte que, s'il commence le freinage au moment θ après que le temps de réaction τ soit écoulé, il est encore capable de venir à s'arrêter en toute sécurité [Wilson, 2001].

Le domaine des paramètres du modèle de Gipps est limité afin d'éviter durant la simulation d'obtenir, à un certain instant, des valeurs imaginaires pour la vitesse du suiveur. Deux contraintes non-linéaires sont ainsi nécessaires.

La première contrainte se rapporte à l'état initial de la simulation où, pour des valeurs données initiales de l'espacement inter-véhiculaire $(x_{j-1} - x_j)$ et de la vitesse, les valeurs du temps de réaction τ, $Safety$,b_j et $\hat{b}_{j-1}$ ne permettent pas au véhicule suiveur de s'arrêter à une distance égale à la taille effective du prédécesseur S_{j-1}. Cette condition se produit lorsque l'argument de la racine de l'équation 5.8 devient négatif, par conséquent, à l'instant $t = 0$ [Punzo *et al.*, 2012] :

$$b_j^2 \cdot \left(\frac{\tau}{2} + \theta\right)^2 + b_j \cdot \left[2 \cdot (x_{j-1}(0) - x_j(0) - S_{j-1}) - \tau \cdot v_j(0) + \frac{v_{j-1}(0)^2}{\hat{b}_{j-1}}\right] \geq 0 \tag{5.9}$$

La deuxième contrainte assure que la fonction vitesse en fonction de la distance inter-véhiculaire à l'équilibre a une unique valeur tel que démontré en détail par Wilson [2001]. Ainsi, si $\hat{b}_{j-1} < b_j$:

$$V_j^{Max} \leq \frac{\tau + \theta}{\frac{1}{\hat{b}_{j-1}} - \frac{1}{b_j}} \tag{5.10}$$

5.1.4 La méthode de calage du modèle de Gipps

Comme déjà présenté, dans le calage d'un modèle on cherche les meilleures valeurs des paramètres de décision pour un système dont la performance est évaluée en utilisant la sortie du modèle de simulation. Dans le cas d'un modèle de poursuite ceci consiste à trouver le jeu de paramètres qui minimise la distance entre la trajectoire mesurée et modélisée du suiveur. La formulation de la fonction objectif fo de notre problème d'optimisation en utilisant le modèle de Gipps peut être présentée de la façon suivante :

$$fo(P) = f(Y^r; Y(P)^s) \tag{5.11}$$

Où $P = [\tau\,;\, V_j^{Max}\,;\, a_j^{Max}\,;\, Safety\,;\, \hat{b}_{j-1}\,;\, b_j]$: vecteur des paramètres du modèle de Gipps $(P \in D)$;

D : domaine de la faisabilité des paramètres du modèle limitée par les limites supérieure et inférieure et par les contraintes non-linéaires du modèle (équations 5.9 et 5.10) ;

f : fonction scalaire non linéaire qui mesure la distance entre le comportement observé et le simulé, dans notre cas le RMSE entre Y^r et $Y(P)^s$ en m/s ;

Y^r et $Y(P)^s$: trajectoires réelle et simulée, respectivement, représentées par les profils de vitesse en m/s.

Un algorithme génétique a été utilisé pour résoudre le problème d'optimisation formulé en 5.11. Cet algorithme a été adapté à partir des autres développés au cours de la thèse et déjà présentés (voir sections 3.1.1 et 4.1.2). Les limites supérieures et inférieures des paramètres ont été fixées aux valeurs rapportées au tableau 5.1.

Paramètres	**Limite inférieur**	**Limite supérieur**
τ	0,1	3,0
V_j^{Max}	5,0	50,0
a_j^{Max}	0,1	8,0
$Safety$	0,1	10,0
b_j	0,1	10,0
$\hat{b}_{j-1}$	0,1	10,0

TABLE *5.1 – Limites inférieures et supérieures des paramètres du modèle Gipps à calibrer.*

La figure 5.5 montre une trajectoire simulée résultante de ce calage et la trajectoire réelle correspondante. Le vecteur optimal du jeu de paramètres C est égal à [1,2 s ; 11,8 m/s ; 0,9 m/s^2 ; 0,9 m ; 1,2 m/s^2 ; 1,5 m/s^2] pour un RMSE égal à 0,5 m/s.

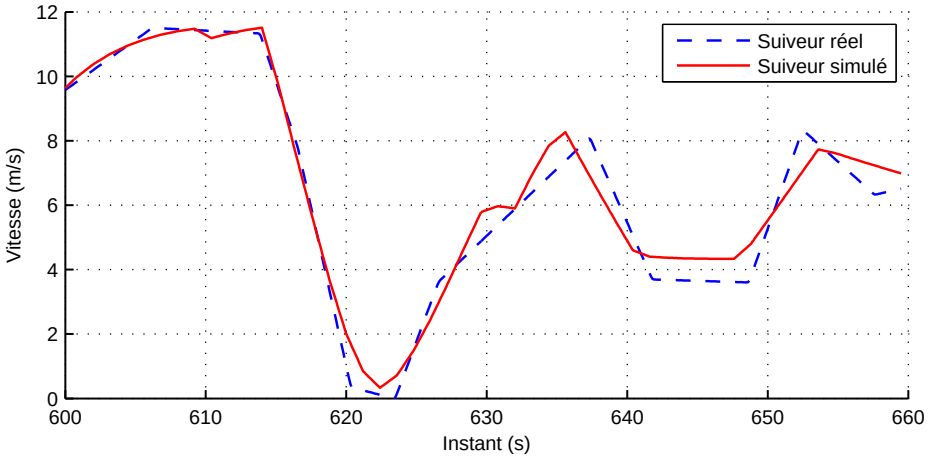


FIGURE 5.5 – *Trajectoires réelle et simulée des véhicules parmi les données NGSIM d'étude.*

5.1.5 La fenêtre temporelle des trajectoires

Les trajectoires réelles et simulées sont limitées dans une fenêtre temporelle pour la comparaison des consommations énergétiques. Cette fenêtre, propre à chaque modèle de trafic, a été tracée pour chaque ensemble de trajectoires qui constituent les pelotons d'étude. La méthodologie développée est décrite ci-après.

Sur le plan position longitudinale versus temps (voir figure 5.6), les trajectoires réelles et simulées par Newell avec *wopt* individuels sont tracées. La moyenne des w_{opt} par peloton i est ensuite calculée, $\overline{w_{opt}}$, et deux lignes de pente égale à cette valeur tracées. La première ligne passe au point minimum de l'ensemble de trajectoires A à condition de croiser toutes les trajectoires du peloton. La deuxième ligne passe pour le point maximum B de l'ensemble de trajectoires sous la même condition citée. Ces deux lignes définissent de cette façon la fenêtre temporelle dans laquelle les trajectoires sont évaluées. Ceci permet de comparer les consommations énergétiques des trajectoires du peloton dans des mêmes états de trafic qui se déplacent en onde selon le vecteur $\overrightarrow{w}$.

Il faut maintenant que les trajectoires réelles soient synchronisées dans le temps pour que les trajectoires simulées par Gipps soient calculées. Ainsi, à partir de la fenêtre temporelle calculée au-dessus, les trajectoires sont synchronisées par couple prédécesseur-suiveur. Notez qu'une même trajectoire j est synchronisée selon la trajectoire avec laquelle elle est liée. Les simulations par Gipps sont de cette façon réalisées en sélectionnant chacun des 9 couples prédécesseur-suiveur des pelotons (81 couples de trajectoires au total).

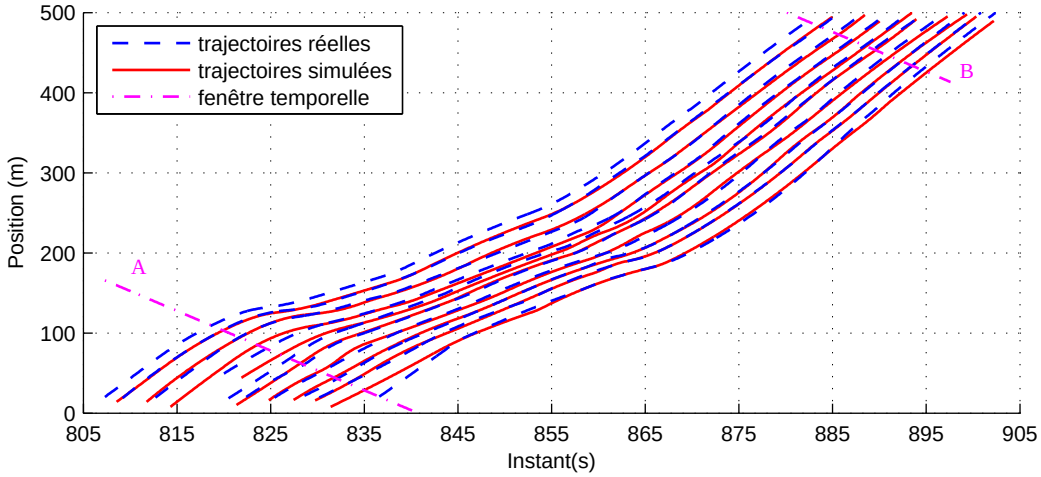


FIGURE 5.6 – *Un peloton d'étude dans la fenêtre temporelle d'analyse.*

5.2 Plan d'analyse

Cette section présente dans un premier temps le plan d'analyse de l'étude décrivant pas à pas comment les trajectoires simulées sont calculées selon 6 différents tests. Ensuite, la méthodologie développée pour déterminer la fenêtre temporelle dans laquelle les trajectoires sont évaluées, au niveau des paramètres de trafic et des consommations énergétiques, est présentée (section 5.1.5).

Un plan d'analyse de l'influence des paramètres des modèles de trafic sur la consommation énergétique a été développé en deux parties comportant au total 6 tests. La première partie inclut les tests 1 à 4 basés sur les paramètres optimaux des modèles de trafic présentés, Gipps et Newell. Ces paramètres sont déterminés à partir du calage de ces modèles en utilisant les trajectoires réelles (de données NGSIM) filtrées au chapitre 4. Les tests 1 a 4 sont ainsi basés sur la formulation suivante, où, la trajectoire simulée $Y^s_{i,j}$ est calculée en utilisant le modèle de Newell ou de Gipps à partir de la trajectoire du prédécesseur $Y^r_{i,j-1}$ et des paramètres optimaux calibrés C.

$$Y^s_{i,j} = modèle(Y^r_{i,j-1} + C) \tag{5.12}$$

Où i : le nombre du peloton, $i \in [\![1, 9]\!]$;
j : le nombre de la trajectoire dans le peloton ;

L'idée centrale de cette première partie est de calculer, selon chaque test, de différentes trajectoires à partir des deux types de trajectoires de prédécesseurs, réelles et simulées, et de différentes valeurs de paramètres optimaux des modèles de trafic. Ces tests ont ainsi comme objectif commun l'analyse de l'influence du calage des modèles de trafic sur la consommation énergétique. Le tableau 5.2 présente le plan d'analyse pour les tests 1 à 4 en détaillant comment les trajectoires simulées sont calculées à chaque test.

Test 1 : Calage des prédécesseurs avec les optima individuels.	$Y^s_{i,j} = modèle(Y^r_{i,j-1} + C_{i,j})$ La trajectoire simulée j est calculée à partir de la trajectoire réelle $j-1$ ($j \in [\![2, 10]\!]$) avec le vecteur des paramètres optimaux $C_{i,j}$.
Test 2 : Simulation des pelotons avec les optima individuels.	$Y^s_{i,j} = modèle(Y^s_{i,j-1} + C_{i,j})$ La trajectoire simulée j est calculée à partir de la trajectoire simulée $j-1$ ($j \in [\![3, 10]\!]$) avec le vecteur des paramètres optimaux $C_{i,j}$.
Test 3a : Simulation des pelotons avec les moyennes des optima individuels du peloton.	$Y^s_{i,j} = modèle(Y^s_{i,j-1} + \overline{C_i})$ La trajectoire simulée j est calculée à partir de la trajectoire simulée $j-1$ ($j \in [\![3, 10]\!]$), où $\overline{C_i}$ est le vecteur des valeurs moyennes des paramètres optimaux dans le peloton i.
Test 3b : Simulation des pelotons avec les moyennes des optima individuels de l'ensemble des pelotons.	$Y^s_{i,j} = modèle(Y^s_{i,j-1} + \overline{C})$ La trajectoire simulée j est calculée à partir de la trajectoire simulée $j-1$ ($j \in [\![3, 10]\!]$), où $\overline{C}$ est le vecteur des valeurs moyennes des paramètres optimaux de tous les pelotons.
Test 4 : Simulation des pelotons avec les paramètres de trafic choisis au hasard.	$Y^s_{i,j} = modèle(Y^s_{i,j-1} + C_{x,y})$ La trajectoire simulée j est calculée à partir de la trajectoire simulée $j-1$ ($j \in [\![3, 10]\!]$), où : *a.* $C_{x,y}$ est le vecteur choisi au hasard parmi les vecteurs des paramètres optimaux de tous les pelotons. *b.* $C_{x,y}$ est le vecteur choisi au hasard parmi la distribution des vecteurs des paramètres optimaux tous les pelotons. *c.* $C_{x,y}$ est le vecteur dont les paramètres sont choisis individuellement au hasard parmi les distributions individuels des paramètres optimaux de tous les pelotons.

TABLE *5.2 – Plan d'analyse pour les simulations des trajectoires : Tests 1 à 4.*

Le modèle de Gipps est utilisé dans les tests 1 à 4 tandis que le modèle de Newell est utilisé uniquement dans les tests 1 et 2. Ceci est dû à la formulation du modèle de Newell où la trajectoire du suiveur est translatée de celle du prédécesseur à partir d'un vecteur w. Ainsi, avec Newell, les différentes valeurs de w n'influencent pas le profil des trajectoires et par conséquent les estimations de consommations énergétiques. Les trajectoires simulées pour les tests 3 et 4 sont en résumé les mêmes que celles du test 2 une fois que ceux-ci prennent les trajectoires simulées comme les prédécesseurs.

Une fois la première partie du plan d'analyse présentée, la deuxième partie comprenant les

deux derniers tests, tests 5 et 6, est présentée ci-après. Ces tests sont basés sur l'estimation des trajectoires simulées à partir des trajectoires réelles avec les paramètres du modèle de trafic de Gipps variant dans leurs intervalles d'incertitude. Les tests 5 et 6 sont ainsi basés sur la formulation suivante, où la trajectoire simulée $Y^s_{i,j}$ est calculée en utilisant le modèle de Gipps à partir de la trajectoire réelle du prédécesseur $Y^r_{i,j-1}$ et de différents valeurs de paramètres du modèle P.

$$Y^s_{i,j} = Gipps(Y^r_{i,j-1} + P) \tag{5.13}$$

Le tableau 5.3 présente le plan d'analyse pour les tests 5 et 6 en détaillant comment les trajectoires simulées sont calculées à chaque test.

Test 5 : Etude de sensibilité locale.	Les valeurs des paramètres du modèle de Gipps varient individuellement entre leurs bornes d'incertitude correspondantes. Le test est réalisé pour un certain nombre de couple de trajectoires.
Test 6 : Etude de sensibilité globale.	Les valeurs des paramètres du modèle de Gipps varient simultanément entre leurs bornes d'incertitude correspondantes.

TABLE *5.3 – Plan d'analyse pour les simulations des trajectoires : Tests 5 et 6.*

Le test 5 a comme objectif l'analyse de l'influence de l'incertitude du calage. A partir de cette analyse on cherche à déterminer si les paramètres optimaux de trafic pour la modélisation du trafic sont également les optima pour l'estimation de la consommation. En outre, le test 6 a comme objectif l'analyse de l'influence des paramètres des modèles trafic sur la consommation énergétique. A partir de cette dernière analyse on cherche à déterminer quels sont les paramètres du modèle de trafic les plus influents sur l'estimation de la consommation énergétique.

5.3 Résultats

Les modèles de Newell et Gipps, ainsi que leurs méthodes de calage, ont été tout d'abord présentés dans la section 5.1. Ces modèles de trafic ont été utilisés dans l'étude de ce chapitre selon le plan d'analyse détaillé dans la section 5.2. Les résultats de ce plan d'analyse sont enfin présentés dans cette section.

5.3.1 Test 1 à 4 : Calage des trajectoires avec les optima individuels

Les tests 1 à 4 sont réalisés avec le calage des modèles de Newell et de Gipps en utilisant les données NGSIM filtrées au chapitre 4. Les résultats de ce calage sont présentés sur les figures 5.7 a 5.9. La figure 5.7 présente la distribution des paramètres optimaux w_{opt} pour Newell. La figure 5.8 présente la distribution des six paramètres optimaux C pour Gipps. Enfin, la figure 5.9 présente la distribution des RMSE pour Newell et Gipps.

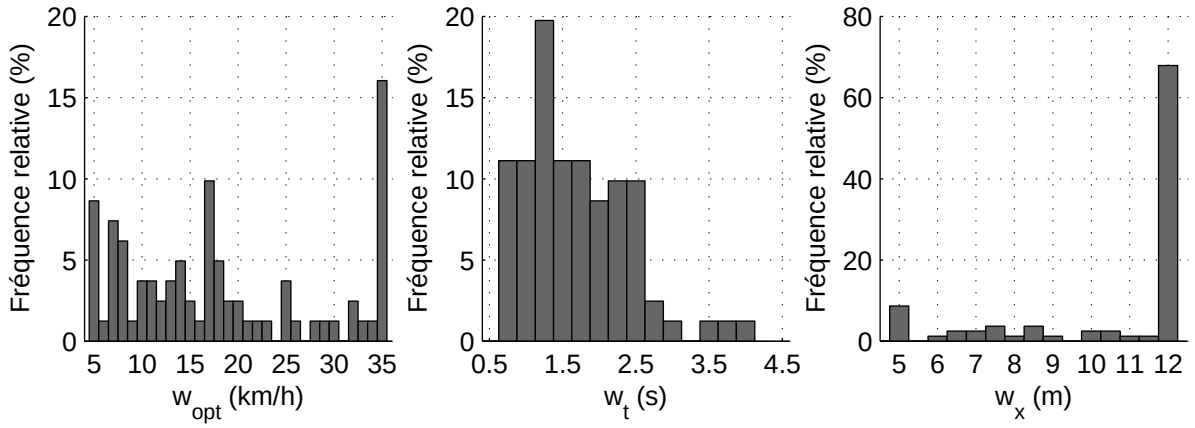


FIGURE 5.7 – *Le calage du modèle de Newell : distribution des valeurs du paramètre optimal* w_{opt}.

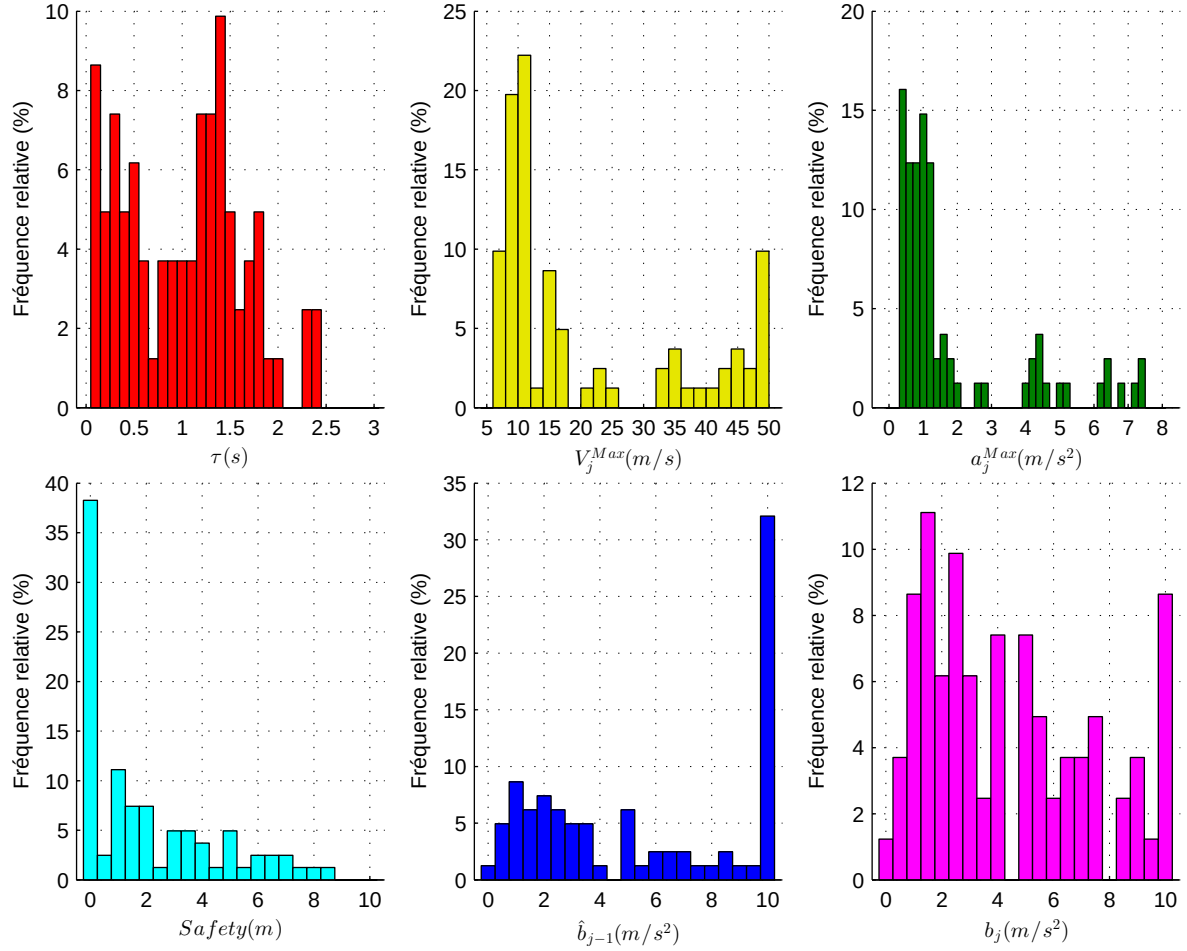


FIGURE 5.8 – *Le calage du modèle de Gipps : distribution des valeurs des 6 paramètres optimaux* C.

