UNIVERSITÉ DE LYON

ENTPE
L'école de l'aménagement durable des territoires

N° d'ordre NNT : 2022LYSET005

THÈSE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE LYON
opérée au sein de
L'École Nationale des Travaux Publics de l'État

École Doctorale N° 162
MEGA (Mécanique, Énergétique, Génie Civil et Acoustique)

Spécialité / discipline de doctorat : Génie Civil

Soutenue publiquement le 11 mars 2022, par :

Carlos Mario Gómez Patiño

Variabilité inter-individuelle du comportement longitudinal de véhicules à conduite manuelle ou automatisée : impacts sur la capacité des voies

---

Devant le jury composé de :

Ludovic Leclercq	DR	Licit (U. Eiffel - ENTPE)	Président
Cécile Appert-Roland	DR	LPT (CNRS - Paris 6)	Rapporteuse
Jorge Laval	Professeur, PhD	Georgia Tech University	Rapporteur
Jordi Casas	Directeur R&D	Aimsun SLU	Examinateur
Alexandre Nicolas	CR	ILM (CNRS)	Examinateur
Christine Buisson	DR	Licit (U. Eiffel - ENTPE)	Directrice de thèse

N° d'ordre NNT : 2022LYSET005

THÈSE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE LYON
opérée au sein de
L'École Nationale des Travaux Publics de l'État

École Doctorale N° 162
MEGA (Mécanique, Énergétique, Génie Civil et Acoustique)

Spécialité / discipline de doctorat : Génie Civil

Soutenue publiquement le 11 mars 2022, par :

Carlos Mario Gómez Patiño

Variabilité inter-individuelle du comportement longitudinal de véhicules à conduite manuelle ou automatisée : impacts sur la capacité des voies

---

Devant le jury composé de :

Ludovic Leclercq	DR	Licit (U. Eiffel - ENTPE)	Président
Cécile Appert-Roland	DR	LPT (CNRS - Paris 6)	Rapporteuse
Jorge Laval	Professeur, PhD	Georgia Tech University	Rapporteur
Jordi Casas	Directeur R&D	Aimsun SLU	Examinateur
Alexandre Nicolas	CR	ILM (CNRS)	Examinateur
Christine Buisson	DR	Licit (U. Eiffel - ENTPE)	Directrice de thèse

Thèse préparée au LICIT (Laboratoire d'Ingénierie Circulation Transports)

Cuando me pregunto a mi mismo por mi definición, suelo acudir a las siguientes frases celebres :

"Como ser humano soy una especie de antología de contradicciones, de gaffes, de errores, pero tengo sentido ético. Esto no quiere decir que yo obre mejor que otros, sino simplemente que trato de obrar bien y no espero castigo ni recompensa. Que soy, digamos, insignificante, es decir, indigno de dos cosas ; el cielo y el infierno me quedan muy grandes."
— Jorge Luis Borges

" La vie n'est pas facile pour aucun d'entre nous. Mais que dire de qui ? Nous devons persévérer et surtout avoir confiance en nous-mêmes. Nous devons croire que nous sommes doués pour quelque chose et que nous devons l'atteindre. "
- Marie Curie

" I have not failed. I've just found 10,000 ways that don´t work "
- Thomas Alva Edison

Esta formación doctoral es dedicada :

A mis padres Rosa y Carlos que,
con su esfuerzo, apoyo, amor y valores enseñados,
me han hecho el hombre que soy.
También, a mis hermanos Natalia, Silvia y Jonatan,
y a mi sobrina Juana, que son mi inspiración.

A mis madres Asucena y Etelvina que,
desde su eterno descanso
siempre me guían, me protegen y me acompañan
en donde quiera que yo esté.

A toda mi familia y amigos
por el cariño, apoyo y confianza
que me han brindado en esta travesía.

A mi pueblo querido (Villanueva),
a mi tierra santandereana,
y a mi país (Colombia)
que me motivan a ser mejor mañana
de lo que soy hoy.

A mi yo campesino porque
ha logrado un sueño.

Por último, a Dios y a la vida
por todo lo que me han dado.

Remerciements

Je veux remercier à Cécile Appert-Rolland et Jorge Laval pour avoir accepté être les rapporteurs de ma thèse et pour avoir lu très attentivement ce manuscrit. Également, mes remerciements vont à Alexandre Nicolas, Jordi Casas et Ludovic Leclercq pour avoir accepté d'être membres de mon jury : leurs remarques, leurs commentaires et leurs corrections ont contribué, sans aucune doute , à clarifier et à valoriser mes travaux de recherche.