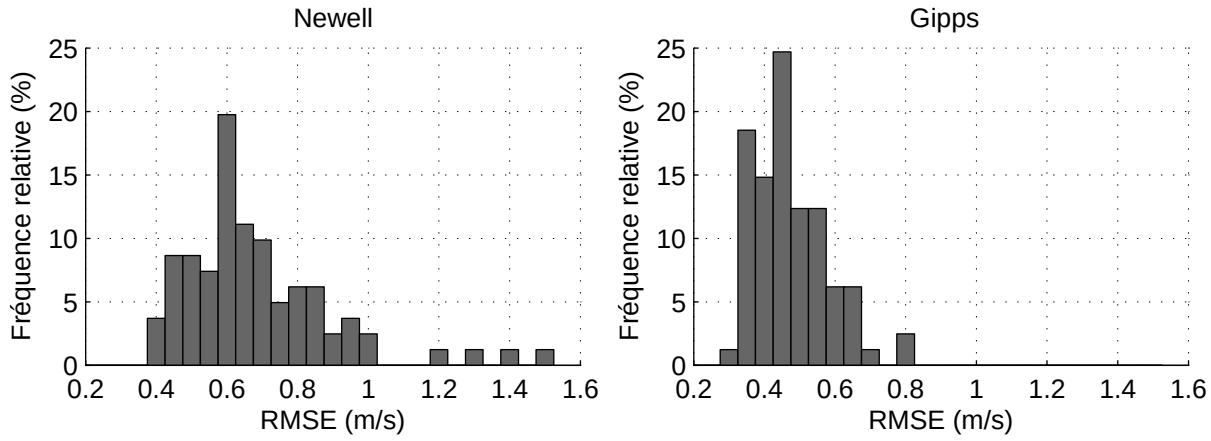


FIGURE 5.9 – *Le calage des modèles de Newell et de Gipps : distribution des valeurs de RMSE en m/s.*

Une fois ces paramètres optimaux obtenus, l'étape suivante consiste à calculer les trajectoires simulées selon le plan d'analyse présenté au tableau 5.2. Pour évaluer l'influence de cette simulation sur la consommation énergétique, les paramètres suivants sont calculés :

- Le RMSE en m/s entre les profils de vitesse des trajectoires réelles et simulées des suiveurs ;
- L'erreur relative de l'estimation de la consommation énergétique par trajectoire, ε_{CE}^{T} (%) :

$$\varepsilon_{CE}^{T}(i,j) = \frac{CE^{s}(i,j) - CE^{r}(i,j)}{CE^{r}(i,j)} \times 100 \tag{5.14}$$

  Où CE^{s} : consommations énergétiques des trajectoires simulées ;
  CE^{r} : consommations énergétiques des trajectoires réelles (dl).
- L'erreur relative de l'estimation de la consommation énergétique par peloton, ε_{CE}^{P} (%) :

$$\varepsilon_{CE}^{P}(i) = \frac{\sum_{j=2}^{10} CE^{s}(i,j) - \sum_{j=2}^{10} CE^{r}(i,j)}{\sum_{j=2}^{10} CE^{r}(i,j)} \times 100 \tag{5.15}$$

- L'erreur relative de l'estimation de la consommation énergétique cumulée tout au long des trajectoires du peloton, ε_{CEC} (%) :

$$\varepsilon_{CEC}(i,j) = \frac{\sum_{j=2}^{j} CE^{s}(i,j) - \sum_{j=2}^{j} CE^{r}(i,j)}{\sum_{j=2}^{j} CE^{r}(i,j)} \times 100 \tag{5.16}$$

L'analyse des résultats est réalisée en deux temps. D'abord on compare les valeurs de RMSE avec les erreurs ε_{CE}^{T} et ε_{CE}^{P}. On vise à quantifier et à analyser l'erreur d'estimation des consommations lors du calage des modèles de trafic. Ces erreurs sont analysées au niveau d'une trajectoire (un véhicule) et au niveau d'un peloton (un ensemble de véhicules). Ensuite, on compare les valeurs de RMSE avec les erreurs ε_{CE}^{T} et ε_{CEC}. On vise à analyser comment les erreurs des consommations énergétiques sont propagées de la première à la dernière trajectoire du peloton.

Quantification et analyse des erreurs par trajectoire et par peloton

Les valeurs moyennes de RMSE, ε_{CE}^{T} et ε_{CE}^{P} avec leur intervalle comprenant 80% des résultats sont présentées sur les figures 5.10, 5.11 et 5.12. La figure 5.10 présente les résultats en terme de RMSE et les figures 5.11 et 5.12 en terme des erreurs d'estimation consommation énergétique.

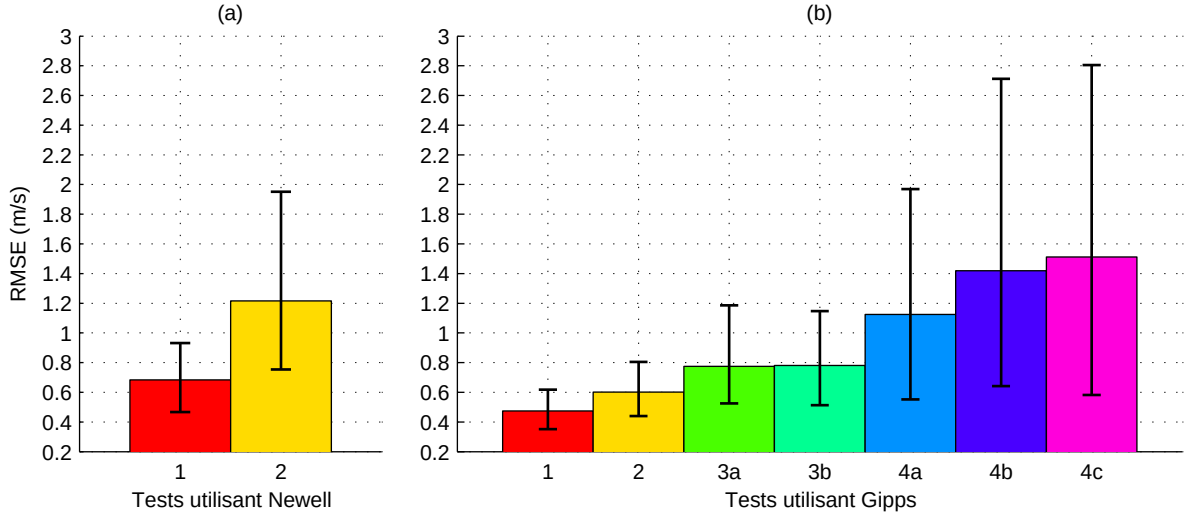


FIGURE *5.10 – Test 1 à 4 : RMSE moyen par test avec l'intervalle comprenant 80% des résultats.*

En utilisant le modèle de Newell au test 2, le profil de la première trajectoire du peloton est translaté pour toutes les trajectoires consécutives. Par conséquent, le RMSE augmente du test 1 au test 2. Au test 1 la valeur moyenne est égale à 0,7 m/s dans un intervalle entre 0,2 et 1,5 m/s. Au test 2 la valeur moyenne est égale à 1,2 m/s dans un intervalle entre 0,4 et 2,2 m/s.

En comparant les résultats cités ci-dessus avec les mêmes tests utilisant Gipps, il est observé que les trajectoires simulées avec Gipps sont représentées plus précisément (voir aussi la figure 5.9). D'autre part, la différence entre les tests 1 et 2 est moins marquée. Au test 1 le RMSE moyen est égal à 0,5 m/s dans un intervalle entre 0,1 et 0,8 m/s. Au test 2 la valeur moyenne est égale à 0,6 m/s dans un intervalle entre 0,2 et 1,3 m/s.

Pour les autres tests avec Gipps pour un couple particulier de trajectoires, la figure 5.10 montre comment le RMSE augmente jusqu'au test 4c. Les valeurs maximales de 1,7, 1,6, 3,9, 4,6 et 10,5 m/s sont atteintes respectivement pour les 3a, 3b, 4a, 4b et 4c. La distribution des valeurs de RMSE est approximativement la même en simulant les trajectoires avec les valeurs moyennes de C du peloton ou de l'ensemble de pelotons (tests 3a et 3b). Pour les trois types des tests 4, le RMSE augmente du test 4a au 4c.

En résumé, la figure 5.10 démontre que la précision des profils des trajectoires tend à se dégrader à mesure que les trajectoires simulées des prédécesseurs sont utilisées et que les vecteurs des paramètres des modèles de trafic s'éloignent des valeurs des vecteurs optimaux. Pour déterminer si les valeurs des paramètres des modèles de trafic ont le même effet sur la consommation énergétique, la figure 5.11 est analysée. En outre, pour déterminer la grandeur

des erreurs de consommation énergétique, la figure 5.12 présente les valeurs moyennes ε_{CE}^{T} et ε_{CE}^{P} en absolu avec leur intervalle comprenant 80% des résultats.

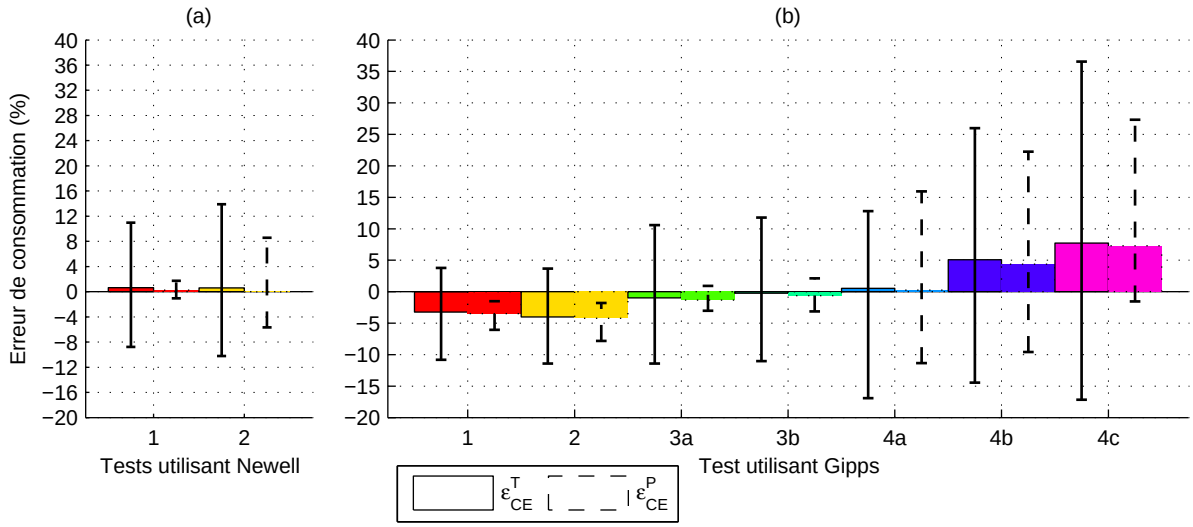


FIGURE 5.11 – *Test 1 à 4 : ε_{CE} et ε_{CEC} moyens par test avec l'intervalle comprenant 80% des résultats.*

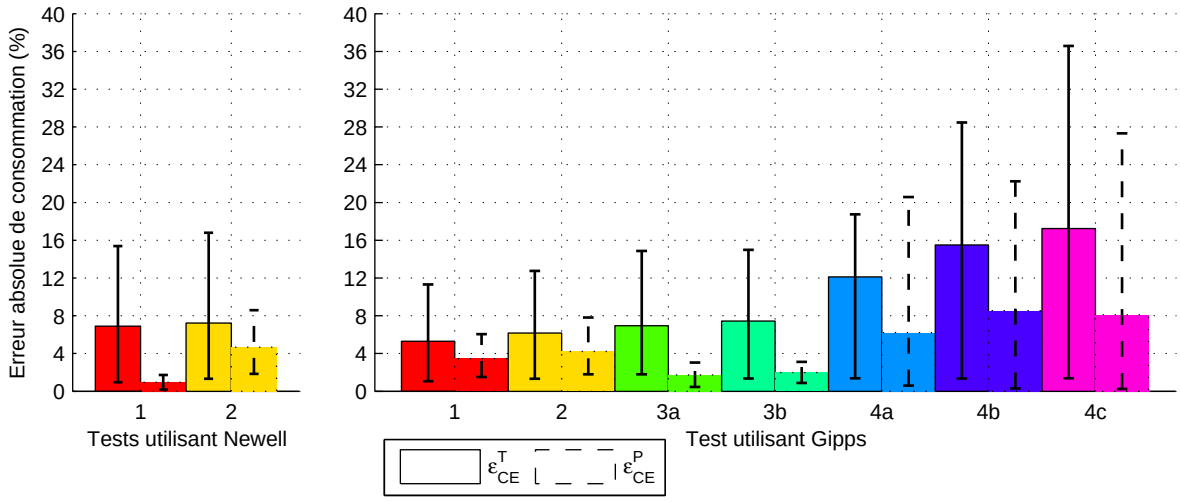


FIGURE 5.12 – *Test 1 à 4 : $|\varepsilon_{CE}|$ et $|\varepsilon_{CEC}|$ moyens par test avec l'intervalle comprenant 80% des résultats.*

Globalement il n'y a pas une différence considérable entre les distributions des ε_{CE}^{T} entre les tests 1 et 2 avec Newell même si l'on trouve des RMSE plus faibles au test 1. Les deux valeurs moyennes se trouvent autour de zéro (0,6%) dans un intervalle entre les minimums -20,8% (test 1) et -20,1% (test 2) et les maximums 28,2% (test 1) et 26,1% (test 2) ; c'est-à-dire que les consommations énergétiques sont à la fois surestimées, ou sous-estimées.

En comparant les résultats cités ci-dessus avec les mêmes tests utilisant Gipps, il est observé que les profils des vitesses simulées (avec plus faibles RMSE) génèrent des erreurs liées à la consommation énergétique par trajectoire plus faible, avec une tendance plus forte à la sous-estimation. Tandis qu'avec Newell $|\varepsilon_{CE}^{T}|$ moyen est égal à 6,9% au test 1 et 7,2% au test 2, avec

Gipps $|\varepsilon_{CE}^{T}|$ moyen est égal à 5,3% et 6,2% aux tests 1 et 2. Le ε_{CE}^{T} moyen avec Gipps est égal à -3,2% au test 1($\varepsilon_{CE}^{T} \in$ [-14,9 ;12,4]%) et égal à 4,0% au test 2 ($\varepsilon_{CE}^{T} \in$ [-16,3 ;19,4]%). Dans ce cas, avec les deux modèles de trafic, la simulation des trajectoires à partir d'un prédécesseur simulé au lieu de la trajectoire réelle du prédécesseur a une faible influence sur la consommation énergétique d'une trajectoire.

Pour les autres tests avec Gipps, la figure 5.12 montre que de même que pour le RMSE, les valeurs de ε_{CE}^{T} augmentent jusqu'au test 4c. Les valeurs maximales de $|\varepsilon_{CE}^{T}|$ sont égales à 31,8%, 35,7%, 229,7%, 238,2% et 255,0% pour les tests 3 à 4c.

En analysant maintenant les valeurs de ε_{CE}^{P} avec Newell et Gipps, il est observé que ces valeurs sont plus faibles que les valeurs de ε_{CE}^{T}. Ceci montre la compensation des erreurs de consommation énergétique pour un ensemble de trajectoires qui est en outre, plus forte au test 1 qu'au test 2 quel que soit le modèle. Dans ce cadre, trois questions se posent :

- La grande différence entre les valeurs de ε_{CE}^{P} avec Newell une fois que la distribution des valeurs de ε_{CE}^{T} sont semblables : au test 1 $|\varepsilon_{CE}^{P}|$ moyenne est égale à 0,9%, au test 2 celle-ci est égale à 4,9%.
- Tandis que les erreurs par trajectoire ε_{CE}^{T} sont plus faibles avec Gipps, les erreurs par peloton ε_{CE}^{P} sont plus fortes ou semblables avec Gipps, notamment au test 1 : au test 1 $|\varepsilon_{CE}^{P}|$ moyenne égale à 3,5% et au test 2 $|\varepsilon_{CE}^{P}|$ moyenne égale à 4,2%).
- Les valeurs de ε_{CE}^{P} sont plus faibles aux tests 3a et 3b que les tests 1 et 2 et les tests 4 avec Gipps : les valeurs moyennes de $|\varepsilon_{CE}^{P}|$ sont égales à 1,7%, 2,0%, 5,2%, 18,5% et 9,0% pour les tests 3 à 4c.

Cet effet de compensation entre les erreurs de consommation énergétique a été bien illustré au chapitre 3 qui montre également la difficulté de déterminer comment cela se produit étant donné le caractère aléatoire et complexe des combinaisons. Ainsi, pour mieux comprendre comment ces erreurs évoluent de l'échelle d'une trajectoire à l'échelle d'un peloton, l'analyse ci-après est développée, précédée par un résumé des principales conclusions d'après les tests 1 à 4 :

- En comparant les deux modèles de trafic utilisés, on a montré que les trajectoires avec plus faibles RMSE résultant de la simulation avec le modèle de Gipps génèrent des erreurs d'estimation de consommation plus faibles au niveau d'un véhicule ;
- En regardant l'évolution des erreurs du test 1 au 4, le RMSE et les erreurs d'estimation des consommations énergétiques par trajectoire augmentent, notamment aux tests 4 où les paramètres sont pris au hasard.

Analyse de l'évolution des erreurs au long des pelotons

On se focalise ici sur l'analyse de l'évolution de l'erreur par peloton. On commence cette analyse avec la présentation des RMSE, des ε_{CE}^{T} et ε_{CEC} pour un peloton choisi (figure 5.13) où les trajectoires simulées sont calculées en utilisant le modèle de Newell.

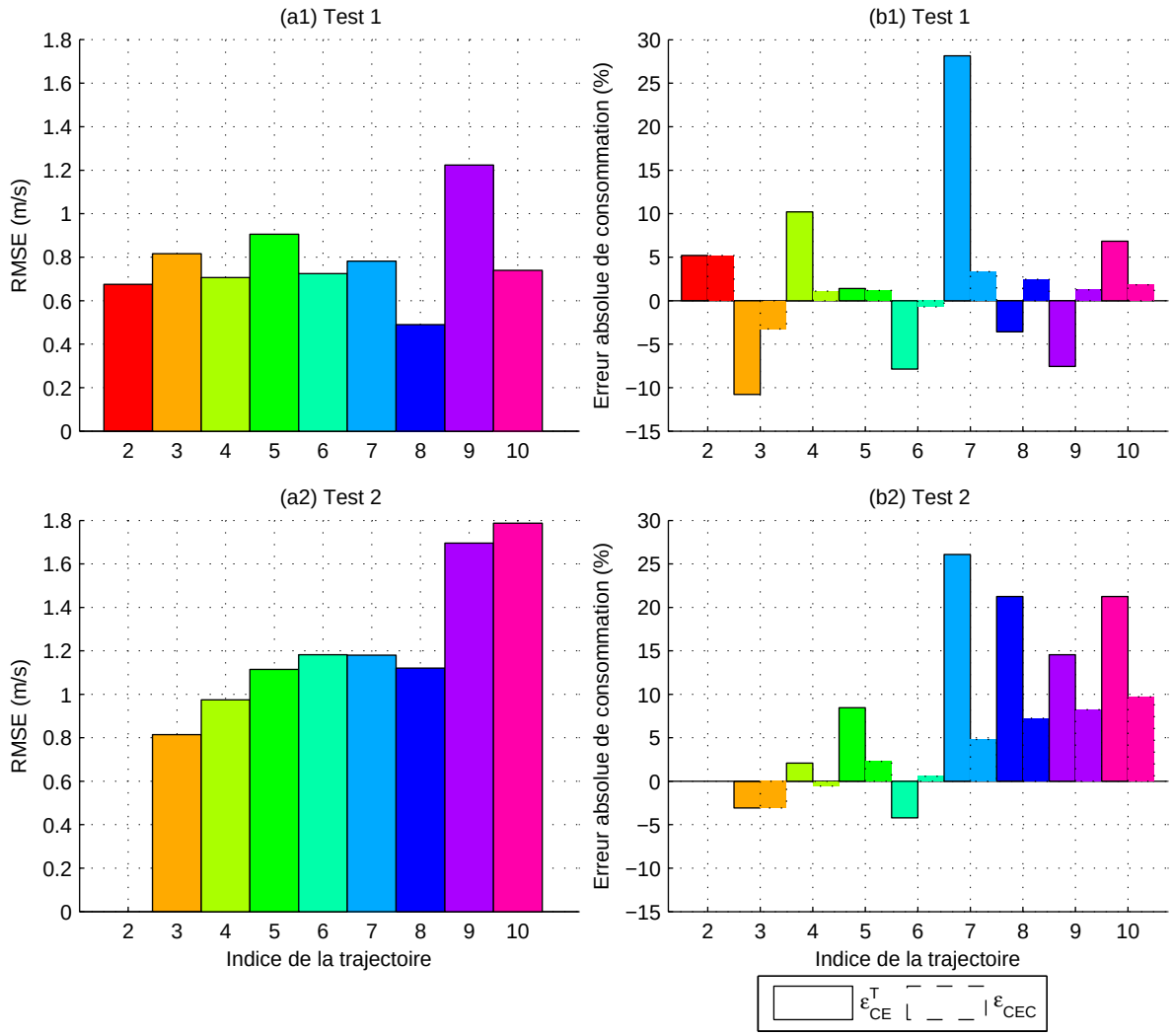


FIGURE 5.13 – *En lignes : (1) Test 1 et (2) Test 2 avec le modèle de Newell. En colonnes : (a) RMSE moyen et (b)* ε^T_{CE} *et* ε_{CEC} *moyens des trajectoires* j *du peloton 1.*

A partir de la figure 5.13, on veut montrer comment les erreurs de consommation énergétique sont compensées et réduites au long du peloton, notamment au test 1. Cette réduction est constatée au test 2, même si les valeurs de RMSE augmentent au long des trajectoires du peloton. Ceci est dû aux erreurs cinématiques qui amènent soit à la surestimation soit à la sous-estimation de la consommation énergétique. Par conséquent, les écarts de consommation sont compensés au niveau d'un peloton et leur grandeur dépend de leur signe par trajectoire. En outre, ce cas particulier montre que pour le test 1 les erreurs cumulées tendent à diminuer au long des trajectoires. En contrepartie, pour le test 2, ces erreurs augmentent au long des trajectoires.

En prenant en compte les remarques d'après la figure 5.13, les valeurs moyennes de RMSE, ε^T_{CE} et $|\varepsilon_{CEC}|$ sont présentées sur les figures suivantes.

Les figures 5.14 et 5.15 présentent ces résultats pour les tests 1 et 2 avec Newell et Gipps respectivement.

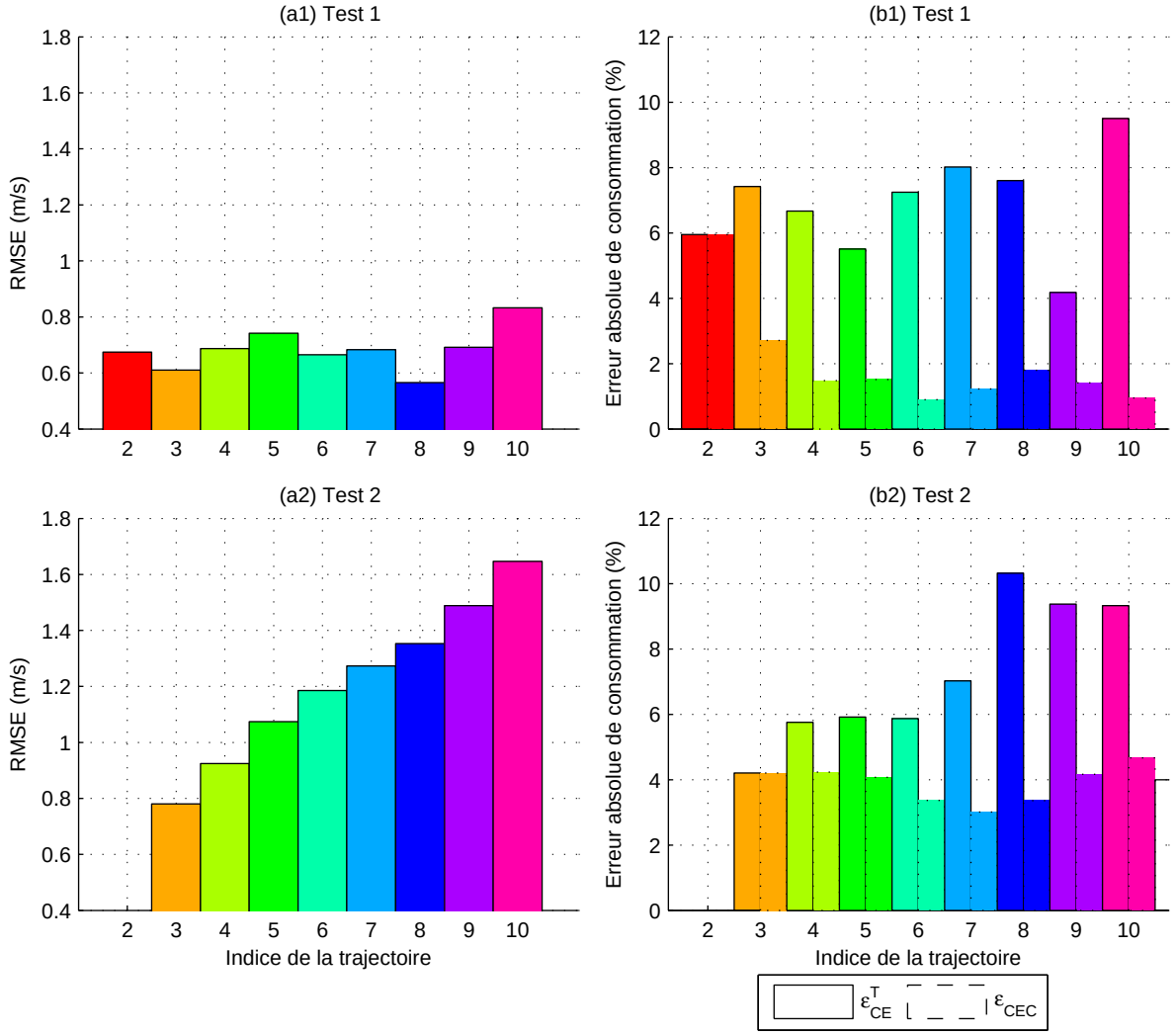


FIGURE 5.14 – *En lignes : (1) Test 1 et (2) Test 2 avec le modèle de Newell. En colonnes : (a) RMSE moyen et (b) ε^T_{CE} et $|\varepsilon_{CEC}|$ moyens des trajectoires j de tous les pelotons.*

La figure 5.14 montre d'abord comment au test 1, où la trajectoire simulée est calculée à partir du prédécesseur réel, le RMSE et la valeur de ε^T_{CE} par trajectoire d'un peloton varient selon la solution optimal trouvée, indépendamment de la position de trajectoire dans le peloton. Les erreurs cumulées ε_{CEC} tendent ainsi à diminuer au long du peloton.

Ensuite, la même figure montre comment au test 2, à mesure que les trajectoires simulées sont calculées avec les mêmes valeurs de w_{opt} mais à partir d'un prédécesseur simulé, l'erreur en terme de RMSE en m/s est propagée au long du peloton. Si l'on regarde les valeurs de ε^T_{CE}, les résultats montrent une légère tendance à l'augmentation de la première à la dernière trajectoire du peloton. Le résultat le plus important cependant, concerne les erreurs cumulées ε_{CEC}. Cette propagation de l'erreur de trafic et la combinaison des ε^T_{CE} successives, qui sont plus fortes pour les dernières trajectoires du peloton, entraine des valeurs plus fortes de ε_{CEC} avec également une augmentation pour les dernières trajectoires du peloton.

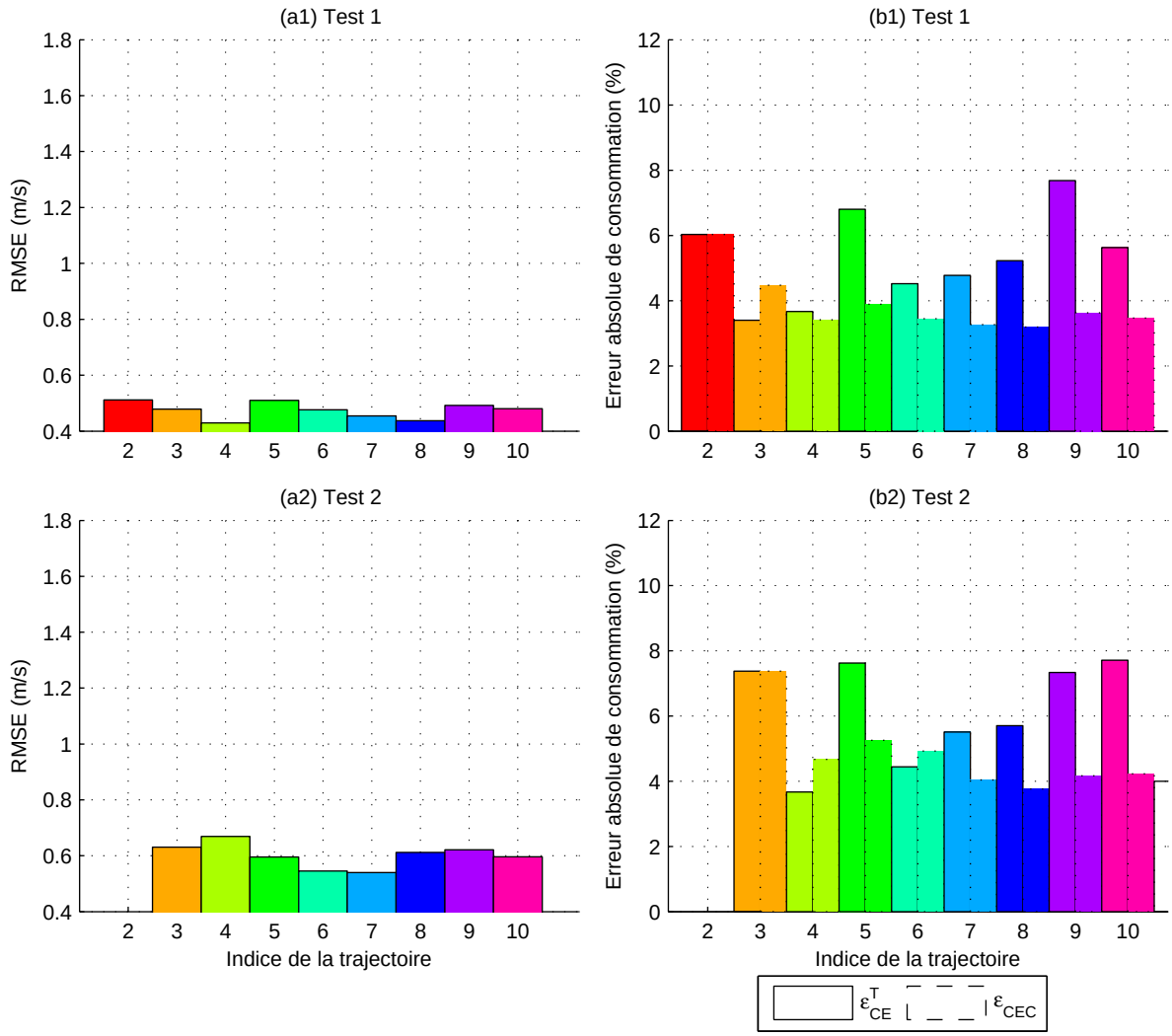


FIGURE 5.15 – *En lignes : (1) Test 1 et (2) Test 2 avec le modèle de Gipps. En colonnes : (a) RMSE moyen et (b)* ε^T_{CE} *et* $|\varepsilon_{CEC}|$ *moyens des trajectoires* j *de tous les pelotons.*

Les résultats de la figure 5.15 montrent que, pour les tests 1 et 2, les valeurs de RMSE et des erreurs d'estimation de la consommation énergétique sont indépendants de la position de la trajectoire dans le peloton. Ceci veut dire que l'on ne voit pas la propagation des erreurs comme dans le test 2 avec Newell. Par conséquent, la grandeur des $|\varepsilon_{CEC}|$ est la même pour le test 1 et 2 avec Gipps. Les valeurs de $|\varepsilon_{CEC}|$ sont plus fortes en raison de la tendance à la sous-estimation de la consommation énergétique avec Gipps. Ainsi, l'effet de compensation est plus faible.

A partir de ces deux figures on peut résumer les principales conclusions :

– La simulation des trajectoires à partir de prédécesseurs simulés avec Newell entraine à une propagation de l'erreur en termes de RMSE de la première à la dernière trajectoire du peloton. Même si cela a peu d'influence sur l'erreur de consommation énergétique par trajectoire (ces erreurs plutôt oscillent de la première à la dernière trajectoire du peloton), l'erreur totale par peloton se montre plus élevée.

– La simulation des trajectoires à partir de prédécesseurs soit réels ou simulés avec Gipps

a peu d'influence sur le RMSE, si l'on regarde les trajectoires d'un même peloton (il n'y a pas la propagation de l'erreur RMSE comme vu avec Newell).

La figure 5.16 montre les mêmes résultats présentés aux figures précédentes mais pour les tests 3a et 3b avec Gipps.

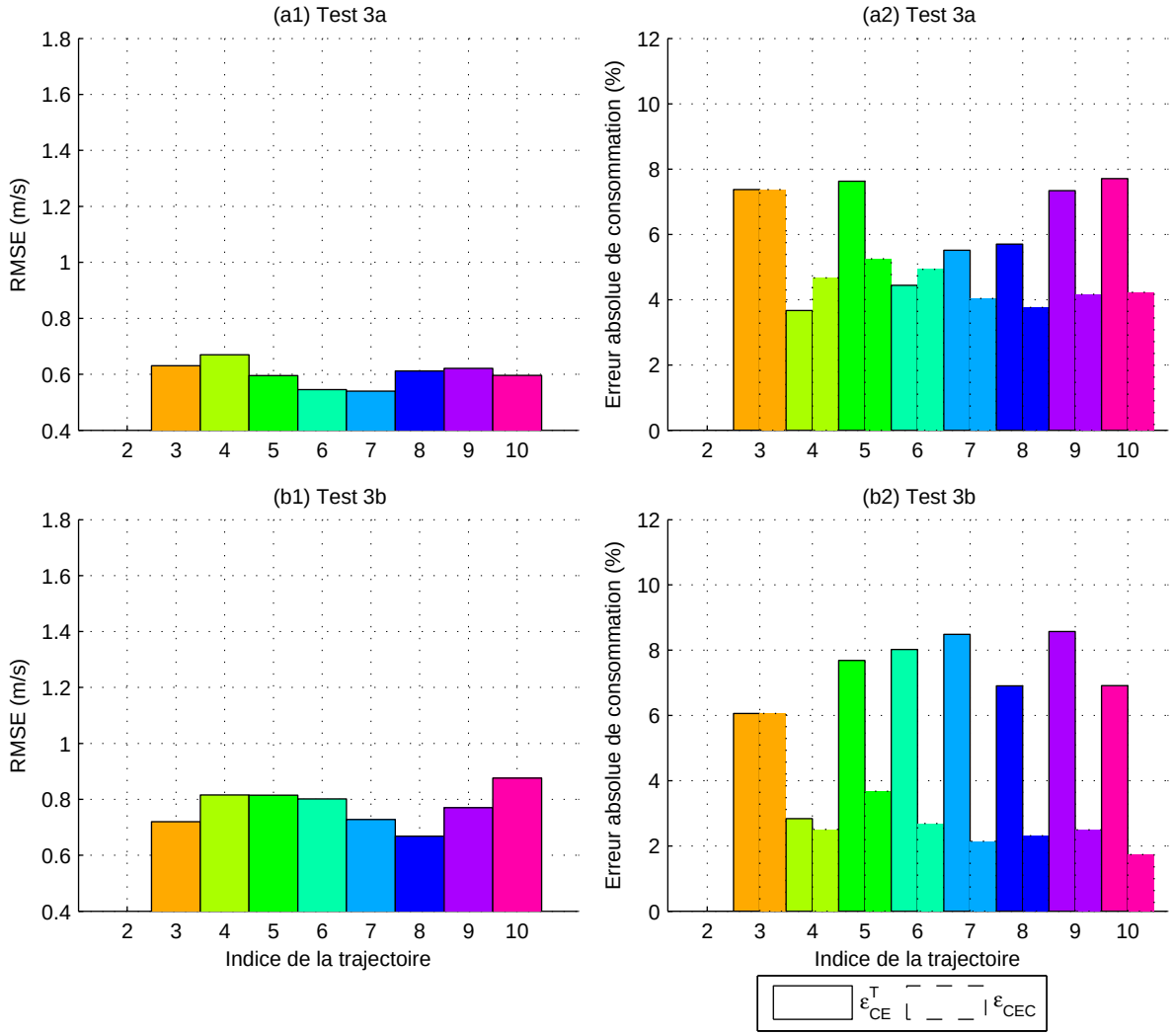


FIGURE 5.16 – *En lignes : (1) Test 3a et (2) Test 3b avec le modèle de Gipps. En colonnes : (a) RMSE moyen et (b)* ε^T_{CE} *et* $|\varepsilon_{CEC}|$ *moyens des trajectoires* j *de tous les pelotons.*

La figure 5.16 montre comme déjà vu à la figure 5.15 que les valeurs de RMSE et des erreurs d'estimation de la consommation énergétique sont indépendantes de la position de la trajectoire dans le peloton. Cependant, à cause du caractère aléatoire de la compensation des erreurs d'estimation de la consommation énergétique, les valeurs de $|\varepsilon_{CEC}|$ sont plus faibles qu'aux tests 1 et 2 même si les valeurs de ε^T_{CE} sont plus fortes. Les mêmes conclusions sont observées si l'on analyse la figure pour les tests 4.

5.3.2 Test 5 : Etude de sensibilité locale

A la section 5.3.1 l'influence du calage des modèles de trafic sur l'estimation de la consommation énergétique a été analysée. Dans cette section, c'est l'influence de l'incertitude du calage qui est analysée à partir d'une étude de sensibilité locale. Cette étude a pour objectif de déterminer comment les incertitudes sur le calage optima des modèles pour le trafic influent l'estimation de la consommation énergétique.

L'étude de sensibilité locale est réalisée à partir de quatre paires de trajectoires (prédécesseur et suiveur) sélectionnées parmi les données étudiées. A partir de chaque trajectoire réelle du prédécesseur Y_{j-1}^r, les trajectoires simulées des suiveurs Y_j^s sont tracées avec leurs vecteurs de paramètres optimaux C du modèle de Gipps ($C = [V_j^{Max}, a_j^{Max}, \tau, Safety, \hat{b}_{j-1}, b_j]$). Ensuite, d'autres trajectoires simulées Y_j^s sont tracées en faisant varier individuellement chaque paramètre C entre les bornes d'incertitude correspondantes (voir tableau 5.1). L'analyse est enfin réalisée à partir des indicateurs suivants en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps : (i) le temps passé en régime congestionné (T_c en %) de Y_j^s, (ii) la vitesse maximale atteinte par Y_j^s, (iii) le RMSE entre Y_j^r et Y_j^s et (iv) la ε_{CE}^T également entre Y_j^r et Y_j^s.

Les quatre paires de trajectoires de cette étude ont été sélectionnées selon les critères suivants :

- La paire de trajectoires ID = 40 a été sélectionnée pour avoir le plus grand domaine valide (section 5.1.3), c'est-à-dire que, pour cette paire, les valeurs des paramètres du modèle de Gipps varient le plus entre les bornes d'incertitude propres à chaque paramètre ;
- La paire de trajectoire ID = 47 a été sélectionnée pour avoir les valeurs de $\hat{b}_{j-1}$ et b_j élevées et égales aux bornes supérieures de l'intervalle d'incertitude (10 m/s^2) ;
- La paire de trajectoire ID = 60 a été sélectionnée pour avoir la consommation énergétique de la trajectoire simulée sous-estimée, contrairement aux autres trajectoires ;
- La paire de trajectoire ID = 71 a été sélectionnée pour avoir la valeur de V_j^{Max} élevée et égale à la limite supérieure de l'intervalle d'incertitude (50 m/s), la valeur τ faible et égale à la limite inférieure de l'intervalle d'incertitude (0,1 s) et une valeur faible de ε_{CE}^T (-1,5%).

Selon les modèles de poursuite tel le modèle de Gipps, le conducteur du véhicule contrôle sa conduite en fonction de la trajectoire de son prédécesseur. Ainsi, selon les valeurs des paramètres du modèle, à mesure que le véhicule s'approche de la trajectoire de son prédécesseur, la consommation énergétique du véhicule s'approche également de celle de son prédécesseur (surtout dans le cas où les vitesses initiales des véhicules sont similaires). Par conséquent, dans cette étude, les trajectoires simulées Y_j^s des véhicules ID = [40,47,71] ont les consommations énergétiques sous-estimées par rapport à celles des trajectoires réelles Y_j^r (égales à 1,4, 2,0 et 2,6 dl respectivement) car plus Y_j^s s'approchent des Y_{j-1}^r, plus les consommations énergétiques des Y_j^s diminuent vers celles des Y_{j-1}^r (égales à 1,2, 1,9 et 2,5 dl respectivement). En outre, les trajectoires simulées Y_j^s du véhicule ID = [60] ont des consommations énergétiques surestimées par rapport à celle de la trajectoire réelle Y_j^r (égale à 2,1 dl) car plus Y_j^s s'approchent de Y_{j-1}^r, plus les consommations énergétiques des Y_j^s augmentent vers celles de Y_{j-1}^r (égale à 2,2 dl).

En prenant en compte ces remarques, on commence par l'analyse de V_j^{Max} (figure 5.17)

et a_j^{Max} (figure 5.20) qui décrivent la trajectoire du véhicule en régime libre (voir équation 5.7). Les autres paramètres qui décrivent la trajectoire du véhicule en régime congestionné sont analysés ensuite (figures 5.21 à 5.25). Sur chaque figure les paramètres optimaux sont indiqués par un cercle.

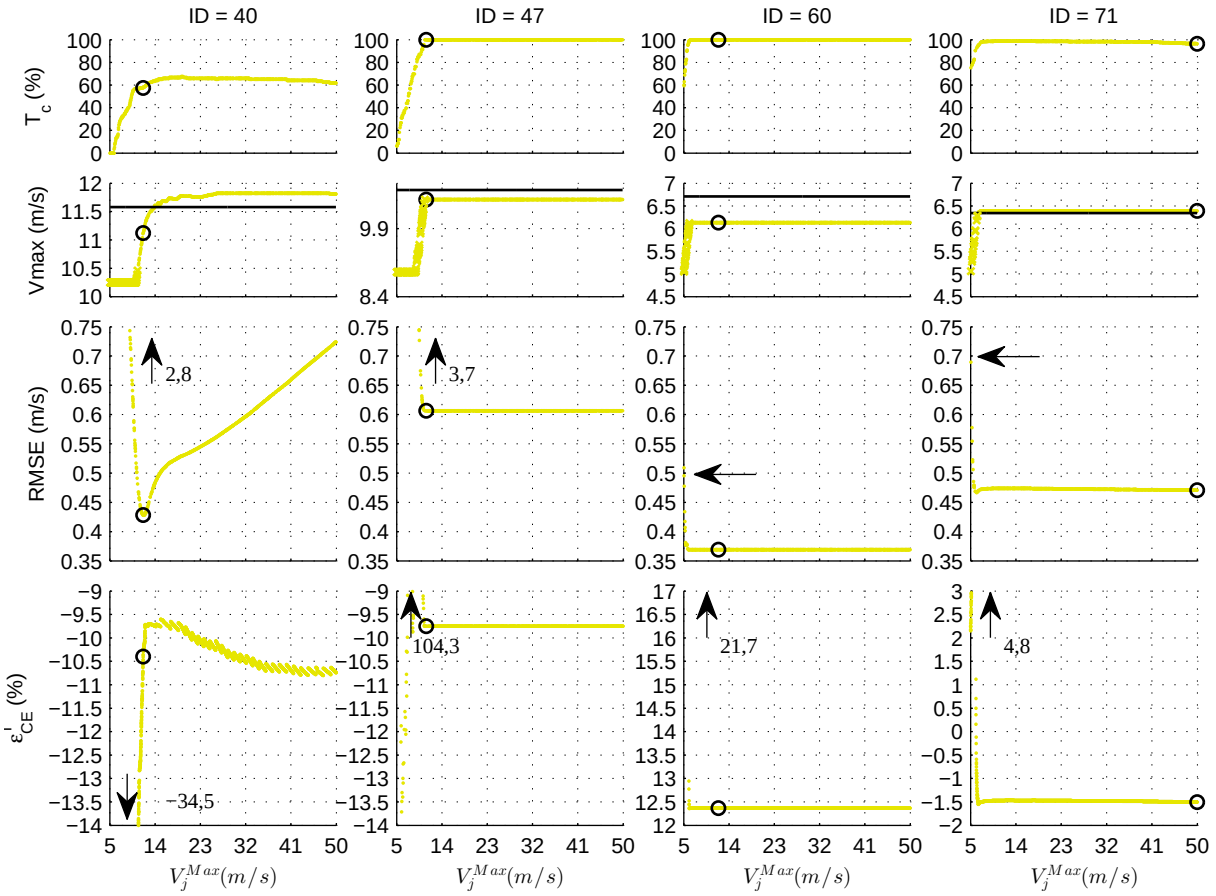


FIGURE 5.17 – *Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique ε_{CE}^T en fonction du paramètre du modèle de Gipps V_j^{Max}.*

Selon le modèle de Gipps, si le véhicule n'est pas contraint par son prédécesseur, l'accélération augmente avec la vitesse et après diminue jusqu'à zéro à mesure que le véhicule s'approche de la vitesse maximale désirée V_j^{Max}.

La figure 5.17 montre que pour des valeurs faibles de V_j^{Max}, le véhicule atteint la valeur V_j^{Max}. Ceci est indiqué sur la courbe V_{max} en fonction de V_j^{Max} par les points en croix (figure 5.17). Par conséquent, le RMSE et ε_{CE}^T sont très élevés car ces trajectoires s'éloignent de la trajectoire réelle avec des vitesses maximales V_{max} très faibles (voir exemple sur la figure 5.19). En outre, le temps passé en congestion est plus faible car, avec de vitesses plus faibles, le véhicule est moins contraint par son prédécesseur.

La variation de V_j^{Max} fait varier le RMSE dans une plage de 0,2 à 3,0 m/s à partir du minimum localisé à V_j^{Max} optimum. En terme de consommation énergétique, la variation de V_j^{Max} fait le ε_{CE}^T varier entre 6 et 100 %.

La figure 5.19 montre comment pour les trajectoires simulées ID = 47 avec V_j^{Max} égal

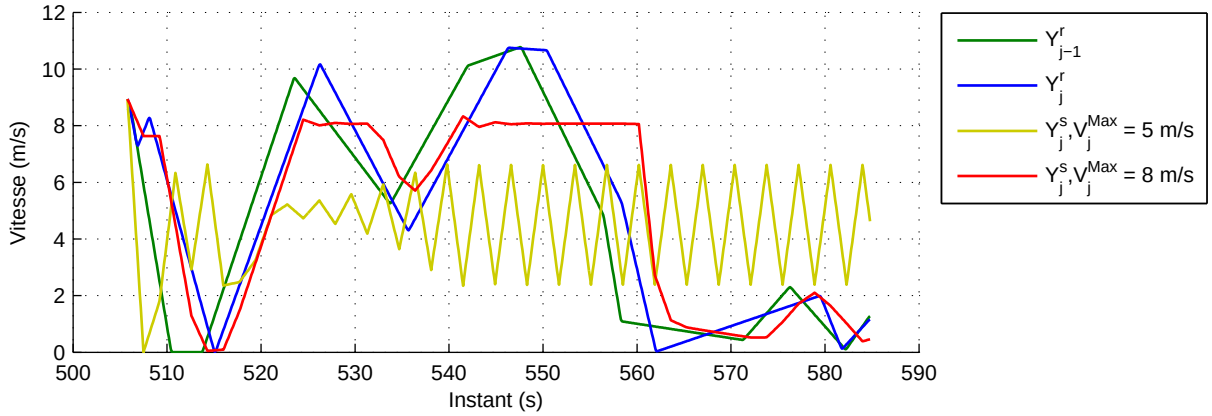


FIGURE 5.18 – *Exemple pour le pair ID = 47 : les profils de vitesse réels et simulés.* Y^r_{j-1} *: le prédécesseur réel ;* Y^r_j *: le suiveur réel ;* Y^s_j, V^{Max}_j *= 5 m/s : le suiveur simulé avec* V^{Max}_j *égal à 5 m/s ;* V^{Max}_j *= 8 m/s : le suiveur simulé avec* V^{Max}_j *égal à 8 m/s.*

à 8,0 m/s les V_{max} sont réduites par rapport aux réelles (RMSE = 1,4 m et ε^T_{CE} égal à -9,7%). En outre, la même figure montre que pour V^{Max}_j égal à 5,0 m/s, des trajectoires qui ne correspondent pas à des trajectoires physiquement réalisables sont simulées (RMSE = 3,7 m et ε^T_{CE} égal à 101,7%). C'est en raison de ces très faibles valeurs de V^{Max}_j que l'on trouve des trajectoires avec des RMSE et ε^T_{CE} très élévés.