Pendant cette formation doctorale j'ai eu de nombreux défis que j'ai pu finir par surmonter , mais cela n'aurait pas été possible sans la patience, le courage, la pédagogie, l'intelligence et le support de ma directrice de thèse : Christine Buisson. Elle a décidé d'encadrer mes travaux de stage de master et de thèse sans avoir aucune d'idée du travail que cela lui demanderait, mais l'enthousiasme et l'amour pour son métier ont permis que ce parcours soit une belle et enrichissante expérience. C'était un honneur d'avoir été son thésard et un privilège d'avoir reçu ses enseignements. Il ne reste qu'à dire : un grand MERCI Christine !

Merci également à tous les membres du LICIT pour ces contributions à ma formation scientifique et personnelle, spécialement à :

- Nour-Eddin El Faouzi et Ludovic Leclercq en tant que directeurs,
- Sonia Cenille (la meilleure secrétaire du monde) qui, avec son énergie magnifique, est toujours disposée à aider, à accompagner, à discuter, à donner des conseils,...,
- Anne-Christine Demanny pour l'aide dans les procédures administratives et aussi pour relire et corriger mes notes rédigées ;
- Delphine Lejri et Jean, mes premiers collègues de bureau pour le accueil au laboratoire ;
- Cécile Becarie qui était toujours disponible pour m'aider quand j'en avais besoin ;
- Nicolas Chiabaut pour m'avoir accepté en master et ainsi m' avoir ouvert les portes de la France, aussi merci pour ses recommandations sur la manière de poursuivre mes recherches qui ont été importantes dans le déroulement de ma thèse ;
- Omar Rifki (le meilleur collègue de bureau) qui avec sa joie et sa bonne énergie voulait toujours partager avec moi ses lectures intéressantes et ses astuces sur la programmation ;
- Andrés Ladino pour la patience de m'expliquer l'environnement python quand je n'en avais aucune idée. L'outil de simulation présenté dans cette thèse a été possible grâce à son soutien et ses conseils ;
- Pierre Lemaire, Humberto Gonzalez et Colette Mintsa-eya pour m'avoir permis de participer aux expériences de recueil de données. Ces matins froids de café sur la route sont des bons souvenirs ;
- mes collègues doctorants : Cyril, Manon, Anna, Loïc, Élise, Mélanie, Alexandre, Mathis, Guillem, Serge,..., pour leur dynamisme et leur esprit amical et de partage scientifique.

Merci à tous/es les personnes rencontrées au sein de l'ENTPE, de l'ED MEGA et de l'Université Gustave Eiffel pour m'avoir accueilli.

Mes remerciements aussi à tous mes amis et proches pour leurs conseils, leur confiance et leur soutien qui ont contribué énormément à cette thèse, spécialement à :

— Javier Mantilla pour me faire confiance et m'encourager au moment de commencer cette aventure ;
— Juan Paez pour ses conseils et motivations sur la recherche, surtout lorsque je ne trouvais pas d'explications logiques à quelques problèmes ;
— Pauline Otero, Juan Martínez et mon petit Luis pour l'invitation à faire partie de la famille de l'amour ;
— Daniela Tarazona et Marcela Montoya pour son écoute, motivation et accompagnement constant pendant ce parcours scientifique ;
— Carolina Parra pour son coup de main dont j'avais besoin pour monter au podium des docteurs avec toute confiance ;
— Daniela Mesa, Carolina Camacho, Ana Paez, Valentina Galeano, Diego Velasco, Nicolas Grimaldos, Carlos Salazar, Anderson Mosquera, Andrés Rivera, Miguel Arteaga, Ginna Parra, ..., pour son amitié et me faire partie de cette famille colombo-francaise ;
— ma famille de l'association « Colombia Nueva-Lyon » ;
— ma famille de l'équipe de cyclisme « Café de Colombia-Lyon ».

En fin, je remercie à toute ma famille et à mes amis que depuis la Colombie m'envoient la meilleure énergie et tout le courage.

Abstract

Despite the development of the road infrastructure and the actions in favor of the different modes of public transport, congestion is still a major problem of road traffic. This causes an excessive increase in users' travel time and affects road safety and the economy while having ecological and sanitary impacts.