En continuant l'analyse de la figure 5.17. A mesure que V^{Max}_j augmente, les vitesses maximales simulées augmentent. Pour les trajectoires simulées ID = 47 et 60, à partir du point où V^{Max}_j n'est plus atteinte, le temps passé en congestion atteint son maximum (100%) et la trajectoire simulée et la consommation respective sont les mêmes indépendamment de la valeur de V^{Max}_j. Pour les trajectoires simulées ID = 71 le temps passé en congestion varie encore un peu à partir de ce point de stabilisation (entre 98,6 et 96,4%). Par conséquent, la valeur de V^{Max}_j est prise en compte pour la simulation mais avec faible influence sur le RMSE et la consommation énergétique.

Enfin, si l'on regarde également les courbes des trajectoires ID = 40 à partir du point où V^{Max}_j n'est plus atteinte, la figure 5.17 montre qu'à mesure que V^{Max}_j augmente le véhicule continue à accélérer et atteint des valeurs de V_{max} plus élevées que celles de la trajectoire réelle (temps passé en congestion maximum égal à 67,5%). Dans ce cas, les valeurs de RMSE augmentent avec les valeurs de V^{Max}_j mais la consommation énergétique diminue alors qu'une augmentation est attendue. La figure 5.19 montre la raison de l'augmentation de la consommation énergétique.

Dans ce cas, la figure 5.19 montre que même si la vitesse maximale des trajectoires simulées est plus élevée que la réelle, les vitesses maximales atteintes aux instants 118,8 et 153,3 s avant le début de la décélération sont réduites en réduisant la consommation énergétique totale. Pour les trajectoires simulées ID = 40 avec V^{Max}_j égal à 14,0 m/s, le RMSE est égal à 0,5 m et ε^T_{CE} égal à -9,7%. Pour les trajectoires simulées ID = 40 avec V^{Max}_j égal à 50,0 m/s, le RMSE est égal à 0,7 m et ε^T_{CE} égal à -10,7%.

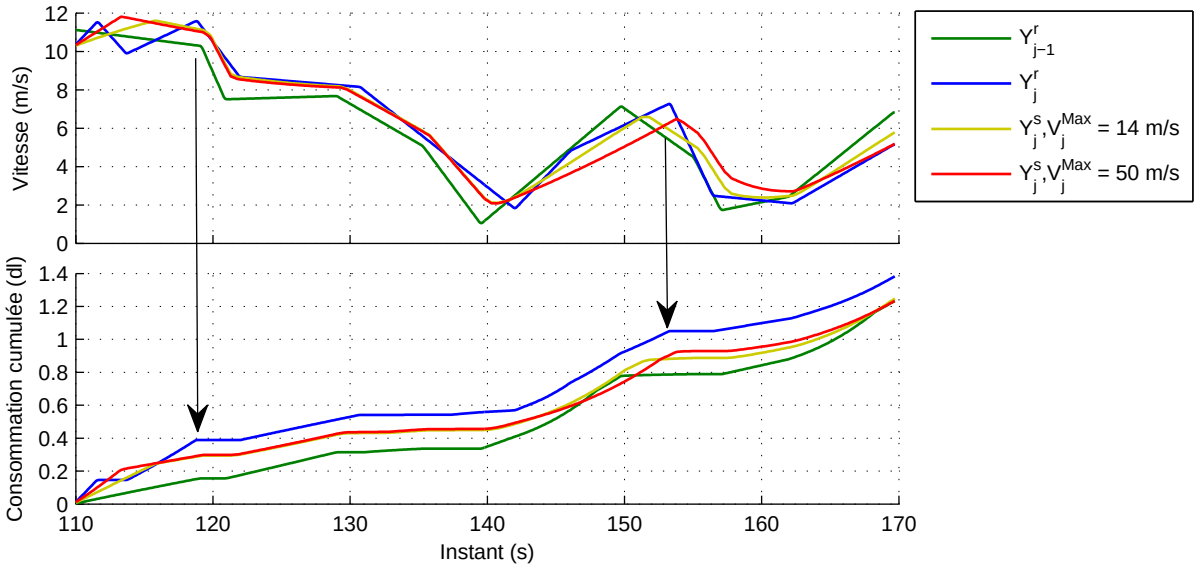


FIGURE *5.19 – Exemple pour le pair ID = 40 : les profils de vitesse réels et simulés. Y^r_{j-1} : le prédécesseur réel ; Y^r_j : le suiveur réel ; Y^s_j, V^{Max}_j = 14 m/s : le suiveur simulé avec V^{Max}_j égal à 14 m/s ; V^{Max}_j = 50 m/s : le suiveur simulé avec V^{Max}_j égal à 50 m/s.*

A partir des figures 5.17, 5.19 et 5.19 on peut résumer les principales conclusions :

- Pour de très faibles valeurs de V_j^{Max} : à mesure que V_j^{Max} augmente, la vitesse maximale $Vmax$ atteinte tend à augmenter mais toujours au-dessus de la $Vmax$ atteinte par la trajectoire réelle. Dans cette plage, les valeurs de V_j^{Max} ont une grande influence sur le RMSE et le ε_{CE}^T ;
- Pour des valeurs de V_j^{Max} plus élevées on a deux cas :
  - Pour éviter d'entrer en collision avec son prédécesseur, le véhicule ralenti (ID = 47 et 60). V_j^{Max} n'a pas d'influence sur le RMSE et ε_{CE}^T si la trajectoire est à 100% en régime congestionné ;
  - Le véhicule (ID = 40 et 71) continue d'accélérer en fonction de la trajectoire de son prédécesseur et sa vitesse maximale peut dépasser celle de la trajectoire réelle. V_j^{Max} a peu d'influence sur le RMSE et le ε_{CE}^T si la trajectoire n'est pas 100% en régime congestionnée.

On analyse maintenant un autre paramètre du modèle de Gipps. La figure 5.20 montre les résultats pour le paramètre a_j^{Max}, l'accélération maximale du suiveur.

La figure 5.20 montre que la variation de a_j^{Max} fait le RMSE varier dans une plage de 1,0 à 5,0 m/s à partir du minimum localisé à a_j^{Max} optimum. En termes de consommation énergétique, la variation de a_j^{Max} fait le ε_{CE}^T varier entre 8 et 15 %.

Les courbes des figures 5.17 et 5.20 montrent que V_j^{Max} et a_j^{Max} ont la même influence sur le RMSE et ε_{CE}^T. Comme déjà mentionné, au modèle de Gipps, si le véhicule n'est pas contraint par son prédécesseur, l'accélération augmente avec la vitesse et après diminue jusqu'à zéro à mesure que le véhicule s'approche de la vitesse maximale désirée V_j^{Max}. On peut donc transporter les mêmes conclusions que celles pour V_j^{Max} :

- Pour de très faibles valeurs de a_j^{Max} : à mesure que a_j^{Max} augmente, la vitesse maximale

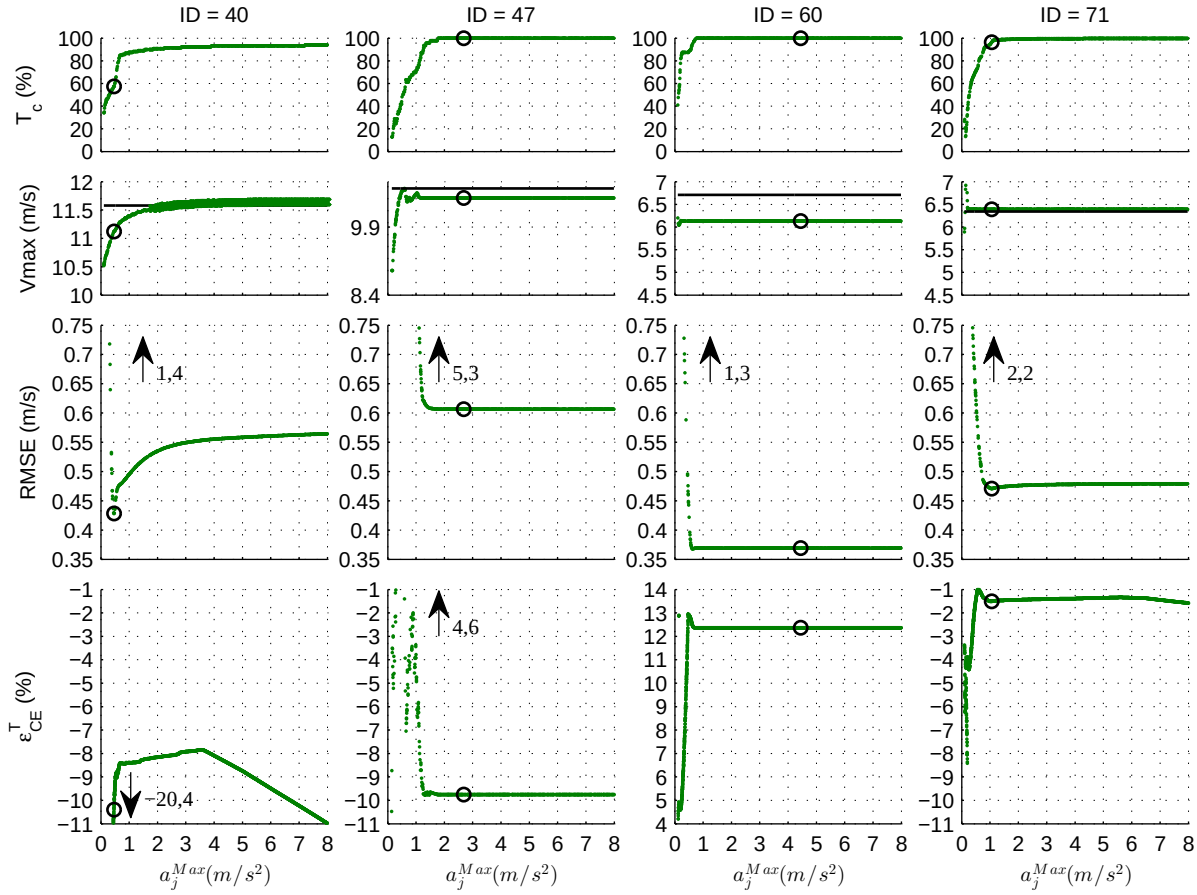


FIGURE 5.20 – *Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique ε_{CE}^{T} en fonction du paramètre du modèle de Gipps a_j^{Max}.*

$Vmax$ atteinte tend à augmenter mais toujours au-dessus de la $Vmax$ atteinte par la trajectoire réelle. Dans cette plage, les valeurs de a_j^{Max} ont une grande influence sur le RMSE et le ε_{CE}^{T}. Cette influence sur ε_{CE}^{T} est cependant moins forte que celle liée aux valeurs de V_j^{Max}. Comme déjà démontré au chapitre 3, c'est la valeur de la vitesse maximale atteinte par le véhicule qui influe le plus sur la consommation énergétique. Dans ce cas, les valeurs maximales de RMSE et ε_{CE}^{T} sont moins élevées (voir figures 5.17 et 5.20) ;

- Pour des valeurs de a_j^{Max} plus élevées on a deux cas :
  - Pour éviter d'entrer en collision avec son prédécesseur, le véhicule ralentit (ID = 47 et 60). a_j^{Max} n'a pas d'influence sur le RMSE et ε_{CE}^{T} si la trajectoire est à 100% en régime congestionné ;
  - Le véhicule continue d'accélérer en fonction de la trajectoire de son prédécesseur et sa vitesse maximale peut dépasser celle de la trajectoire réelle (ID = 40, V_j^{Max} est atteinte, et ID = 71). a_j^{Max} a peu d'influence sur le RMSE et le ε_{CE}^{T} si la trajectoire n'est pas 100% en régime congestionné.

Les paramètres qui décrivent la trajectoire du véhicule en régime congestionné sont maintenant étudiés. On commence par l'analyse de τ (figure 5.21).

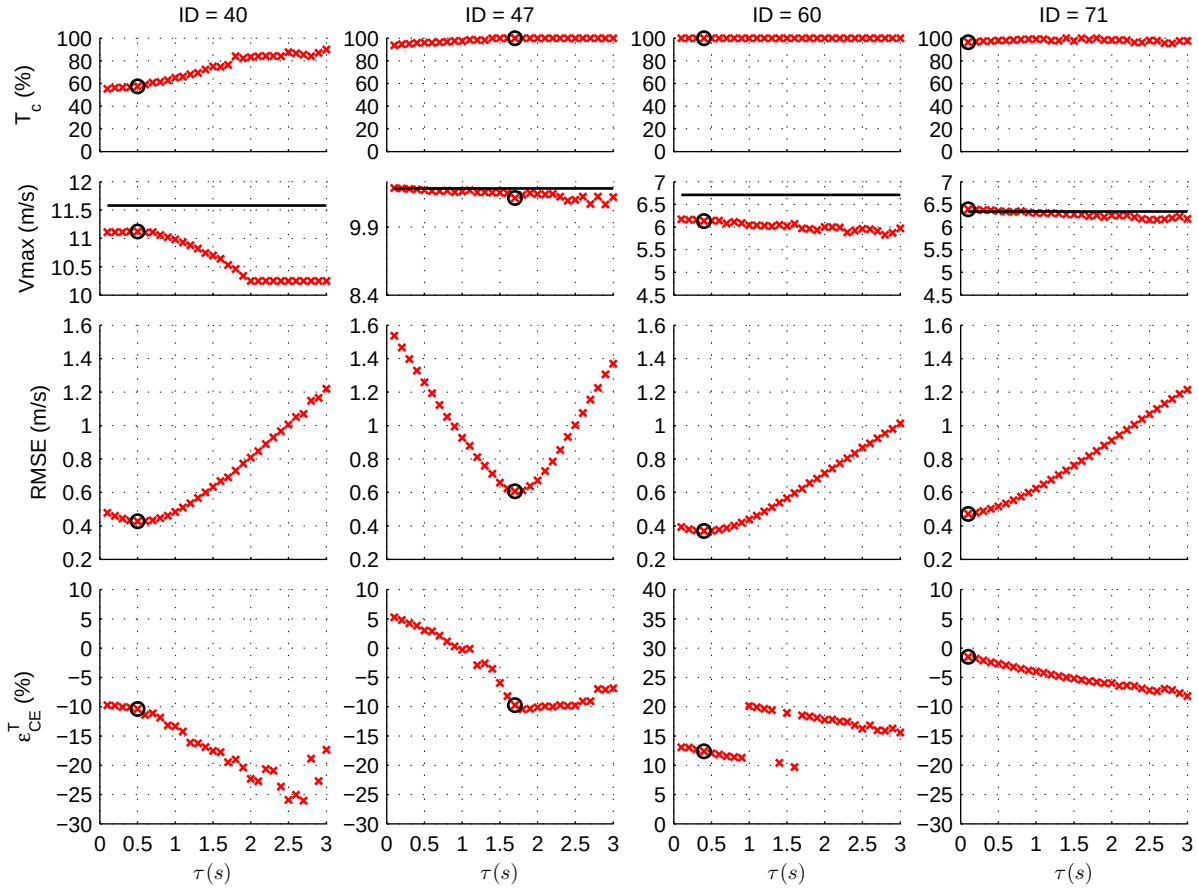


FIGURE 5.21 – *Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique* ε^T_{CE} *en fonction du paramètre du modèle de Gipps* τ.

Le paramètre τ est le temps de réaction du conducteur du véhicule, c'est-à-dire que le conducteur commence à décélérer après que le temps de réaction soit écoulé avec une marge temps de sécurité. Ainsi, à mesure que τ diminue, le véhicule en régime congestionné accélère plus longtemps et s'approche de la trajectoire de son prédécesseur (avec temps passé en congestion plus faible). Par conséquent, le véhicule atteint des vitesses maximales plus élevées comme le montre la figure 5.21. La consommation énergétique tend ainsi à diminuer à mesure que τ et la vitesse maximale diminuent. Comme déjà démontré au chapitre 3, les sauts sur les courbes de ε^T_{CE} sont dûs au régime moteur dans lequel se trouve le véhicule (en fonction de sa vitesse).

La variation de τ fait varier le RMSE dans une plage de 0,6 à 1 m/s à partir du minimum localisé à τ optimum. En terme de consommation énergétique, la variation de τ fait le ε^T_{CE} varier entre 10 et 20 %.

La figure 5.21 montre que des meilleurs trajectoires peuvent être tracées en prenant en compte la consommation énergétique. La figure 5.22 montre un exemple où les trajectoires suivantes sont tracées ainsi que leurs courbes de consommation cumulée respectives (ID = 47) :

i Y^r_{j-1} : le prédécesseur réel ;

ii Y^r_j : le suiveur réel ;

iii Y^s_j optimale : le suiveur simulé avec τ optimal égal à 1,7 s, RMSE = 0,6 m et ε^T_{CE} égal à

-9,7% ;

iv Y_j^s CE optimale : le suiveur simulé avec τ conduisant à la consommation énergétique optimale, τ égal à 1,1 s, RMSE = 0,9 m et ε_{CE}^T égal à -0,1%.

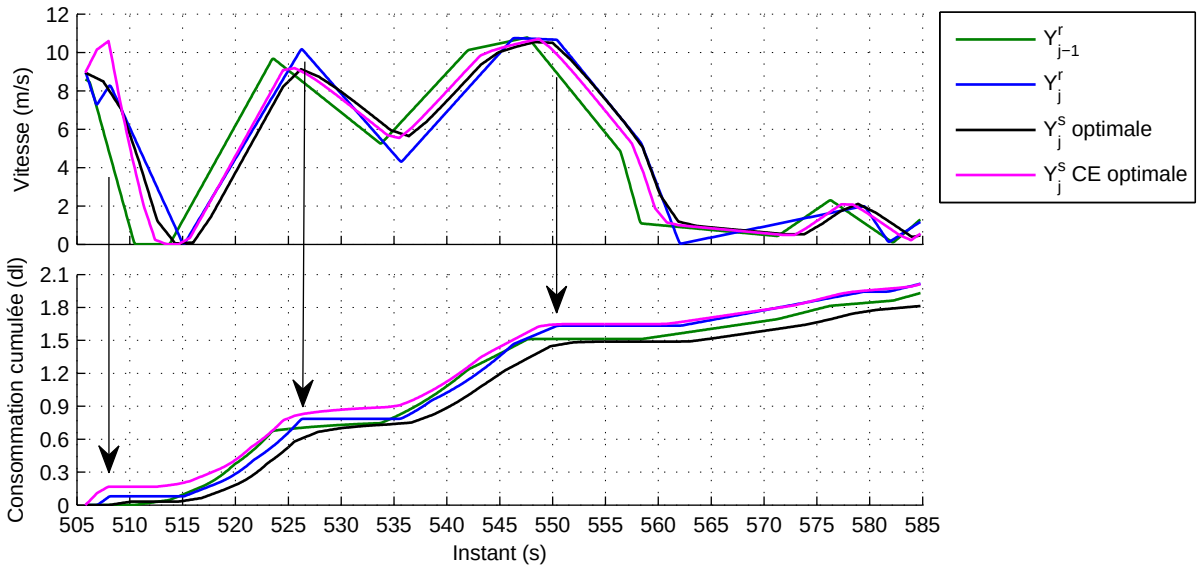


FIGURE 5.22 – *Exemple pour la paire ID = 47 : les profils de vitesse réels et simulés avec les courbes de consommation cumulée respectives. Y_{j-1}^r : le prédécesseur réel , Y_j^r : le suiveur réel, Y_j^s optimale : le suiveur simulé avec τ optimal et Y_j^s CE optimale : le suiveur simulé avec τ conduisant à la consommation énergétique optimale ($|\varepsilon_{CE}^T|$ minimum).*

La figure 5.22 montre comment la réduction des vitesses maximales aux instants égaux à 508,1, 526,2 et 550,3 s sur la trajectoire Y_j^s *optimale* réduit la consommation énergétique totale (indiquée par les flèches verticales). En contrepartie, la surestimation de la vitesse maximale à l'instant égal à 508,1 s sur la trajectoire Y_j^s *CE optimale* compense les autres erreurs cinématiques. Par conséquent, l'erreur de consommation énergétique est la plus faible.

La figure 5.23 montre les résultats pour le paramètre $Safety$.

$Safety$ correspond à la distance de sécurité dans laquelle le véhicule suiveur n'est pas disposé à s'introduire. A mesure que $Safety$ augmente, le véhicule en régime congestionné commence à décélérer plus tôt pour respecter cette distance de sécurité. Par conséquent, le véhicule s'éloigne de la trajectoire de son prédécesseur . Le temps passé en congestion et les vitesses maximales en fonction de $Safety$ sont en contrapartie stables.

La variation de $Safety$ fait varier le RMSE dans une plage de 0,06 à 0,12 m/s à partir du minimum localisé à $Safety$ optimum. En termes de consommation énergétique, la variation de $Safety$ fait le ε_{CE}^T varier entre 2 et 8%.

$Safety$ a ainsi une très faible influence sur la trajectoire simulée. L'estimation de la consommation énergétique peut ainsi être améliorée sans grand impact sur le RMSE notamment la trajectoire ID = 47.

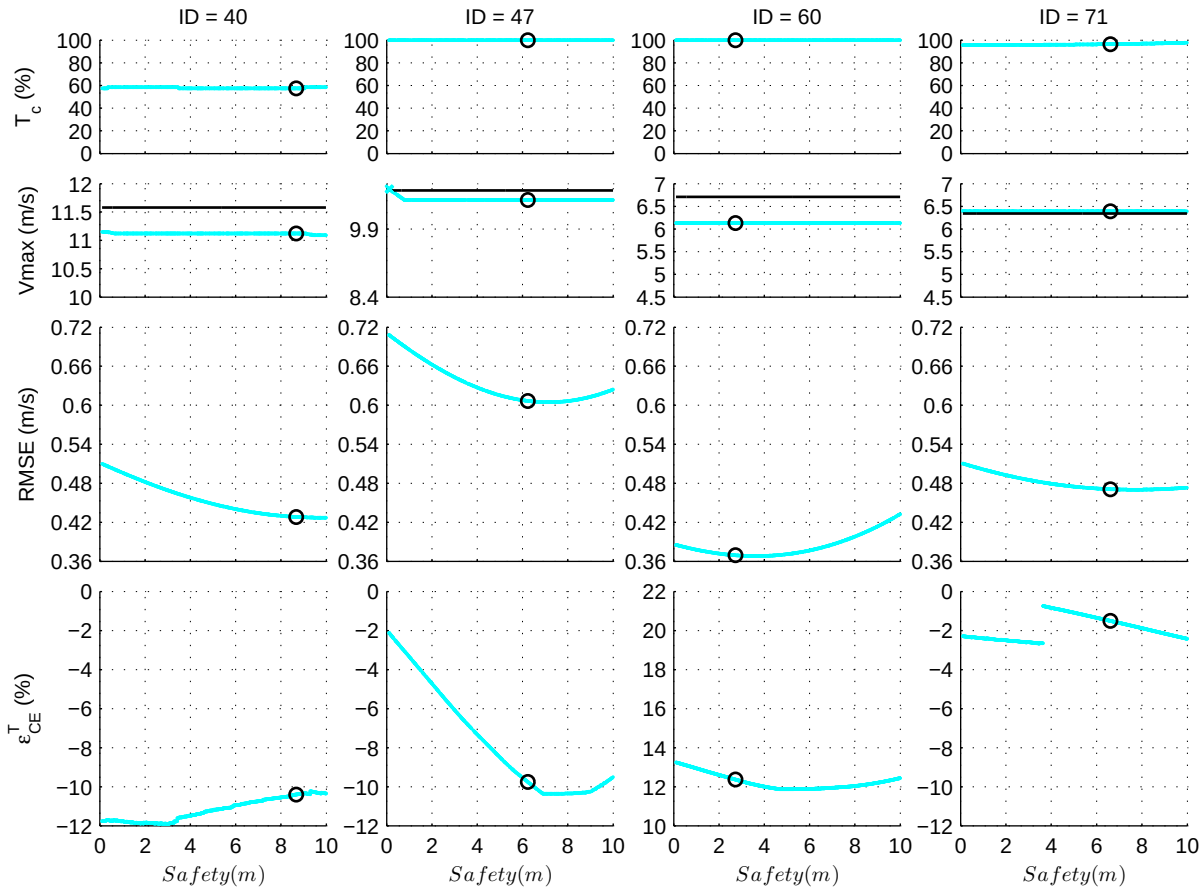


FIGURE 5.23 – *Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique* ε^T_{CE} *en fonction du paramètre du modèle de Gipps* $Safety$.

La figure 5.24 montre les résultats pour le paramètre $\hat{b}_{j-1}$.

$\hat{b}_{j-1}$ correspond à l'estimation du suiveur de la décélération maximale du prédécesseur. A mesure que $\hat{b}_{j-1}$ diminue, le véhicule en régime congestionné estime que son prédécesseur décélère plus lentement. Par conséquent, le véhicule s'approche de la trajectoire de son prédécesseur et accélère plus longtemps, le temps passé en congestion diminue et les valeurs de V_{max} et de la consommation énergétique augmentent.

La variation de $\hat{b}_{j-1}$ fait varier le RMSE dans une plage de 0,4 à 1,0 m/s à partir du minimum localisé à $\hat{b}_{j-1}$ optimum. En termes de consommation énergétique, la variation de $\hat{b}_{j-1}$ fait le ε^T_{CE} varier entre 10 et 20 %.

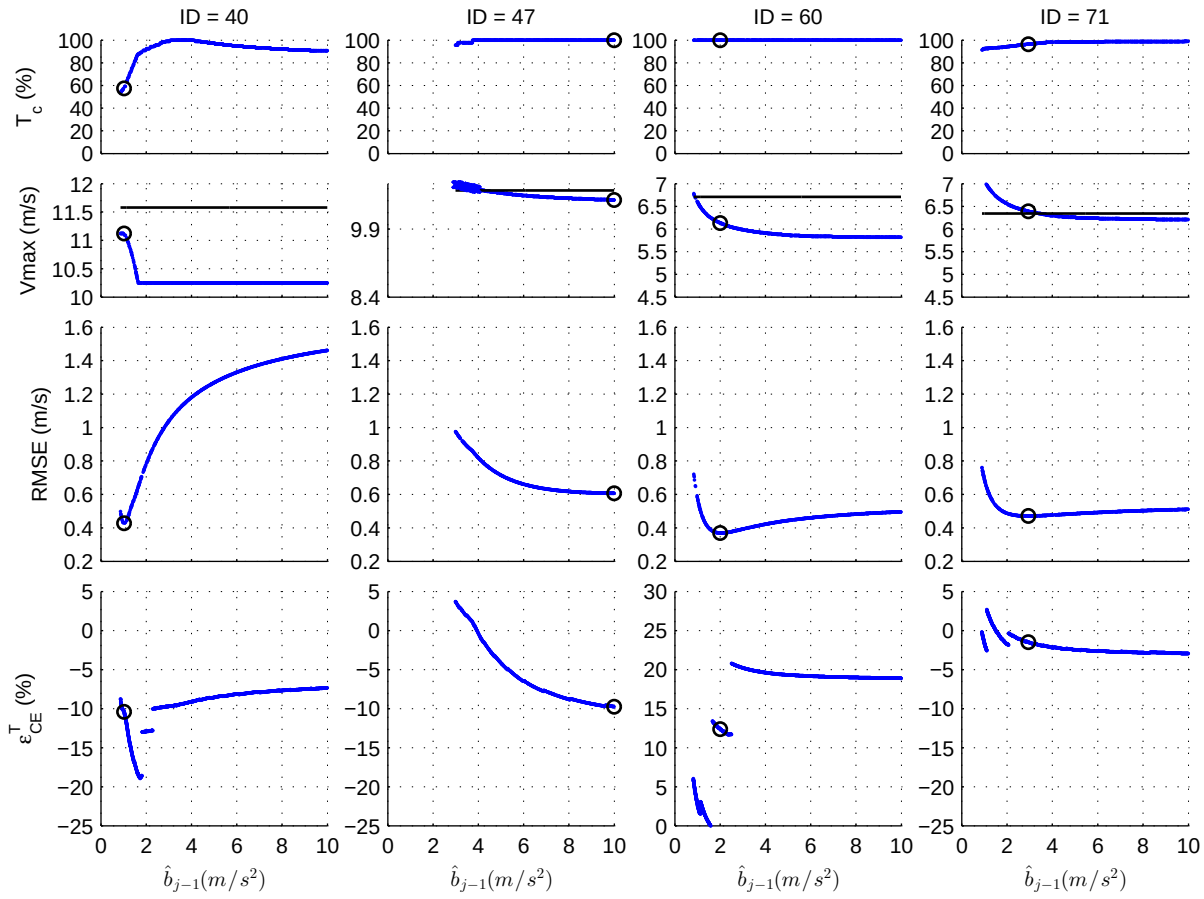


FIGURE 5.24 – *Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique ε^T_{CE} en fonction du paramètre du modèle de Gipps $\hat{b}_{j-1}$.*

La figure 5.24 montre les résultats pour le paramètre b_j, la décélération maximale du suiveur.

b_j a un effet contraire sur le RMSE et ε^T_{CE} par rapport à $\hat{b}_{j-1}$. A mesure que b_j diminue, le véhicule en régime congestionné décélère plus fort. Par conséquent, le véhicule passe plus longtemps en décélération et s'éloigne de la trajectoire de son prédécesseur, le temps passé en congestion tend à augmenter et les valeurs de V_{max} et de consommation énergétique diminuent.

La variation de b_j fait varier le RMSE dans une plage de 1,0 à 1,5 m/s à partir du minimum localisé à b_j optimum. En termes de consommation énergétique, la variation de b_j fait varier le ε^T_{CE} entre 10 et 20%.

Les résultats de l'étude de sensibilité locale ont été présentés sur les figures 5.17 à 5.25. A partir de ces figures on a montré l'effet de la variation de chaque paramètre du modèle de Gipps sur la consommation énergétique et, le plus important, que les trajectoires optimales pour le trafic ne sont pas nécessairement les optima pour la consommation énergétique. Ceci veut dire que les trajectoires peuvent être également calées pour notre modèle de consommation énergétique. Toutefois, ce calage doit toujours se faire en termes de consommation énergétique et trafic ensemble afin d'éviter que la consommation optimale soit le résultat de l'effet aléatoire de la compensation des erreurs mais de la meilleure représentation du trafic pour les deux aspects.

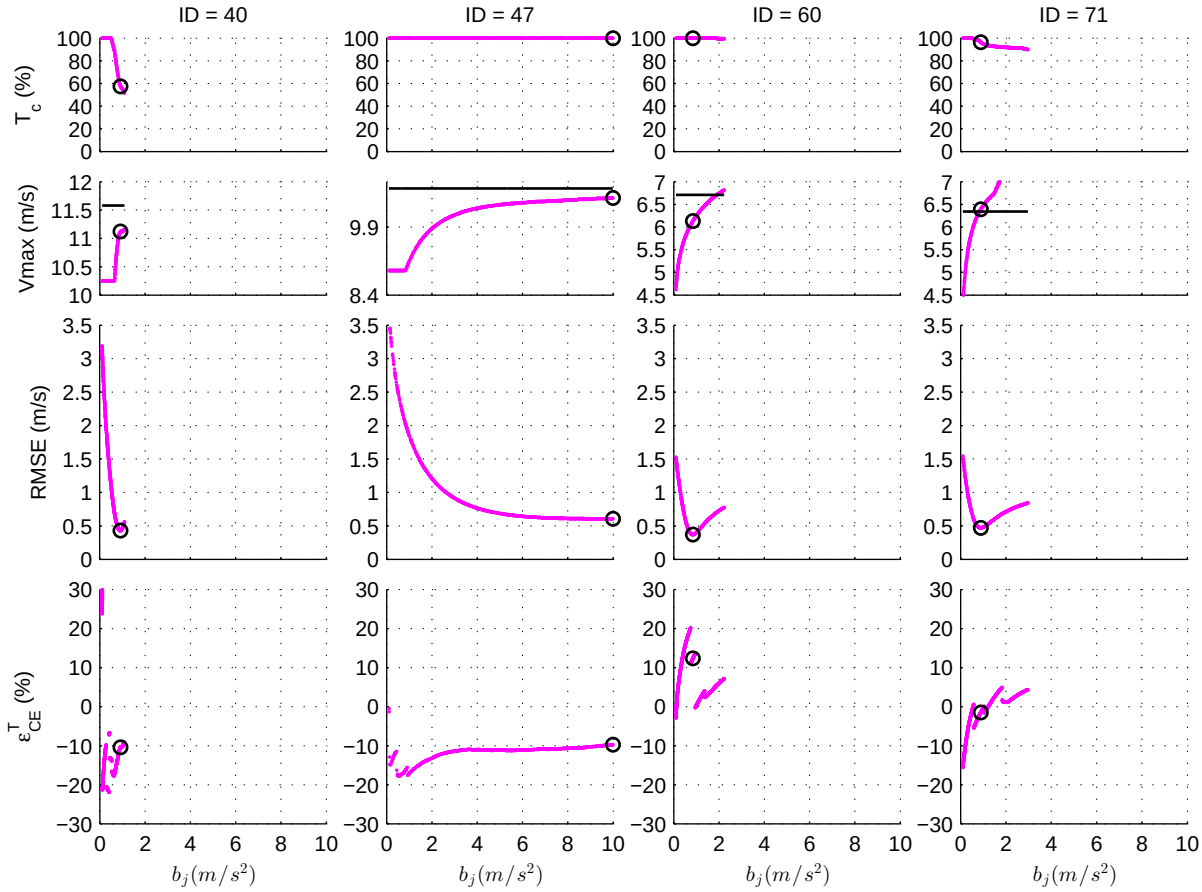


FIGURE 5.25 – *Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique* ε^{T}_{CE} *en fonction du paramètre du modèle de Gipps* b_j.

5.3.3 Test 6 : Etude de sensibilité globale

L'analyse de sensibilité par la méthode de Sobol

Une analyse de sensibilité par la méthode de Sobol a été appliquée pour déterminer globalement l'effet des paramètres du modèle de Gipps sur l'estimation de la consommation énergétique. Cette analyse a été présentée dans la section 2.3.2 et est ici implémentée selon la méthode décrite dans Punzo et Ciuffo [2011]. Dans la présente étude, le modèle à analyser est représenté par :

$$Y = f(Z) = Vehlib(Gipps(ID + P)) \tag{5.17}$$

Où ID et $P_i(i : 1,...,6)$: les entrées du modèle à analyser, l'identifiant de la trajectoire réelle du prédécesseur et les paramètres du modèle de Gipps respectivement ($ID \in [\![1; 81]\!]$) ;

Y : la sortie du modèle à analyser, l'écart total entre les consommations énergétiques des trajectoires réelles Y^r et simulées Y^s des suiveurs (dl).

Selon Punzo et Ciuffo [2011], la façon plus immédiate pour l'évaluation des indices de sensibilité serait de calculer des intégrales multidimensionnelles dans l'espace des variables d'entrée. Cela nécessiterait N^2 évaluations du modèle pour chaque indice de sensibilité, N

étant la taille de l'expérience. La méthode implémentée vise ainsi diminuer le temps de calcul des indices en réduisant le nombre d'évaluations nécessaires selon les procédures suivantes.

Premièrement, deux matrices indépendantes A et B sont générées selon la fonction de densité de probabilité conjointe des paramètres d'entrée du modèle à analyser. L'algorithme pour cette génération de valeurs quasi-aléatoire est disponible sur SIMLAB.

$$A = \begin{bmatrix} Z_1^{(1)} & Z_2^{(1)} & \dots & Z_r^{(1)} \\ Z_1^{(2)} & Z_2^{(2)} & \dots & Z_r^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Z_1^{(N)} & Z_2^{(N)} & \dots & Z_r^{(N)} \end{bmatrix} \tag{5.18}$$

$$B = \begin{bmatrix} Z_{r+1}^{(1)} & Z_{r+2}^{(1)} & \dots & Z_{2r}^{(1)} \\ Z_{r+1}^{(2)} & Z_{r+2}^{(2)} & \dots & Z_{2r}^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Z_{r+1}^{(N)} & Z_{r+2}^{(N)} & \dots & Z_{2r}^{(N)} \end{bmatrix} \tag{5.19}$$

Puis, pour un ensemble de r matrices C (où r correspond au nombre de variables d'entrée du modèle, $r = 7$), chaque matrice C_i ($i \in [1;r]$) est recombinée à partir de la matrice A, sauf pour la colonne i qui est prise à partir de la colonne correspondante en B.

$$C_i = \begin{bmatrix} Z_1^{(1)} & Z_2^{(1)} & \dots & Z_{r+i}^{(1)} & \dots & Z_r^{(1)} \\ Z_1^{(2)} & Z_2^{(2)} & \dots & Z_{r+i}^{(2)} & \dots & Z_r^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ Z_1^{(N)} & Z_2^{(N)} & \dots & Z_{r+i}^{(N)} & \dots & Z_r^{(N)} \end{bmatrix} \tag{5.20}$$

Le modèle est enfin évalué pour toutes les $[N(r+2)]$ combinaisons de variables d'entrée fournies par les matrices A, B et C de façon à produire les vecteurs de sortie $Y_A = f(A)$, $Y_B = f(B)$ et $Y_{C_i} = f(C_i)$. Selon Punzo et Ciuffo [2011] ces vecteurs sont suffisants pour l'évaluation de l'ensemble des indices de premier ordre S_i et des indices totaux ST_i :

$$S_i = \frac{\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} Y_B^{(j)}\left(Y_{C_i}^{(j)} - Y_A^{(j)}\right)}{\frac{1}{2N}\sum_{j=1}^{N}\left(Y_{A+b}^{(j)}\right)^2 - \left(\frac{1}{2N}\sum_{j=1}^{N} Y_{A+b}^{(j)}\right)^2} \tag{5.21}$$

$$ST_i = \frac{\frac{1}{2N}\sum_{j=1}^{N}\left(Y_A^{(j)} - Y_{C_i}^{(j)}\right)^2}{\frac{1}{2N}\sum_{j=1}^{N}\left(Y_{A+b}^{(j)}\right)^2 - \left(\frac{1}{2N}\sum_{j=1}^{N} Y_{A+b}^{(j)}\right)^2} \tag{5.22}$$

La valeur de N choisie est égale à 40.000, valeur qui s'est montrée suffisante pour que les valeurs de S_i et ST_i convergent. Le tableau 5.4 montre les limites inférieures et supérieures des paramètres du modèle Gipps pour l'analyse de sensibilité (ID $\in [\![1,81]\!]$).

Paramètres	**Limite inférieur**	**Limite supérieur**
τ	0,1	3,0
V_j^{Max}	12,0	50,0
a_j^{Max}	0,4	8,0
$Safety$	0,4	10,0
b_j	0,4	10,0
$\hat{b}_{j-1}$	0,4	10,0

TABLE *5.4 – Limites inférieur et supérieur des paramètres du modèle Gipps pour l'analyse de sensibilité.*

Comme présenté au tableau 5.4, les valeurs des limites inférieures de tous les paramètres sauf τ ont été augmentées dû aux résultats de l'étude de sensibilité. Pour des valeurs très faibles, notamment V_j^{Max} inférieur à 12 m/s, les trajectoires simulées ne correspondent pas à des trajectoires physiquement réalisables (voir figure 5.19).

Résultats

Les résultats de l'analyse globale à partir du calcul des indices de Sobol sont présentés sur les figures 5.26 et 5.27. La figure 5.26 montre d'abord l'écart des consommations énergétiques en dl, la sortie Y du modèle à analyser en fonction de chaque entrée du modèle à analyser ID et $P_i(i : 1,...,6)$ (la figure 5.34 en annexe montre ce résultat en prenant en compte les limites inférieures et supérieures des paramètres présentés au tableau 5.1). Ensuite, vu que les valeurs des indices de sensibilité de premier ordre S_i sont très faibles pour les paramètres du modèle de Gipps, ceux-ci sont présentés séparément dans une échelle differente afin de mieux les visualiser sur la figure 5.27a. La figure 5.27b montre la somme de ses indices sans normalisation sum et la compare avec la valeur de S_i par ID. La figure 5.27c présente les indices de sensibilité totale ST_i.

La figure montre 5.26 montre que tout l'espace de chaque entrée du modèle a été évalué. Toutefois, à cause des contraintes du modèle de Gipps les valeurs ne sont pas distribuées de façon uniforme.

La figure 5.27 montre d'abord l'importance de la trajectoire elle-même pour l'estimation de la consommation énergétique à partir de trajectoires simulées (S_i égal à 0,63 et ST_i égal à 0,93). Ceci veut dire que le calage individuel du modèle est très important pour bien estimer la consommation énergétique. Ce résultat est problématique car en pratique, il n'est pas possible pour une simulation microscopique de connaître les paramètres optimaux de chaque véhicule. Ceux-ci sont tirés dans une distribution réaliste. Des erreurs importantes sur la consommation sont donc à prévoir. Il faut donc se rapporter aux compensations sur l'ensemble de la population pour avoir une bonne estimation globale.

Concernant les paramètres du modèle de trafic, les valeurs de S_i montrent que ceux-ci ont individuellement très peu d'influence (relativement au poids du choix de la trajectoire) sur l'écart entre les consommations énergétiques des profils réels et simulés : τ a S_i égal à $0{,}2.10^{-2}$,

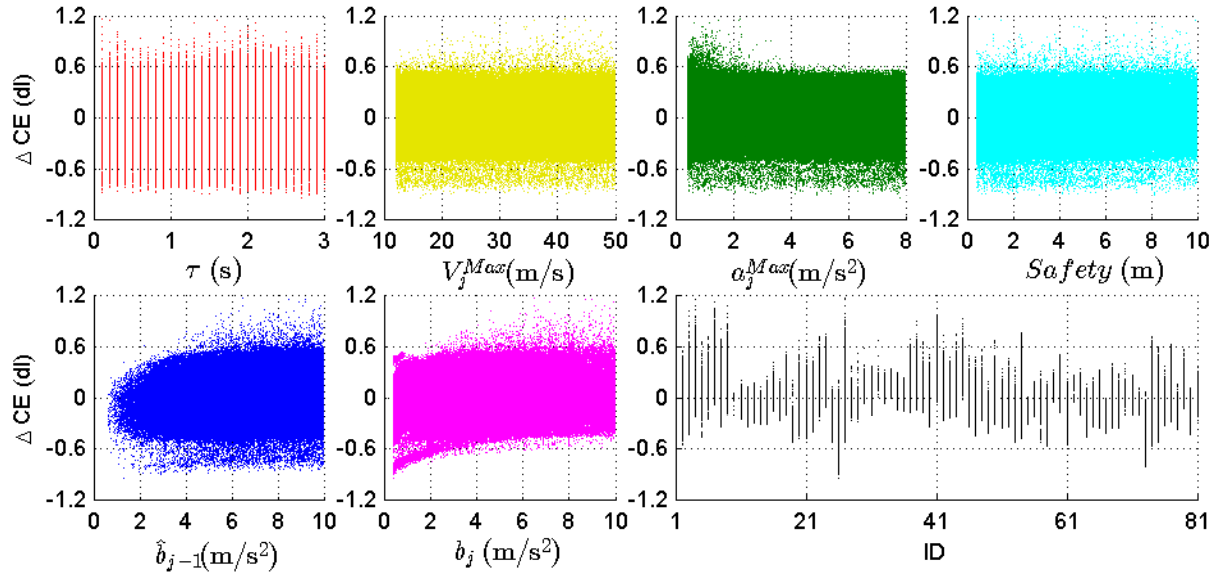


FIGURE 5.26 – *Test 6 - étude de sensibilité globale : variation de la consommation énergétique en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps et de la trajectoire sélectionnée représentée par son numéro d'identification ID.*

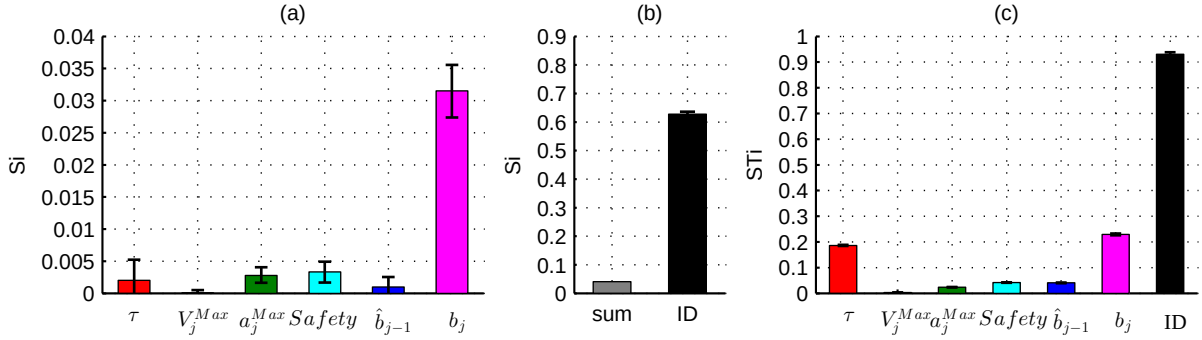


FIGURE 5.27 – *Test 6 - étude de sensibilité globale : indices de sensibilité S_i et ST_i.*

V_j^{Max} a S_i égal à 0,0, a_j^{Max} a S_i égal à 0,3.10^{-2}, $Safety$ a S_i égal à 0,3.10^{-2}, b_j a S_i égal à 0,1.10^{-2} et $\hat{b}_{j-1}$ a S_i égal à 3,2.10^{-2}.

Comparant les valeurs de S_i et ST_i, les résultats montrent que ces indices sont très différents et qu'il y a donc une interaction élevée entre les paramètres : τ a ST_i égal à 0,19, V_j^{Max} a ST_i égal à 0,0, a_j^{Max} a ST_i égal à 0,02, $Safety$ a ST_i égal à 0,04, b_j a ST_i égal à 0,04 et $\hat{b}_{j-1}$ a ST_i égal à 0,23. Les indices ST_i intègrent à la fois les corrélations entre paramètres surtout réintégrant l'effet du choix des trajectoires. Les valeurs importantes de ST_i indiquent que pour une trajectoire fixée, les paramètres du modèle ont une influence significative sur les résultats des consommations.

La figure 5.27 montre enfin que b_j a une influence, même si elle est faible, un peu plus importante par rapport aux autres paramètres de Gipps. Si l'on regarde la figure 5.26 ceci se montre surtout pour de faibles valeurs de b_j.

Au vu de ces résultats, trois analyses complémentaires ont été réalisées pour trois paires de trajectoires spécifiques afin d'évaluer l'influence des paramètres du modèle de Gipps sans

l'influence de la trajectoire, l'ID. Les paires de trajectoires choisies sont ID = 40 (figures 5.28 et 5.29) et ID = 2 (figures 5.30 et 5.31) ; les trajectoires avec les paramètres variant dans le plus grand domaine valide, et la paire ID = 10 (figures 5.32 et 5.33) ; la trajectoire avec les paramètres très restreints par les contraintes du modèle.