Given the importance of congestion for society, several traffic studies on roads are related to the state of congested traffic. For example, we can identify :

— studies relating to the probabilistic activation of a bottleneck and the determination of the capacity distribution ;

— studies devoted to quantifying the capacity drop, which is the difference observed, at the same point, between the maximum flow before the onset of congestion and the maximum discharge flow (downstream of the bottleneck) during congestion.

Then, this thesis focuses on a better understanding of these macroscopic observations, with a method based on modeling and observation. We concentrate our study on the longitudinal interactions of vehicles. Thus, our research hypothesis is that the inter-individual variability of vehicles in car-following behavior can explain a part of the capacity distribution and the capacity drop value. It is considered that inter-individual variability of vehicles characteristics can be represented by three car-following parameters : the reaction time, the distance at standstill, and the desired maximum acceleration. Fitting, for two car-following models, these parameters to real data leads to distributions with significant variability. This variability, in turn, explains part of the variability of the capacity.

In addition, this approach further allows us to predict the impact of vehicle automation such as adaptive speed system (ACC) which becomes very important in the dynamics of future traffic. It is estimated that in 2035, 20 % of the car fleet will be equipped with this system. We show that capacity reduces with the proportion of ACCs, up to 25 % if they represent 100 % of the vehicles.

Finally, the proposed methodology improves existing numerical methods to carry out a coherent analysis of the traffic variability.

Résumé

Malgré le développement de l'infrastructure routière et les actions en faveur des différents modes de transport en commun, la congestion est encore un problème important du trafic routier. Ceci provoque l'élévation excessive du temps de parcours des usagers et affecte la sécurité routière et l'économie, tout en ayant des impacts écologiques et sur la santé des personnes.

Compte-tenu de l'importance de la congestion pour la société, la plupart des études de caractérisation de la circulation sur les routes portent sur l'apparition de la congestion. On peut, par exemple, identifier :

— les études portant sur l'activation probabiliste d'une tête de bouchon et la détermination de la distribution de la capacité (valeur de demande à partir de laquelle la congestion apparaît) ;

— les études de quantification de la chute de capacité qui est la différence observée, au même point de la route, entre le débit maximal avant l'apparition de la congestion et le débit maximal de décharge (en aval de la tête de bouchon) pendant la congestion.

Dans cet esprit, cette thèse s'intéresse à mieux comprendre ces observations macroscopiques, avec une méthode basée sur la modélisation et l'observation. Nous nous concentrons sur l'étude des interactions longitudinales des véhicules, Notre hypothèse de recherche est que la variabilité inter-individuelle des véhicules dans le comportement de poursuite peut expliquer une partie de la distribution de la capacité ainsi que de la valeur de la chute de capacité. On considère que cette variabilité peut être représentée par trois paramètres importants de la poursuite : le temps de réaction, la distance à l'arrêt et l'accélération maximale souhaitée. L'ajustement, pour deux modèles de poursuite, de ces paramètres sur des données réelles conduit à des distributions dont la variabilité est significative. Cette variabilité explique à son tour une partie de la variabilité de la capacité.

Cette approche nous permet en outre de prévoir l'impact de l'automatisation des véhicules tel que le système de vitesse adaptatif (ACC) qui devient très important dans la dynamique du trafic futur. Il est estimé qu'en 2035, 20 % du parc automobile serait équipé de ce système. Nous montrons que la capacité d'une voie diminue en fonction de la proportion d'ACC, jusqu'à 25 % si le 100 % des véhicules sont de ce type.

Enfin, la méthodologie proposée améliore les méthodes numériques existantes pour permettre d'effectuer une étude cohérente sur la variabilité interindividuelle du trafic.

Sommaire

Liste des figures **15**

Liste des tableaux **19**

Introduction **21**

1 Dispositifs de mesure et variables du trafic routier **25**
1.1 Dispositifs de mesure de données 25
1.2 Variables du trafic routier 31

2 Phénomènes collectifs et individuels du trafic routier : état de l'art **41**
2.1 Observations à l'échelle macroscopique 41
2.2 Échelle microscopique : observations, modélisation et impacts macroscopiques 46

3 Modélisation de la variabilité inter-individuelle en simulation **65**
3.1 Hypothèses de recherche et méthodologie 65
3.2 Présentation du contexte de la simulation 66
3.3 Impact de la variabilité des paramètres de la poursuite 74
3.4 Conclusion du chapitre 89

4 Présentation, filtrage et sélection de trajectoires **91**
4.1 Trajectoires individuelles de véhicules en conduite manuelle 91
4.2 Trajectoires individuelles de véhicules automatisés 95
4.3 Filtrage de données des trajectoires 99
4.4 Sélection de trajectoires de véhicules en poursuite 103
4.5 Conclusion du chapitre 109