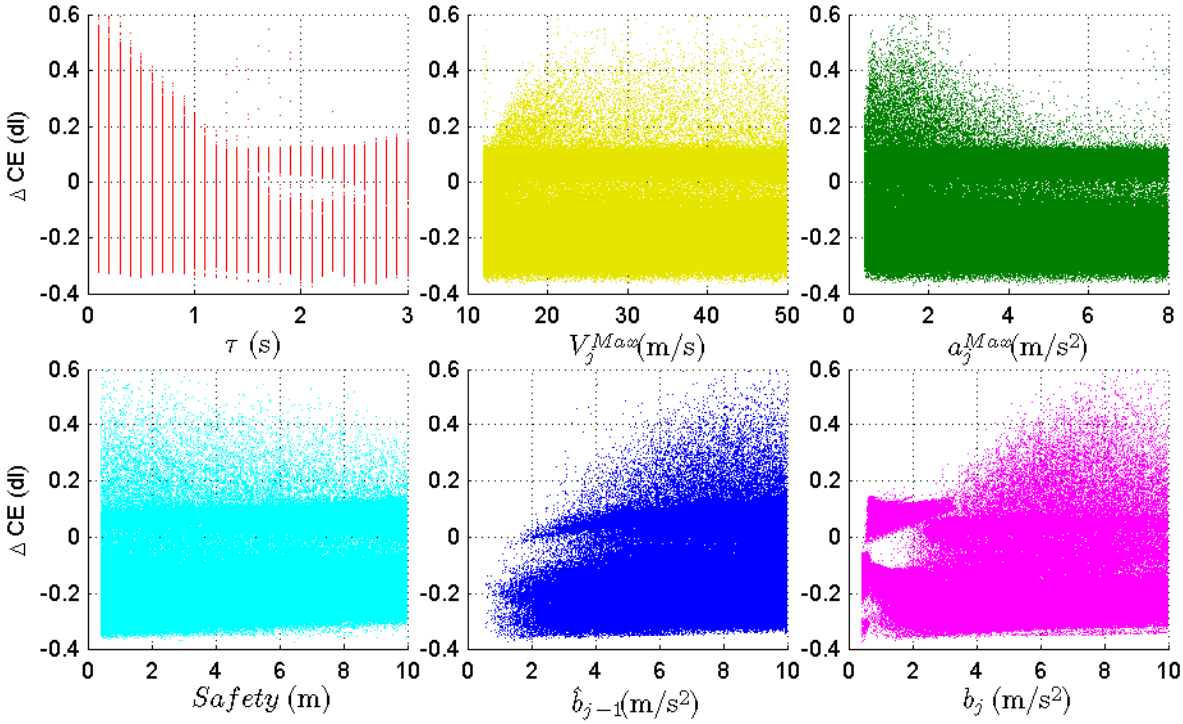


FIGURE 5.28 – *Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 40 : variation de la consommation énergétique en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps.*

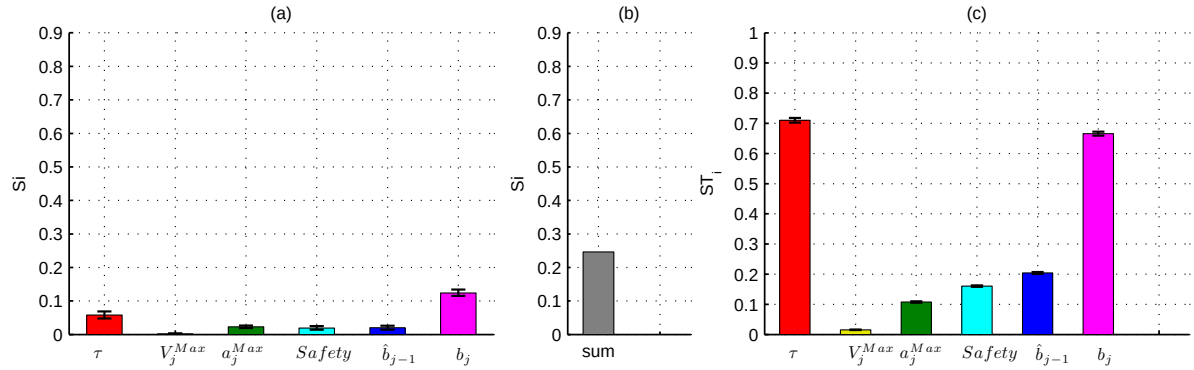


FIGURE 5.29 – *Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 40 : indices de sensibilité S_i et ST_i.*

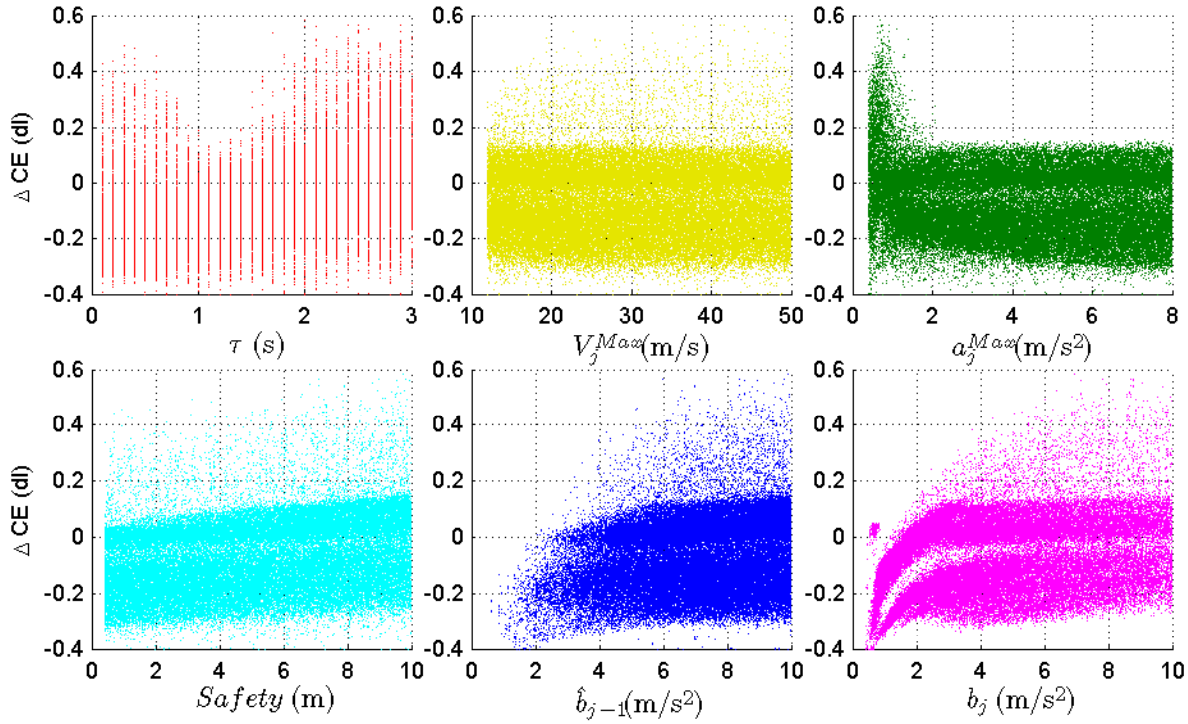


FIGURE 5.30 – *Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 2 : variation de la consommation énergétique en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps.*

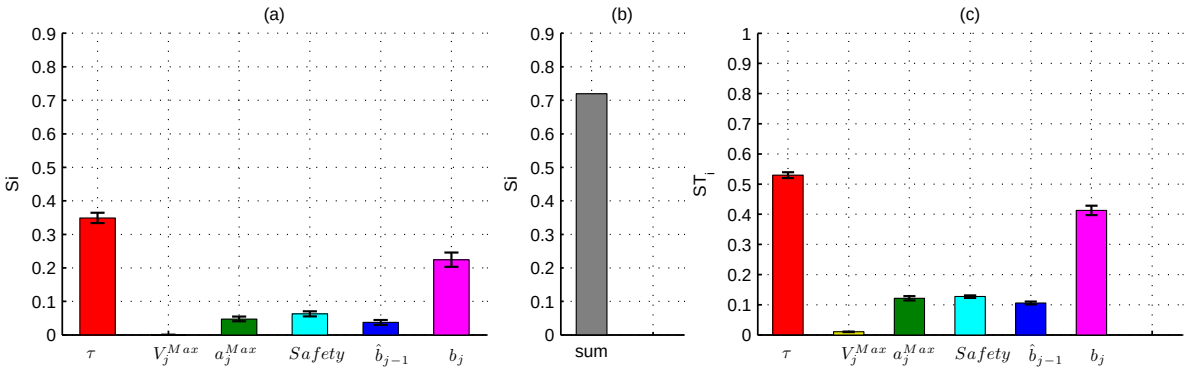


FIGURE 5.31 – *Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 2 : indices de sensibilité S_i et ST_i.*

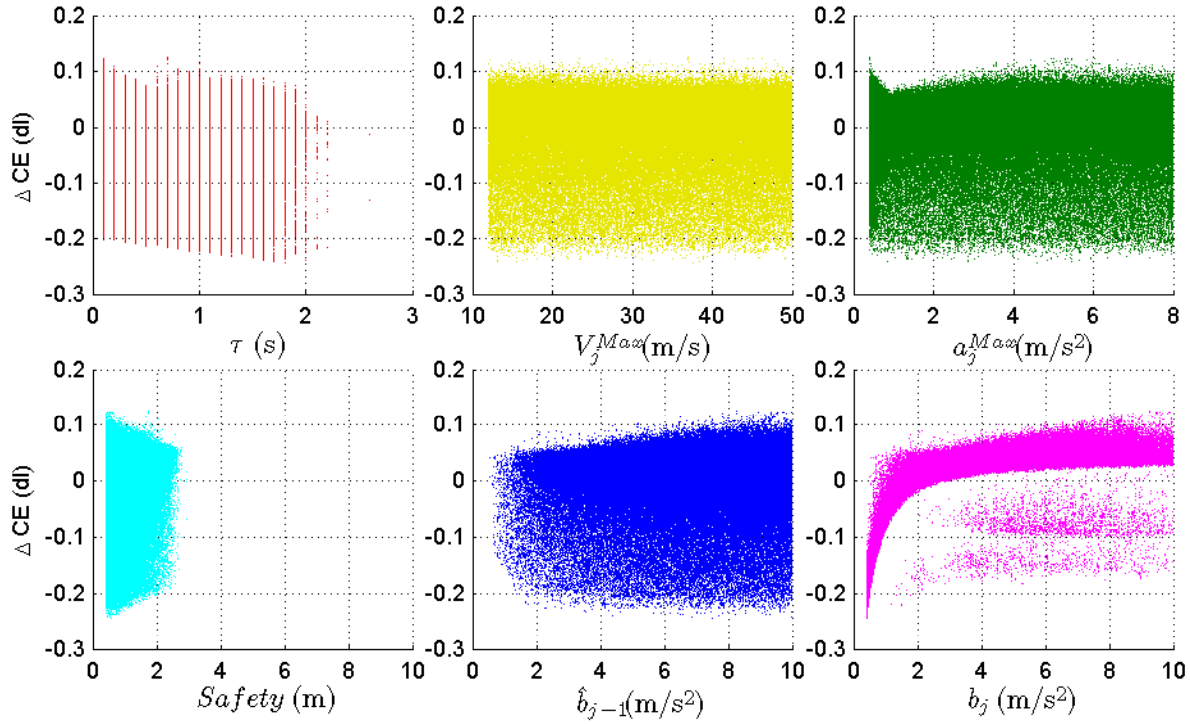


FIGURE 5.32 – *Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 10 : variation de la consommation énergétique en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps.*

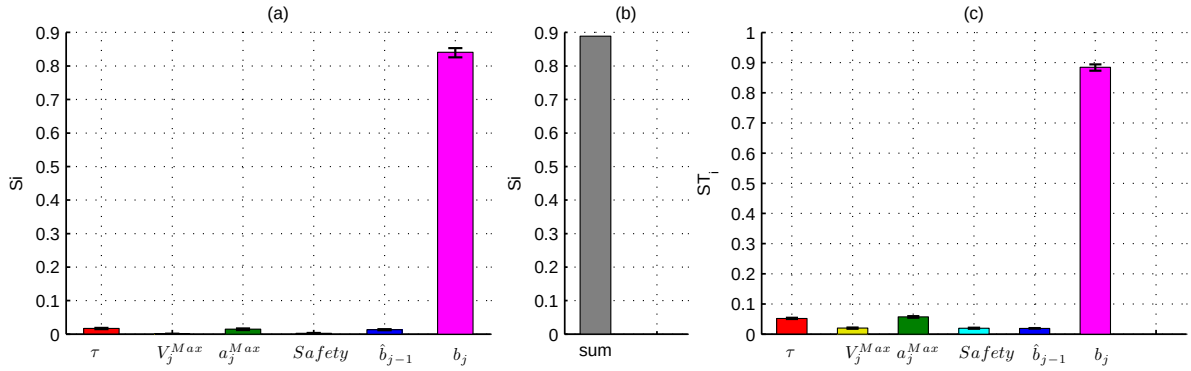


FIGURE 5.33 – *Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 10 : indices de sensibilité S_i et ST_i.*

A partir des figures présentées on arrive globalement aux mêmes conclusions que l'étude de sensibilité globale avec les ID des trajectoires comme paramètre d'entrée. Parmi les paramètres du modèle de Gipps, b_j et τ ont les plus grandes influences sur la consommation énergétique. Pour ID = 40 (figure 5.29), la somme des indices S_i reste cependant faible et est égale à 0,25. Même si cette somme reste faible, c'est-à-dire que les valeurs des indices ne convergent pas pour le nombre d'itérations réalisés, on peut de même obtenir de premières tendances : b_j a S_i égal à 0,12 et τ a S_i égal à 0,02. Pour ID = 2 (figure 5.31), la somme des indices S_i est égal à 0,72 : b_j a S_i égal à 0,35 et τ a S_i égal à 0,22. Pour ID = 10 (figure 5.33), la somme des indices S_i est égale à 0,89 : b_j a S_i égal à 0,84 et τ a S_i égal à 0,02. Enfin, la figure 5.32 montre que, dans ce cas, $Safety$ est le paramètre le plus affecté par les contraintes du modèle ($Safety$ varie

entre 0,4 et 2,9 m).

5.4 Conclusion

Selon Jie *et al.* [2013], l'utilisation de modèles de trafic couplés à des modèles d'émission exige une méthode de simulation qui soit calibrée et validée par rapport au comportement du trafic. De ce fait, il est important que le choix et le calage d'un modèle microscopique de trafic soit fait en fonction de l'objectif : l'estimation des consommations énergétiques dans notre cas.

Ce chapitre évalue ainsi l'influence du modèle de trafic sur l'estimation de la consommation énergétique. Les trajectoires NGSIM comprenant 9 pelotons de 10 trajectoires consécutives filtrées au chapitre 4 sont ici utilisées. Les trajectoires simulées sont calculées avec les modèles de Newell et Gipps selon 6 tests. Les consommations énergétiques sont calculées avec une version simplifiée du modèle Vehlib développé à l'IFSTTAR.

Les Test 1 à 4 sont basés sur le calage des trajectoires avec les optima individuels en utilisant les deux modèles de trafic cités. Le calage du paramètre w du modèle de Newell a été réalisé selon la méthodologie décrite dans Chiabaut *et al.* [2010]. Un calage des six paramètres du modèle de Gipps (τ, V_j^{Max}, a_j^{Max}, $Safety$, $\hat{b}_{j-1}$ et b_j) a été développé en utilisant un algorithme génétique en fonction des RMSE entre les profils de vitesse réels et simulés.

Les résultats des tests 1 à 4 au niveau d'un véhicule montrent que globalement les trajectoires simulées avec Gipps sont plus précises que celles simulées avec Newell en termes de trafic (soit RMSE en m/s) et consommation énergétique. Au Test 1 (correspondant aux résultats du calage des modèles) :

i Le RMSE moyen est égal à 0,7 m/s (dans un intervalle entre 0,2 et 1,5 m/s) pour Newell et égal à 0,5 m/s (dans un intervalle entre 0,1 et 0,8 m/s) pour Gipps ;

ii La moyenne de l'erreur de consommation énergétique (en absolue) par trajectoire est égale à 6,9% (dans un intervalle entre 0,3 et 28,2%) pour Newell et égale à 5,3% (dans un intervalle entre 0,1 et 14,9%) pour Gipps.

Toujours au niveau d'un véhicule mais en regardant l'évolution des erreurs du test 1 à 4, les résultats montrent que la précision des trajectoires simulées (RMSE et estimation de consommation énergétique) tend à se dégrader à mesure que celles-ci sont calculées à partir (i) des trajectoires simulées et (ii) des vecteurs des paramètres des modèles de trafic qui s'éloignent des valeurs des vecteurs optimaux. En regardant maintenant l'évolution des erreurs dans un peloton pour les tests 1 à 4, les résultats montrent que :

- Globalement, les valeurs de RMSE et des erreurs d'estimation de la consommation énergétique sont indépendantes de la position de la trajectoire dans le peloton (notamment avec Gipps). Cependant, à cause du caractère aléatoire de la compensation des erreurs d'estimation de la consommation énergétique, ces erreurs par peloton peuvent être plus faibles dans les tests avec des représentations moins précises des trajectoires.
- Avec Newell, la simulation des trajectoires à partir des véhicules prédécesseurs simulés à la place des réels entraine une propagation de l'erreur en termes de RMSE de la première à la dernière trajectoire du peloton. Même si cela a peu d'influence sur l'erreur

de consommation énergétique par trajectoire (ces erreurs oscillent plutôt de la première à la dernière trajectoire du peloton), l'erreur totale par peloton est plus élevée. Notons que dans la simulation avec Newell, la trajectoire du véhicule suiveur est translatée de celle de son prédécesseur par un vecteur, le paramètre du modèle à caler. Par conséquent, la consommation énergétique est toujours égale à celle de trajectoire du prédécesseur, indépendamment de la valeur du paramètre.
- La simulation des trajectoires à partir de prédécesseurs soit réels soit simulés par Gipps a peu d'influence sur le RMSE si l'on regarde les trajectoires d'un même peloton (il n'y a pas de propagation d'erreur, sur le RMSE, comme observé avec Newell).

Les résultats des tests 1 à 4 montrent en résumé que différentes précisions d'estimation de la consommation énergétique peuvent être obtenues en fonction des différents critères de simulation. Dans l'étude en Jie *et al.* [2013], les résultats montrent des différences dans les émissions de CO_2 (directement proportionnelles à la consommation énergétique) et de NO_x entre les simulations avec VISSIM par défaut et calées. Cette erreur qui est de l'ordre de 10% et qui est induite par le calage ne peut pas être négligée [Jie *et al.*, 2013]. C'est la même conclusion pour les erreurs liées à la représentation du trafic au chapitre 3 et au calage dans cette étude. Comme déjà mentionné, ces erreurs d'estimation doivent être comparées avec les gains attendus avec l'implémentation des stratégies de trafic qui peuvent être du même ordre.

Au test 5, une étude de sensibilité locale a été réalisée pour quatre trajectoires choisies parmi l'ensemble des trajectoires d'étude. Cette étude calcule, pour chaque paramètre du modèle de Gipps individuellement, les erreurs entre les consommations énergétiques des (i) trajectoires réelles et (ii) trajectoires simulées. Ces dernières trajectoires sont calculées (i) en faisant varier le paramètre analysé dans ses limites d'incertitude et (ii) avec les paramètres optimaux. Des courbes avec l'erreur de consommation énergétique en fonction des valeurs de chaque paramètre du modèle de trafic sont obtenues. Les résultats du test 5 montrent ainsi que :

- Les trajectoires optimales pour le trafic ne sont pas nécessairement optimales pour la consommation énergétique. Si l'objectif de l'étude est l'évaluation environnementale du trafic, ceci veut dire que les trajectoires peuvent être également calées pour notre modèle de consommation énergétique. Toutefois, ce calage doit toujours se faire en termes de consommation énergétique et trafic ensemble afin d'éviter que la consommation optimale soit lerésultat de l'effet aléatoire de la compensation des erreurs.
- Les faibles valeurs des paramètres V_j^{Max} (inférieures à 12m/s) et a_j^{Max} (inférieures à 0.4 m/s^2), qui décrivent la trajectoire du véhicule en régime fluide, conduisent à des trajectoires qui ne sont pas considérées physiquement réalisables. En dehors de ces valeurs, ces paramètres ont une faible influence sur la consommation énergétique car la formulation de Gipps en régime fluide n'est pas prise en compte (la trajectoire est en régime congestionné).
- Pour les autres paramètres du modèle, l'influence sur la consommation énergétique varie en fonction de chacun d'eux. Les paramètres les plus influents sont mieux identifiés au test suivant.

Au test 6 une étude sur l'influence des paramètres des modèles trafic sur la consommation

énergétique a été réalisée pour l'ensemble des trajectoires filtrées étudiées. Ce test est basé sur l'analyse de sensibilité par Sobol avec (i) l'entrée du modèle à analyser : les paramètres du modèle de Gipps et l'identifiant des trajectoires ; et (ii) la sortie : la différence entre les consommations énergétiques des trajectoires réelles et trajectoires simulées.

Les résultats du test 6 montrent d'abord que le calage individuel du modèle est très important pour bien estimer la consommation énergétique (les valeurs des indices de sobol S_i et ST_i sont respectivement égales 0,63 et 0,93 pour l'identifiant des trajectoires). Ce résultat est problématique car en pratique, il n'est pas possible pour une simulation microscopique de connaître les paramètres optimaux de chaque véhicule. Ceux-ci sont tirés dans une distribution réaliste. Il faut donc compter sur les compensations sur l'ensemble de la population pour avoir une bonne estimation globale.

Enfin, concernant les paramètres du modèle de Gipps (se référer à la section 5.3.2 pour plus de détails), les valeurs des indices de sobol S_i montrent que ceux-ci ont individuellement très peu d'influence (relativement au poids du choix de la trajectoire) sur l'écart entre les consommations énergétiques des profils réels et simulés :

- Le temps de réaction apparente τ a S_i égal à $0{,}2.10^{-2}$;
- La vitesse maximale désirée par le suiveur V_j^{Max} a S_i égal à 0,0 ;
- L'accélération maximale du suiveur a_j^{Max} a S_i égal à $0{,}3.10^{-2}$;
- La distance de sécurité $Safety$ a S_i égal à $0{,}3.10^{-2}$;
- La décélération maximale du suiveur b_j a S_i égal à $0{,}1.10^{-2}$;
- L'estimation du suiveur de la décélération maximale du prédécesseur $\hat{b}_{j-1}$ a S_i égal à $3{,}2.10^{-2}$.

Les valeurs des indices S_i montrent que b_j a une influence, même si elle est faible, un peu plus importante par rapport aux autres paramètres de Gipps.

Comparant enfin les valeurs de S_i et ST_i, les résultats montrent que ces indices sont très différents et qu'il y a donc une interaction élevée entre les paramètres : τ a ST_i égal à 0,19, V_j^{Max} a ST_i égal à 0,0, a_j^{Max} a ST_i égal à 0,02, $Safety$ a ST_i égal à 0,04, b_j a ST_i égal à 0,04 et $\hat{b}_{j-1}$ a ST_i égal à 0,23. Les indices ST_i intègrent à la fois les corrélations entre paramètres surtout réintégrant l'effet du choix des trajectoires. Les valeurs importantes de ST_i indiquent que pour une trajectoire fixée, les paramètres du modèle ont une influence significative sur les résultats des consommations.

Conclusion de la Partie II

De récentes études utilisent de données issues de modèles de trafic à la place de données réelles pour l'estimation de la consommation énergétique et d'émissions. Pour obtenir des estimations fiables, il est indispensable de déterminer l'incertitude générée par le modèle de trafic.

En réponse à cette problématique ce manuscrit de thèse a été divisé en deux parties. La première partie de cette thèse (chapitres 2 et 3) a été consacrée à des études basées sur l'influence de la précision de la représentation du trafic (les trajectoires) sur la consommation énergétique. La deuxième et dernière partie (chapitres 4 et 5) a été consacrée à des études basées sur l'influence du modèle trafic (paramètres et calage) sur la consommation énergétique. Les consommations énergétiques ont été estimées avec une version simplifiée de la bibliothèque Vehlib où un seul véhicule (un véhicule diesel classique du type Clio II équipé d'un moteur 1.5L DCI) est modélisé.

Des trajectoires réelles (données NGSIM) ont été filtrées au chapitre 4 afin de réduire le bruit présent sur ces données. Comme présenté dans le chapitre 4, le bruit sur les données de trafic réelles peut introduire un biais dans le calage des modèles de trafic et dans l'estimation des consommations énergétiques. Ce chapitre a proposé ainsi une méthode où l'estimation de la consommation énergétique est prise en compte. Les résultats montrent que le bruit dans les données NGSIM conduit à une surestimation de la consommation énergétique. En outre, 90,0% des trajectoires NGSSIM ont au moins un instant où le véhicule dépasse la capacité du moteur dans Vehlib, après le filtrage ce nombre est réduit à 5,6%. Les données NGSIM filtrées ont pu ainsi être utilisées au chapitre 5.

Enfin, au chapitre 5, une dernière étude a été menée en évaluant l'influence des paramètres et du calage du modèle trafic sur la consommation énergétique. Deux modèles microscopiques de trafic ont été testés et calés : les modèles de Newell et de Gipps. Les résultats montrent que :

- Globalement, les trajectoires simulées avec Gipps sont plus précises que celles simulées avec Newell en termes de trafic et consommation énergétique.
- Les erreurs d'estimation de consommation énergétique sont plus faibles pour l'ensemble de véhicules dans un peloton que pour un véhicule individuel.
- Différentes précisions d'estimation de la consommation énergétique peuvent être obtenues en fonction des différents critères de trafic considérés pendant la simulation :
  - Avec le modèle de Newell, la trajectoire du véhicule suiveur est égale à celle de son prédécesseur translatée par un vecteur, le paramètre du modèle à être calé. Par conséquent, la consommation énergétique est toujours égale à celle de trajectoire du prédécesseur prise comme référence, indépendamment la valeur du paramètre optimal du modèle.

– Avec le modèle de Gipps, le calage individuel du modèle est très important pour bien estimer la consommation énergétique. Les paramètres du modèle de trafic sont corrélés sans exercer individuellement une influence sur la consommation énergétique. De plus, ce calage peut être réalisé en optimisant la représentation du trafic et l'estimation de la consommation énergétique. Toutefois, étant donné qu'en pratique il est difficile dans une simulation microscopique de connaître les paramètres optimaux de chaque véhicule, il faut donc considérer l'ensemble de véhicules pour avoir une bonne estimation globale de la consommation énergétique.

Conclusion générale et perspectives

L'objectif de cette thèse était de quantifier l'influence de trajectoires issues de modèles microscopiques de trafic sur l'estimation des consommations énergétiques des véhicules. L'idée était d'étudier en détail le couplage entre modèles de trafic et d'émission à une échelle locale où la dynamique du trafic joue un rôle important. Les consommations énergétiques ont été estimées en utilisant une version simplifiée de la bibliothèque Vehlib développée par le LTE/IFSTTAR [LTE/IFSTTAR, 2013]. Ces consommations énergétiques sont estimées à chaque seconde ou agrégées pour un trajet pour un seul type de véhicule, un véhicule diesel classique du type Clio II équipé d'un moteur 1.5L DCI.

Résultats obtenus

Trois aspects du couplage entre les modèles de trafic et les modèles d'émission sont évalués : (i) la simplification de la représentation du trafic, (ii) les paramètres des modèles de trafic et (iii) la méthode de calage des modèles de trafic.

Les études présentées dans la première partie du manuscrit (chapitre 2 et 3) concernent l'influence de la simplification de la représentation du trafic sur l'estimation de la consommation énergétique. Les résultats ont montré que même si les simplifications cinématiques sur des trajectoires amènent localement à des erreurs d'estimation de consommation énergétique, les erreurs globales restent faibles car les erreurs se compensent entre les différentes phases cinématiques (accélération/décélération). Par conséquent, les estimations des consommations énergétiques restent globalement assez précises tant que les paliers de vitesse cibles sur un trajet sont respectés. Ceci montre que s'appuyer sur des valeurs de décélération et d'accélération moyennes peut être suffisant pour estimer la consommation énergétique d'un trafic.

Ces conclusions sont vraies pour le cas spécifique présenté : un unique type de véhicule modélisé, l'estimation de la consommation énergétique (sans les émissions de polluants et gaz à effet serre) et le modèle de consommation énergétique (Vehlib). Cependant, la première partie de la thèse a été achevée avec la présentation d'une méthode où les fonctions d'erreur globale sont calculées. Ces fonctions peuvent être utilisées afin de corriger les erreurs commises lorsque des paramètres cinématiques distribués des trajectoires sont approchés par leur valeur moyenne. Cette méthode peut ainsi être utile pour améliorer les estimations de la consommation énergétique à partir de la modélisation microscopique du trafic sans nécessiter l'étalonnage de la distribution des valeurs d'accélération et de décélération, qui sont des paramètres difficiles à estimer.

Même si la méthode ci-dessus est appliquée pour réduire les erreurs dans le calcul des

consommations énergétiques, l'importance du choix du modèle de trafic et de la méthode de calage pour l'estimation de la consommation énergétique reste importante. Les études présentées dans la deuxième partie du manuscrit (chapitre 4 et 5) concernent ainsi l'influence des paramètres et du calage du modèle de trafic sur l'estimation de la consommation énergétique. Les résultats de ces études utilisant les modèles de trafic de Newell et de Gipps ont montré que :

- Globalement, les trajectoires simulées avec Gipps sont plus précises que celles simulées avec Newell en termes de trafic et de consommation énergétique.
- Les erreurs d'estimation de consommation énergétique sont plus faibles pour l'ensemble de véhicules dans un peloton que pour un véhicule individuel.
- Différentes précisions d'estimation de la consommation énergétique peuvent être obtenues en fonction des différents critères de trafic considérés pendant la simulation :
  - Avec le modèle de Newell, la simulation des trajectoires à partir des véhicules précédemment simulés au lieu des trajectoires réelles entraine une propagation de l'erreur en terme de RMSE de la première à la dernière trajectoire du peloton. Même si cela a peu d'influence sur l'erreur de consommation énergétique par trajectoire (ces erreurs oscillent plutôt de la première à la dernière trajectoire du peloton), l'erreur totale par peloton est plus élevée. Notons que dans la simulation avec Newell, la trajectoire du véhicule suiveur est translatée de celle de son prédécesseur par un vecteur, défini par les paramètres du modèle. Par conséquent, la consommation énergétique est toujours égale à celle de la trajectoire du prédécesseur, indépendamment de la valeur du paramètre.
  - Avec le modèle de Gipps, le calage individuel du modèle est très important pour bien estimer la consommation énergétique. Les paramètres du modèle de trafic sont corrélés sans exercer individuellement une l'influence sur la consommation énergétique. De plus, ce calage peut être réalisé en optimisant la représentation du trafic et l'estimation de la consommation énergétique. Toutefois, étant donné qu'en pratique il n'est pas possible pour une simulation microscopique de connaître les paramètres optimaux de chaque véhicule, il faut donc considérer l'ensemble des véhicules pour avoir une bonne estimation globale de la consommation énergétique.

Bien que l'erreur d'estimation de la consommation énergétique lors du couplage des modèles de trafic et d'émission soit faible, ces erreurs doivent toujours être mises en relation avec le gain attendu par l'implémentation de stratégies de trafic qui peut être inférieur à 5%.

Perspectives

Pour une compréhension plus ample de la problématique liée à la représentation du trafic pour l'estimation environnementale d'autres études sont nécessaires. Elles doivent notamment prendre en compte :

i La composition du parc automobile qui est une variable très importante pour la modélisation de la consommation énergétique. En effet, les conclusions atteintes dans le cadre de cette thèse ne concernent qu'un véhicule et il faut donc vérifier si elles peuvent être généralisées pour un parc.

ii L'utilisation d'autres modèles d'estimation de la consommation énergétique pour déterminer la robustesse des résultats à cet élément ;

iii L'estimation des émissions des polluants atmosphériques et des gaz à effet de serre en quantifiant précisément les erreurs afin de pouvoir estimer l'impact environnemental des stratégies de trafic dans leur globalité ;

iv La représentation du trafic en utilisant d'autres modèles de trafic afin de déterminer de manière générale l'influence des différentes lois d'écoulement existantes sur l'estimation de la consommation énergétique.

La précision du couplage à des échelles plus agrégées est une problématique qui serait importante à traiter dans le cadre de futures études. L'enjeu à cette échelle est d'être en mesure de garder une représentation suffisante de la dynamique du trafic (et notamment de la congestion) pour tenir compte de ses effets dans les évaluations environnementales. Les approches statiques existantes ont en effet tendance à ne pas suffisamment prendre en compte cet aspect ce qui empêche de discriminer différentes stratégies de trafic.

Enfin, la validation expérimentale des résultats obtenus dans la thèse est nécessaire à partir des mesures des consommations énergétiques sur des conditions réelles de trafic. Ce type d'étude nécessiterait d'estimer la consommation sur un ensemble important de véhicules et de manière simultanée. Une telle expérimentation d'envergure nécessite des moyens très importants et n'a pas encore été envisagée à ce jour.

Table des figures

1.1 Schéma conceptuel des modèles de trafic formés par trois sous-modèles. 8
1.2 Schéma de la classification des modèles de trafic en fonction du niveau de détail temporel (statique et dynamique) et du niveau de détail de la représentation de l'écoulement des véhicules (macroscopique, mésoscopique et microscopique). . . 9
1.3 Schéma de la classification des modèles d'émission en fonction du niveau de détail temporel (statique et dynamique) et spatial (macroscopique, mésoscopique et microscopique). 14
1.4 Couplage de modèles de trafic et modèles d'émission. 16
1.5 Délimitation du sujet de thèse et sa structuration. 20

2.1 Modèle d'un véhicule thermique conventionnel dans Vehlib simplifié. 26
2.2 Schéma des forces appliquées au véhicule. 27
2.3 Les entrées et sorties du modèle de la caisse en Vehlib simplifié. 28
2.4 Les entrées et sorties du modèle de la boîte de vitesse en Vehlib simplifié. . . . 29
2.5 Les entrées et sorties du modèle du dispositif d'embrayage en Vehlib simplifié. . 29
2.6 Les entrées et sorties du modèle du moteur thermique en Vehlib simplifié. . . . 30
2.7 Isovaleurs de consommation instantanée du moteur thermique d'étude (g/s) en fonction (i) du couple sur l'arbre du moteur (N.m) et (ii) du régime moteur (tour/min). Les courbes pointillées représentent la frontière des performances maximales : le couple maximal et le couple de frottement. 30
2.8 Les principales forces responsables de la consommation énergétique selon le milieu routier [Ecomobile, 2012]. 31
2.9 La division d'un cycle dynamique en 4 sous-cycles. 32
2.10 Les principales forces responsables de la consommation énergétique selon le milieu routier [Ecomobile, 2012]. 36
2.11 Consommation énergétique CE (l/100km) en fonction des paramètres de trafic : (a) la vitesse moyenne (km/h), (b) le quantile vitesse 50% (km/h), (c) temps passé à vitesse <5km/h (%), (d) temps passé à vitesse >20km/h (%), (e) le quantile vitesse 90% (km/h), (f) la distance parcourue (m) et (g) la vitesse maximale (km/h). 40
2.12 Projection des variables sur les plans factoriels : (a) plan 1 (b) plan 2. 45

3.1 Schéma de la structuration du chapitre 2 en deux sections. 52
3.2 Schéma de la structuration de la section 3.1. 53

3.3 Schéma général d'un algorithme génétique. 54
3.4 Schémas illustrant (a) un croisement en un point et (a) un croisement en deux points. Les positions marquées correspondent au *locus* ou emplacement sur le chromosome où l'enjambement se réalise. 56
3.5 Les profils d'accélération des sous-cycles réels regroupés. 58
3.6 La consommation énergétique estimée selon deux critères : (a) temps de parcours normalisés et (b) distances parcourues normalisées. (1) Consommation en l/100km et (2) consommation en dl. 59
3.7 Normalisation de la distance parcourue entre les sous-cycles normalisés et réels. 60
3.8 Normalisation de la distance parcourue entre les sous-cycles normalisés et réels. 61
3.9 Evolution de (a) RMSE en fonction de $r_{\Delta acc}$ et (b) ε_{ce}. 65
3.10 En lignes : (a) Sous-cycle 39, (b) sous-cycle 32 et (c) sous-cycle 25. En colonnes : (1) Le profil de vitesse et (2) la consommation énergétique cumulée en fonction du temps. 66
3.11 Dans les lignes : (a) Sous-cycle de 14 et (b) sous-cycle 22. Dans les colonnes : (1) le profil de vitesse par rapport à la distance parcourue et (2) la consommation énergétique cumulée en fonction de la distance parcourue. 68
3.12 Variation de la consommation énergétique ΔCE en fonction de la variation du temps passé en accélération ΔT_{acc} et en décélération ΔT_{dec}. 69
3.13 Schéma de la structuration de la section 3.2. 71
3.14 Consommation énergétique en fonction des valeurs de vitesse maximale d'accélération absolue : (a) profils d'accélération, (b) les profils de décélération. . . . 72
3.15 En colonnes : (a) phase d'accélération et (b) phase de décélération. En lignes : (1) le profil de vitesse par rapport à la distance parcourue et (2) la consommation énergétique cumulée par rapport à la distance parcourue. 72
3.16 Erreur dans l'estimation de la consommation énergétique lorsque les accélérations et décélérations sont approchées par leurs valeurs moyennes. 75
3.17 La consommation énergétique en fonction de : (a) la valeur d'accélération et (b) la valeur de décélération. 76

4.1 Photographie aérienne et dessin schématique de la zone étude I-80 du programme NGSIM [FHWA, 2006]. 84
4.2 Schéma représentant les trois étapes de la méthode de filtrage développée sur les données NGSIM ($j \in [\![1, 90]\!]$ trajectoires à filtrer). 85
4.3 Les profils filtrés Y_1 pour chaque valeur de n, τ et algorithme d'optimisation testés. Les résultats sont présentés séparément en 3 graphiques pour chaque algorithme : (a) AG1, (b) AG2 et (c) SP. Les résultats de chaque graphique sont exprimés en RMSE (erreur quadratique moyenne) entre Y_1 et X_1 en fonction de n. Chaque ligne correspond à une valeur de τ. 88
4.4 Les meilleurs profils filtrés Y_1 pour chaque nombre de nœds n. Les résultats sont exprimés en RMSE entre Y_1 et X_1 en fonction de n. 89

4.5 Le meilleur profil filtré Y_1 pour $n = 11$. Les résultats sont exprimés en RMSE entre Y_1 et X_1 en fonction de n. 92
4.6 En colonnes : (1) la distribution de la vitesse instantanée et (2) la distribution accélération instantanée. En lignes : (a) les données mesurées et (b) les données filtrés. 92
4.7 Distribution de la consommation énergétique pour : (a) les trajectoires mesurées et (b) les trajectoires filtrées. (c) RMSE entre les trajectoires mesurées et filtrées. 93
4.8 (a) Distribution de T et (b) $RMSE_c$ pour les trajectoires mesurées et filtrées. . 94

5.1 Schéma des méthodes réalisées pour l'étude du chapitre. 96
5.2 Trajectoires de deux véhicules successifs selon le modèle de Newell. 97
5.3 Illustration de la méthode de calage 98
5.4 (a) Evolution de la fonction d'objectif $F(w)$ en fonction de w à pour une paire de véhicules parmi les données NGSIM d'étude. (b) Trajectoire réelle et simulée des véhicules. 99
5.5 Trajectoires réelle et simulée des véhicules parmi les données NGSIM d'étude. . 102
5.6 Un peloton d'étude dans la fenêtre temporelle d'analyse. 103
5.7 Le calage du modèle de Newell : distribution des valeurs du paramètre optimal w_{opt}. 106
5.8 Le calage du modèle de Gipps : distribution des valeurs des 6 paramètres optimaux C. 106
5.9 Le calage des modèles de Newell et de Gipps : distribution des valeurs de RMSE en m/s. 107
5.10 Test 1 à 4 : RMSE moyen par test avec l'intervalle comprenant 80% des résultats. 108
5.11 Test 1 à 4 : ε_{CE} et ε_{CEC} moyens par test avec l'intervalle comprenant 80% des résultats. 109
5.12 Test 1 à 4 : $|\varepsilon_{CE}|$ et $|\varepsilon_{CEC}|$ moyens par test avec l'intervalle comprenant 80% des résultats. 109
5.13 En lignes : (1) Test 1 et (2) Test 2 avec le modèle de Newell. En colonnes : (a) RMSE moyen et (b) ε^T_{CE} et ε_{CEC} moyens des trajectoires j du peloton 1. . . . 111
5.14 En lignes : (1) Test 1 et (2) Test 2 avec le modèle de Newell. En colonnes : (a) RMSE moyen et (b) ε^T_{CE} et $|\varepsilon_{CEC}|$ moyens des trajectoires j de tous les pelotons. 112
5.15 En lignes : (1) Test 1 et (2) Test 2 avec le modèle de Gipps. En colonnes : (a) RMSE moyen et (b) ε^T_{CE} et $|\varepsilon_{CEC}|$ moyens des trajectoires j de tous les pelotons. 113
5.16 En lignes : (1) Test 3a et (2) Test 3b avec le modèle de Gipps. En colonnes : (a) RMSE moyen et (b) ε^T_{CE} et $|\varepsilon_{CEC}|$ moyens des trajectoires j de tous les pelotons. 114
5.17 Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique ε^T_{CE} en fonction du paramètre du modèle de Gipps V_j^{Max}. 116
5.18 Exemple pour le pair ID = 47 : les profils de vitesse réels et simulés. Y^r_{j-1} : le prédécesseur réel ; Y^r_j : le suiveur réel ; Y^s_j, $V_j^{Max} = 5$ m/s : le suiveur simulé avec V_j^{Max} égal à 5 m/s ; $V_j^{Max} = 8$ m/s : le suiveur simulé avec V_j^{Max} égal à 8 m/s. 117

5.19 Exemple pour le pair ID = 40 : les profils de vitesse réels et simulés. Y_{j-1}^r : le prédécesseur réel ; Y_j^r : le suiveur réel ; Y_j^s, V_j^{Max} = 14 m/s : le suiveur simulé avec V_j^{Max} égal à 14 m/s ; V_j^{Max} = 50 m/s : le suiveur simulé avec V_j^{Max} égal à 50 m/s. 118
5.20 Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique ε_{CE}^T en fonction du paramètre du modèle de Gipps a_j^{Max}. 119
5.21 Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique ε_{CE}^T en fonction du paramètre du modèle de Gipps τ. 120
5.22 Exemple pour la paire ID = 47 : les profils de vitesse réels et simulés avec les courbes de consommation cumulée respectives. Y_{j-1}^r : le prédécesseur réel , Y_j^r : le suiveur réel, Y_j^s optimale : le suiveur simulé avec τ optimal et Y_j^s CE optimale : le suiveur simulé avec τ conduisant à la consommation énergétique optimale ($|\varepsilon_{CE}^T|$ minimum). 121
5.23 Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique ε_{CE}^T en fonction du paramètre du modèle de Gipps $Safety$. 122
5.24 Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique ε_{CE}^T en fonction du paramètre du modèle de Gipps $\hat{b}_{j-1}$. 123
5.25 Test 5, étude de sensibilité locale : erreur d'estimation de la consommation énergétique ε_{CE}^T en fonction du paramètre du modèle de Gipps b_j. 124
5.26 Test 6 - étude de sensibilité globale : variation de la consommation énergétique en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps et de la trajectoire sélectionnée représentée par son numéro d'identification ID. 127
5.27 Test 6 - étude de sensibilité globale : indices de sensibilité S_i et ST_i. 127
5.28 Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 40 : variation de la consommation énergétique en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps. 128
5.29 Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 40 : indices de sensibilité S_i et ST_i. 128
5.30 Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 2 : variation de la consommation énergétique en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps. 129
5.31 Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 2 : indices de sensibilité S_i et ST_i. 129
5.32 Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 10 : variation de la consommation énergétique en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps. 130
5.33 Test 6 - Etude de sensibilité globale pour ID = 10 : indices de sensibilité S_i et ST_i. 130
5.34 Test 6 - étude de sensibilité globale : variation de la consommation énergétique en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps et de la trajectoire sélectionnée représentée par son numéro d'identification ID. 155

Liste des tableaux

1 Stratégies de réduction des consommations et émissions de transport basées sur la gestion de la mobilité et l'amélioration du flux de trafic. 3

2.1 Statistiques sur les paramètres de trafic et la consommation énergétique des sous-cycles d'étude. 35
2.2 Coefficient de détermination R^2 d'après l'analyse de régression : consommation énergétique en fonction d'un paramètre de trafic. 39
2.3 Les indices S_i et ST_i pour les paramètres de trafic étudiés. 42
2.4 Les cosinus des angles formés entre les paramètres de trafic et la consommation projetés sur les plans factoriels : plan 1 [axe 1, axe2] et plan 2 [axe 1, axe3]. — correspondant aux paramètres avec longueur de vecteur inférieur à 0,60 44
2.5 Comparaison de la corrélation entre les paramètres de trafic et la consommation énergétique, en fonction des méthodes d'analyse utilisées. 46

3.1 Paramètres pour l'algorithme génétique. 56
3.2 Résultats des simplifications avec l'algorithme génétique : (i) la réduction du nombre de variations d'accélération [$r_{\Delta acc}$], (ii) le temps passé à accélération constante [D], (iii) le RMSE en km/h et (iv) l'erreur relative de l'estimation de la consommation énergétique [ε_{CE}]. 62
3.3 Résultats de la simplification avec contrainte : (i) la réduction du nombre de variations d'accélération [$r_{\Delta acc}$], (ii) le temps passé à accélération constante [D], (iii) le RMSE en km/h et (iv) l'erreur relative de l'estimation de la consommation énergétique [ε_{CE}]. 63
3.4 R^2 entre ΔT et le ΔCE. 69
3.5 Erreurs pendant les phases d'accélération et de décélération et leur contribution respective à l'erreur globale. 70

4.1 L'intervalle des valeurs des nœuds n testées pour l'ensemble de trajectoires de chaque peloton. 87
4.2 Les principaux paramètres définissant les algorithmes génétiques AG1 et AG2. 89

5.1 Limites inférieures et supérieures des paramètres du modèle Gipps à calibrer. . 101
5.2 Plan d'analyse pour les simulations des trajectoires : Tests 1 à 4. 104
5.3 Plan d'analyse pour les simulations des trajectoires : Tests 5 et 6. 105

5.4 Limites inférieur et supérieur des paramètres du modèle Gipps pour l'analyse de sensibilité. 126

Bibliographie

ADILCA : Le couple moteur, 2012. URL www.adilca.com/couple.pdf.

A.E. af Wahlberg : Long-term effects of training in economical driving : fuel consumption, accidents, driver acceleration behavior and technical feedback. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 37(4):333–343, 2007.

K. Ahn : Microscopic fuel consumption and emission modeling. Master of science in civil and environmental engineering, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg (USA), December 1998.

S. Amédée et R. Francois-Gérard : *Algorithmes Génétiques*. Université Nice Sophia Antipolis, Nice (France), 2004.

M. André : Real-world driving cycles for measuring cars pollutant emissions - part a : The artemis european driving cycles. Report LTE 0411, LTE (IFSTTAR), Bron (France), June 2004.

P. Ariotti : *Método para aprimorar a estimativa de emissões veiculares em áreas urbanas através de modelagem híbrida em redes*. Thèse de doctorat, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre (Brazil), 2010.

T. Aw : Modèles pour le zonage et la génération des déplacements : Support de formation, Décembre 2008. URL http://www.lvmt.fr/IMG/pdf/Modele_pour_le_zonage_et_la_generation_des_deplacements.pdf.

M. Baker : Fuel consumption and emission models for evaluating traffic control and route guidance strategies. Mémoire de D.E.A., Queen's University, Kingston (Canada), 1994.

J. Barceló : *Fundamentals of Traffic Simulation*, volume 145. Springer, 2010.

J. Barceló, J. L. Ferrer, D. García, R. Grau, M. Forian, I. Chabini et E. Le Saux : Microscopic traffic simulation for att systems analysis. a parallel computing version. Contribution to the 25th Aniversary of CRT, 1998.

M. Barth et K. Boriboonsomsin : Energy and emissions impacts of a freeway-based dynamic eco-driving system. *Transportation Research Part D*, 14(6):400–410, 2009.

M. Ben-Akiva, M.Bierlaire, D.Burton, H. N. Koutsopoulos et R. Mishalani : Network state estimation and prediction for real-time traffic management. *Networks and Spatial Economics*, 1(3-4):293–318, 2001.

B. Beusen, S. Broekx, T. Denys, C. Beckx, B. Degraeuwe, M. Gijsbers, K.Scheepers, L. Govaerts, R. Torfs et L. Int Panis : Using on-board logging devices to study the longer-term impact of an eco-driving course. *Transportation Research Part D*, 14(7):514–520, 2009.

K. Boriboonsomsin et M. Barth : Impacts of freeway high-occupancy vehicle lane configuration on vehicle emissions. *Transportation Research Part D*, 13(2):112–125, 2008.

J.L. Bowman et M.E. Ben-Akiva : Activity-based disaggregate travel demand model system with activity schedules. *Transportation Research Part A*, 35(1):1–28, 2000.

K. R. Den Braven, A. Abdel-Rahim, K.Henrickson et A. Battles : Modeling vehicle fuel consumption and emissions at signalized intersection approaches : Integrating field-collected data into microscopic simulation. Final report KLK721N12-12, National Institute for Advanced Transportation Technology, University of Idaho, Moscow (USA), July 2012.

W. Burghout : *Hybrid microscopic-mesoscopic traffic simulation.* Thèse de doctorat, Royal Institute of Technology, Stockholm (Sweden), 2004.

A. Cappiello : Modeling traffic flow emissions. Mémoire de D.E.A., Massachusetts Institute of Technology, Cambridge (USA), June 2002.

CARB : Emfac 2002, california air resources board's emission inventory serie, September 2002. URL www.arb.ca.gov//msei/on-road/latest_version.htm.

P. Chakroborty : Models of vehicular traffic : An engineering perspective. *Physica A*, 372 (1):151–161, 2006.

K. Chen et L. Yu : Microscopic traffic-emission simulation and case study for evaluation of traffic control strategies. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 7(1):93–100, February 2007.

N. Chiabaut, L. Leclercq et C. Buisson : From heterogeneous drivers to macroscopic patterns in congestion. *Transportation Research Part B*, 44(2):299–308, February 2010.

N. Chibaut : *Écoulement du trafic routier et états d'équilibre en congestion.* Thèse de doctorat, École Nationale des Travaux Publics de l'État, Vaulx-en-Velin (France), 2009.

COP 18 : URL www.cop18.qa.

P. Cousin, E. Jeannière, M. Jacquot, B. Saubion et F. Bardon : *Calage et validation des modèles de trafic : Techniques appliquées à l'affectation routière interubaine.* Service d'études sur les transports, les routes et leurs aménagements, Sourdun (France), sétra édition, July 2010.

C. F. Daganzo : The cell transmission model : A dynamic representation of highway traffic consistent with the hydrodynamic theory. *Transportation Research Part B*, 28(4):269–287, 1994.

A. Duret : *Hétérogénéités du trafic autoroutier - Identification, quantification, modélisation et impact sur l'écoulement*. Thèse de doctorat, École Nationale des Travaux Publics de l'État, Vaulx-en-Velin (France), 2010.

Ecomobile : Les forces, 2012. URL ecomobile.gouv.qc.ca/fr/fondements/forces_physiques.php.

I. El-Shawarby, K. Ahn et H. Rakha : Comparative field evaluation of vehicle cruise speed and acceleration level impacts on hot stabilized emissions. *Transportation Research Part D*, 10(1):13–30, 2005.

N. Elloumi, H. Haj-Salem et M. Papageorgiou : METACOR : A macroscopic modelling tool for urban corridor. *In TRIennal Symposium on Transport ANalysis*, Capri (Italy), 1994.

EPA : Automobile emissions : An overview. Epa 400-f-92-007, U.S. Environmental Protection Agency, 1994.

EPA : Traq technical overview.transportation air quality center. Epa420-s-98-012, US Environmental Protection Agency. Office of Transportation and Air Quality, 1998.

EPA : User's guide to MOBILE6.1 and MOBILE6.2 : Mobile source emission factor model. Epa report epa-420-r-03-010, US Environmental Protection Agency. Office of Transportation and Air Quality, August 2004.

EPA : Motor vehicle emission simulator. MOVES 2010 user guide. Epa report epa-420-b-09-041, US Environmental Protection Agency. Office of Transportation and Air Quality, October 2009.

E. Ericsson : Variability in urban driving patterns. *Transportation Research Part D*, 5 (5):337–354, 2000.

E. Ericsson : Independent driving pattern factors and their influence on fuel-use and exhaust emission factors. *Transportation Research Part-D*, 6(5):325–345, 2001.

E. Ericsson, H. Larsson et K. Brundell-Freij : Optimizing route choice for lowest fuel consumption - potential effects of a new driver support tool. *Transportation Research Part C*, 14(6):369–383, 2006.

Eurostat, 2008 : URL epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/eurostat/home/.

M. Fellendorf et P. Vortisch : *Fundamentals of Traffic Simulation*, volume 145, chapitre Microscopic Traffic Flow Simulator VISSIM, pages 63–93. Springer, 1998.

US Department of Transportation : FHWA, (Federal Highway Administration) : Interstate 80 freeway dataset, 2006. URL www.fhwa.dot.gov/publications/research/operations/06137/index.cfm.

P.G. Gipps : A behavioural car-following model for computer simulation. *Transportation Research Part B*, 15(2):105–111, 1981.

G. Guenta : *Motor vehicle dynamics : modeling and simulation*, volume 43 de *Series on advances in mathematics for applied sciences*. World Scientific Publishing, Singapore, 1997. URL books.google.fr/books?id=yAo-6yQbg9IC&printsec=frontcover&hl=fr&source=gbs_ge_summary_r&cad=0#v=onepage&q&f=false.

S. L. Hallmark et R. Guensler : Comparison of speed-acceleration profiles from field data with netsim output for modal air quality analysis of signalized intersections. *In Transportation Research Board*, numéro 1664, pages 40–46, Washington DC, 1999. Transportation Research Record.

S. Hausberger, M. Reixes, M. Zallinger et R. Luz : Emission factor from the model PHEM for the HBEFA version 3. Report no i-20a/2009, Graz University of Technology. Institute for Internal Combustion Engines and Thermodynamic, 2009.

S.P. Hoogendoorn et P.H.L. Bovy : State-of-the-art of vehicular traffic flow modelling. *In Delft University of Technology*, volume 215 de *Part I*, pages 283–303, Delft (Netherlands), June 2001. Institution of Mechanical Engineers of Delft University of Technology, Journal of Systems and Control Engineering.

IFSTTAR : Artemis : Assessment and reliability of transport emission models and inventory systems, 2004. URL www.inrets.fr/ur/lte/publi-autresactions/fichesresultats/ficheartemis/artemis.html.

Institute for Transport Studies : DRACULA. Dynamic Route Assignment Combining User Learning and microsimulAtion, 1993. URL www.its.leeds.ac.uk/software/dracula/.

G. B. Jacondino : Quantificação das emissões veiculares através do uso de simuladores de tráfego. Master, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre (Brazil), 2005.

L. Jie, H. V. Zuylen, Y. Chen, F. Viti et I. Wilmink : Calibration of a microscopic simulation model for emission calculation. *Transportation Research Part C*, 31:172–184, 2013.

J. Jun, J. Ko, S. Yoon et R. Guensler : Impacts of acceleration calculation methods on on-road vehicle engine power estimation. *In 99th Air & Waste Management Association Annual Meeting*, numéro 460, Pittsburgh (USA), June 2006. 99th Annual Meeting Proceedings.

V. Kovvali, V. Alexiadis et L. Zhang : Video-based vehicle trajectory data collection. *In Transportation Research Board*, numéro 0528, page 18, Washington DC, 2007. Transportation Research Record.

H. Larsson et E. Ericsson : The effects of an acceleration advisory tool in vehicles for reduced fuel consumption and emissions. *Transportation Research Part-D*, 14(2):141–146, 2009.

D. P. Leonard, P. Gower et N. Taylor : CONTRAM. Structure of the model. Research report 178, Transport and Road Research Laboratory, Department of Transport, Crowthorne (UK), 1989.

M.J. Lighthill et G.B. Whitham : On kinematic waves : Ii. a theory of traffic flow on long crowded roads. *Proceedings of the Royal Society*, 229(1178):317–345, 1955.

LTE/IFSTTAR : Laboratoire transports et environnement, 2013. URL www.inrets.fr/ur/lte/.

M. Mahut, M.Florian et N. Tremblay : Space-time queues and dynamic traffic assignment : A model, algorithm and applications. *In Transportation Research Board*, page 16, 2003.

F. Marczak et C. Buisson : A new filtering method for trajectories measurement errors and its comparison with existing method. *In Transportation Research Board*, numéro 1556, page 23, Washington DC, 2012. Transportation Research Record.

F-M. Marczak : Méthode d'identification du passage de la phase fluide à la phase congestionnée sur une trajectoire de véhicule. Master, École Nationale des Travaux Publics de l'État, Vaulx-en-Velin (France), September 2011.

MathWorks : *Global Optimization Toolbox 3 - User's Guide*. Natick (EUA), 2010.

Scott Miller : Traffic modeling, December 2011. URL http://home2.fvcc.edu/~dhicketh/DiffEqns/Spring11projects/Scott_Miller/Project.pdf.

M. Mitchell : *An introduction to genetic algorithms*. Massachusetts Institute of Technology, 1998.

G. F. Newell : A simplified car-following theory : a lower order model. *Transportation Research Part B*, 36(3):195–205, 2002.

J. Nossen, P. Elsen et W. Bauwens : Sobol' sensitivity analysis of a complex environmental model. *Environmental Modelling & Software*, 26(12):1515–1525, 2011.

L. Ntziachristos et Z. Samaras : Copert iii computer programme to calculate emissions from road transport. methodology and emission factors (version 2.1). Technical report no 49, European Environment Agency, Copenhagen, 2000.

S. Ossen et S. P. Hoogendoorn : Validity of trajectory-based calibration approach of car-following models in presence of measurement errors. *In Transportation Research Board*, numéro 2088, pages 117–125, Washington DC, 2008. Transportation Research Record.

P-N.Tan, M. Steinbach et V. Kumar : *Introduction to Data Mining*, chapitre Cluster Analysis : Basic Concepts and Algorithms, page 82. 2005.

N. Pandya, E. Marsden, P. Floquet et N. Gabas : Sensitivity analysis of an atmospheric dispersion model. *In 18th European Symposium on Computer Aided Process Engineering ESCAPE 18*, volume 25, pages 1143–1148, Lyon (France), Juin 2008. Computer-Aided Chemical Engineering.

C. S. Papacostas et P. D. Prevedouros : *Transportation engineering and planning*. Prentice Hall, 2001.

V. Punzo, M. T. Borzacchiello et B. Ciuffo : On the assessment of vehicle trajectory data accuracy and application to the next generation simulation (NGSIM) program data. *Transportation Research Part C*, 19(6):1243–1262, 2011.

V. Punzo et B. Ciuffo : Sensitivity analysis of car-following models : methodology and application. *In Transportation Research Board*, numéro 2805, page 18, Washington DC, 2011. Transportation Research Record.

V. Punzo, B. Ciuffo et M. Montanino : Can results of car-following model calibration based on trajectory data be trusted ? *In Transportation Research Board*, numéro 2315, pages 11–24, Washington DC, 2012. Transportation Research Record.

V. Punzo, D. J. Formisano et V. Torrieri : Nonstationary kaman filter for estimation of accurate and consistent car-following data. *In Transportation Research Board*, numéro 1934, pages 3–12, Washington DC, 2005. Transportation Research Record.

V. Punzo et F. Simonelli : Analysis and comparison of microscopique traffic flow models with real traffic microscopique data. *In Transportation Research Board*, numéro 1934, pages 53–63, Washington DC, 2005. Transportation Research Record.

H. Rakha, M. V. Aerde, K. Ahn et A. A. Trani : Requirements for evaluating traffic signal control impacts on energy and emissions based on instantaneous speed and acceleration measurements. *In Transportation Research Board*, numéro 1134, pages 56–67, Washington DC, 2000. Transportation Research Record. URL http://trid.trb.org/view.aspx?id=674361.

H. Rakha, K. Ahn et K. Moran : Integration framework for modeling eco-routing strategies : Logic and preliminary results. *In Transportation Research Board*, numéro 3350, page 15, Washington DC, 2011. Transportation Research Record. URL http://trid.trb.org/view.aspx?id=1092986.

H. Rakha, F. Dion et H-G. Sin : Using global positioning system data for field evaluation of energy and emission impact of traffic flow improvement projects - issues and proposed solutions. *In Transportation Research Board*, volume 1768, pages 210–223, Washington DC, 2001. Transportation Research Record.

P.J. Richards : Shock waves on the highway. *Operations Research*, 4:42–51, 1956.

R. Smit : *An examination of congestion in road traffic emission models and their application to urban road networks*. Thèse de doctorat, Griffith University, Nathan (Australie), 2006.

R. Smit, L. Ntziachristos et P. Boulter : Validation of road vehicle and traffic emission models e a review and meta-analysis. *Atmospheric Environment*, 44(25):2943–2953, 2010.

Sétra : Évaluation environnementale des projets de gestion dynamique de trafic - la qualité de l'air. Rapport technique, Service d'études sur les transports, les routes et leurs aménagements (Sétra), Juin 2012.

F. Strompen, T. Litman et D. Bongardt : Reducing carbon emissions through transport demand management strategies. a review of international examples. Final report, Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit and Beijing Transportation Research Center, Beijing (China), 2012.

P. J. Sturm, P. Boulter, P. de Haan, R. Jourmard, S. Hausberger, J. Hickman, M. Keller, W. Niederle, L. Ntziachristos, C. Reiter, S. Samaras, G. Schinagl, T. Schweizer et R. Pischinger : Instantaneous emission data and their use in estimating passenger car emissions. Final report COST 319 A2, Institute of Internal Combustion Engines and Thermodynamics, Graz University of Technology, Graz (Autriche), 1998.

Techno-Science : Embrayage, 2012. URL www.techno-science.net/?onglet=glossaire&definition=1652.

M. Treiber, A.Kesting et C. Thiemann : How much does traffic congestion increase fuel consumption and emissions ? applying a fuel consumption model the ngsim trajectory data. *In Transportation Research Board*, numéro 2715, page 17, Washington DC, 2008. Transportation Research Record.

R. Trigui, B. Jeanneret et F. Badin : Modélisation systémique de véhicules hybrides en vue de la prédiction de leurs performances énergétiques et dynamiques : Construction de la bibliothèque de modèles vehlib. *Recherche Transports Sécurité*, 83:129–150, 2004.

M. Van Aerde : *INTEGRATION release 2.20 for windows : User's guide.* MVA and Associates, Kingston (Canada), 1999.

T. Vieira da Rocha : Classification des cycles dynamiques urbains en groupes hétérogènes selon des caractéristiques du point de vue du trafic. Rapport Interne, 2011a.

T. Vieira da Rocha : Etude des relations entre des paramètres macroscopiques de trafic et la consommation énergétique. Rapport Interne, 2011b.

T. Vieira da Rocha, A. Can, C. Parzani, B. Jeanneret, R. Trigui et L. Leclercq : Are vehicle trajectories simulated by dynamic traffic models relevant for estimating fuel consumption ? *Transportation Research Part D*, 2013.

T. Vieira da Rocha, B. Jeanneret, R. Trigui et L. Leclercq : How simplifying urban driving cycles influence fuel consumption estimation ? *In Transport Research Arena*, volume 48, pages 1000–1009, Athens, 2012. Procedia - Social and Behavioral Sciences.

D. Villegas : *Etude expérimentale de l'influence du gradient de température électronique sur le transport turbulent des impuretés dans un plasma de fusion.* Thèse de doctorat, Université de Provence, Marseille (France), 2010.

VTPI : Online tdm encyclopedia, 2013. URL vtpi.org/tdm.

Q.J. Wang : Using genetic algorithms to optimise model parameters. *Environmental Modelling & Software*, 12(1):27–34, 1997.

R. E. Wilson : An a analysis of gipps' car-following model of highway traffic. *IMA Journal of Applied Mathematics*, 66(5):509, 2001.

L. Xia et Y. Shao : Modelling of traffic flow and air pollution emission with application to hong kong island. *Environmental Modelling & Software*, 20(9):1175–1188, 2005.

W. Xin, J. Hourdos et P. Michalopoulos : A vehicle trajectory collection and processing methodology and its implementation to crash data. *In Transportation Research Board*, numéro 2173, page 25, Washington DC, 2008. Transportation Research Record.

M. Zhang : Reducing transportation emissions through land use intervention : Potentials and challenges. *In Transportation Research Board*, numéro 1729, page 18, Washington DC, 2011. Transportation Research Record.

Annexe

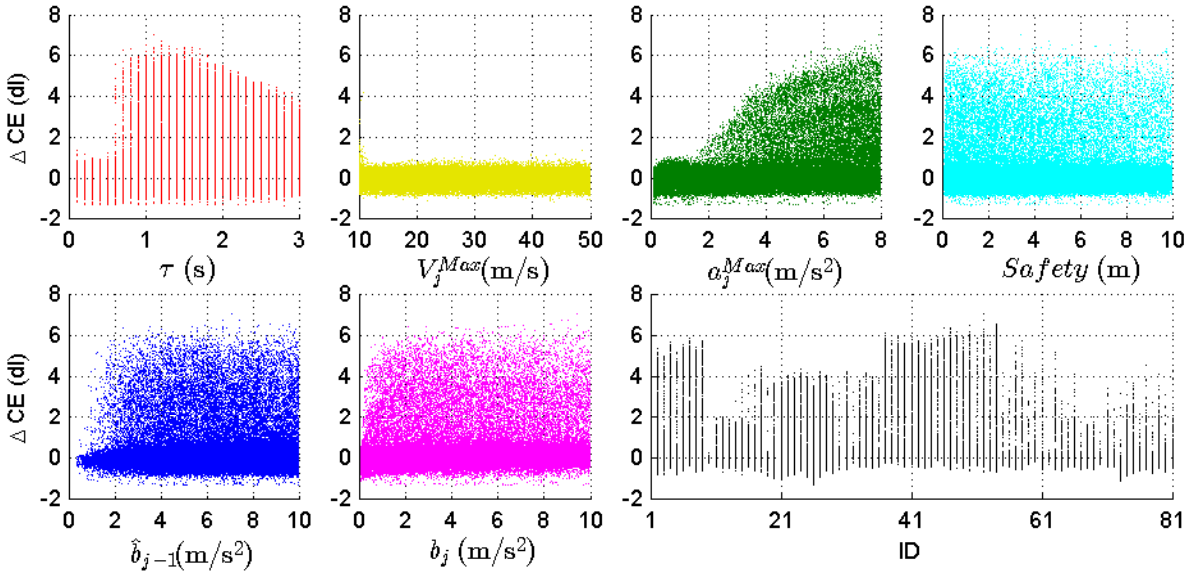


FIGURE *5.34* – *Test 6 - étude de sensibilité globale : variation de la consommation énergétique en fonction de chaque paramètre du modèle de Gipps et de la trajectoire sélectionnée représentée par son numéro d'identification ID.*

FOLIO ADMINISTRATIF

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

NOM : VIEIRA DA ROCHA DATE de SOUTENANCE : 07/11/2013

Prénom : Thamara

TITRE : Quantification des erreurs associées à l'usage de trajectoires simplifiées, issues de modèles de trafic, pour le calcul de la consommation en carburant

NATURE : Doctorat Numéro d'ordre : 2013 – ENTP – 0007

Ecole doctorale : Mécanique, énergétique, génie civil et acoustique (MEGA)

Spécialité : Génie Civil

Cote B.I.U. - / et bis CLASSE :

RESUME :
De récentes études utilisent des modèles microscopiques de trafic couplés à des modèles d'émission pour estimer des externalités environnementales, comme les consommations énergétiques. Ces estimations sont importantes pour évaluer l'efficacité des stratégies de trafic visant à réduire l'impact environnemental associé. La précision des estimations fournies par les outils utilisés est essentielle pour garantir le choix de la stratégie la plus adaptée. Les modèles de consommation énergétique compatibles avec une échelle microscopique ont été élaborés en utilisant en entrée des trajectoires construites à partir de données mesurées. Lorsqu'on souhaite alimenter ces modèles avec des trajectoires simulées par un modèle de trafic, se pose la question de la pertinence de ce couplage et de la quantification des erreurs associées.

Dans cette perspective, cette thèse évalue l'influence de trajectoires issues de modèles de trafic sur l'estimation des consommations énergétiques des véhicules. Trois aspects du couplage sont évalués : (i) la simplification de la représentation du trafic, (ii) les paramètres des modèles de trafic et (iii) la méthode de calage des modèles de trafic. Pour le premier aspect les consommations énergétiques de trajectoires réelles et simplifiées sont comparées en vue de quantifier l'erreur d'approximation et de déterminer les principales simplifications cinématiques qui conduisent à cette erreur. Pour le deuxième aspect l'influence des lois d'écoulement propres à deux modèles de trafic (Newell et Gipps) a été évaluée. Enfin, pour le troisième et dernier aspect, l'influence de la méthode de calage des modèles de trafic cités a été analysée. Les consommations énergétiques ont été estimées en utilisant une version simplifiée de la bibliothèque Vehlib développée par le LTE/IFSTTAR.

Les résultats montrent que, globalement, les estimations des consommations énergétiques restent assez précises tant qu'on respecte bien les paliers de vitesse cibles sur un trajet. L'accélération et les micro-variations de la vitesse apparaissent d'ordre secondaire pour le modèle de consommation utilisé. Ceci cependant n'élimine pas l'importance du choix du modèle de trafic et de la méthode de calage pour l'estimation de la consommation énergétique. En effet, il est bien connu qu'un modèle microscopique ne peut être calé en utilisant les caractéristiques individuelles de chaque véhicule observé. Le biais qui apparaît alors sur les trajectoires se retrouve sur les consommations énergétiques des véhicules. Cet effet est cependant plus limité quand on s'intéresse à un ensemble de véhicules, ce qui est le cadre de l'étude menée. Bien que restant faibles, les erreurs liées au couplage doivent être mises en relation avec le gain attendu par l'implémentation de stratégies de trafic qui peut être inférieur à 5%.

MOTS-CLES : couplage, modèles de trafic, modèles d'émission, trajectoires simplifiées, consommation énergétique, Vehlib

Laboratoire (s) de recherche :
Laboratoire Ingénierie Circulation Transports (LICIT), unité mixte ENTPE/IFSTTAR

Directeurs de thèse: Ludovic Leclercq et Céline Parzani

Président de jury :

Composition du jury : Ludovic Leclercq, Frédéric Mahe, Latifa Oukellou (R), Céline Parzani, Christian Seigneur (R) et Samuel Sellam