5 Distributions expérimentales des paramètres de la poursuite : calage de modèles **111**
5.1 Calage des modèles de poursuite 111
5.2 Calage des modèles de poursuite pour obtenir des distributions expérimentales des paramètres 115
5.3 Discussion sur l'estimation du temps de réaction et conclusions du chapitre . 122

6 Analyse de la variabilité expérimentale en simulation **125**
6.1 La conduite automatisée : état de l'art 125
6.2 Impact de la variabilité expérimentale des véhicules en conduite manuelle et des véhicules en conduite automatisée 129
6.3 Analyse de l'impact de la variabilité du trafic mixte : véhicules en conduite manuelle et véhicules en conduite automatisée 134

Références **143**

Annexes **155**

Table des figures

1.1 Boucle électromagnétique double. a) Installation sur la chaussée (source de l'image : https ://www.ecm-france.com/). b) Illustration de la perturbation du champ magnétique au passage d'un véhicule pour estimer le temps d'occupation. La courbe noire (resp. rouge) représente le signal mesuré sur la première (resp. deuxième) boucle de la Fig. a. 25
1.2 Dispositifs internes et externes aux véhicules et systèmes de recueil de données de trajectoires. 27
1.3 Trois formes différentes pour représenter le diagramme fondamental (DF). a) débit en fonction de la densité, b) vitesse en fonction du débit et c) vitesse en fonction de la densité. Les paramètres K_c et U_c représentent la concentration critique et la vitesse critique, respectivement. C représente la capacité de la voie. 33
1.4 Représentation de différents états de trafic (A_0, A, B, C). a) Diagramme fondamental triangulaire et b) diagramme spatio-temporel. 34
1.5 Diagrammes fondamentaux représentés à partir des données de la boucle localisée à Fourvière, Lyon, France. Les périodes d'agrégation utilisées : une minute (Fig. a-b), six minutes (Fig. c-d) et une heure (Fig. e-f) (source de l'image : (Buisson & Lesort, 2010)). 36
1.6 Représentation des trajectoires des véhicules et illustration des variables microscopiques d'un véhicule et d'une paire de véhicules. a) représentation dans le plan X-Y. b) représentation dans le plan spatio-temporel. 37

2.1 Fonctions de distribution cumulée (cdf) empiriques de la capacité. a) Distribution de la capacité pré-congestion. b) cdfs de la capacité pré/post-congestion (Ces figures correspondent aux Fig. 3a et Fig. 7 dans l'article (Brilon et al., 2005), respectivement). 43
2.2 Récapitulatif des types de têtes de bouchon, du processus d'apparition de la congestion et des phénomènes de trafic liés. ChVs est une abréviation de "changements de voie". 47
2.3 Explication du modèle de Newell (Newell, 2002) : à gauche, représentation spatio-temporelle du calcul de la trajectoire du suiveur par translation de celle du leader ; à droite relation espacement-vitesse. 54
2.4 Représentation de la relation espacement-vitesse du modèle de Newell avec prise en compte de la variabilité des paramètres (d'après (Jabari *et al.*, 2014)). 55

3.1 Déroulement de la simulation pour étudier l'impact de la variabilité inter-individuelle sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité. 67
3.2 Scénario de trafic adopté dans la simulation. a) Représentation des caractéristiques géométriques de la voie. b) Diagramme fondamental lié à cette voie. . 67
3.3 Demande de trafic. a) profil de débit d'entrée à la simulation. b) temps inter-véhiculaire aléatoire pour chaque véhicule basé sur le profil de débit (ligne noire) de la Fig. 1. 68

3.4 Configurations des scénarios de trafic intéressants pour notre analyse. 70
3.5 Représentation de quelques trajectoires dans le plan spatio-temporel : illustration de l'instant d'apparition de la congestion. 72
3.6 Présentation de la fonction de distribution cumulative de la capacité : illustration de l'estimation de la valeur de la chute de capacité. 74
3.7 Diagrammes fondamentaux obtenus en simulation basés sur la résolution numérique à pas de temps individualisé : a) avec le modèle de Tampère, b) avec le modèle de Newell, c) avec le modèle de Gipps. 75
3.8 Illustration des différentes schémas de résolution numérique des modèles de poursuite. 78
3.9 Fdcs des capacités en fonction de valeurs différentes de Δt avec le schéma 1 de résolution numérique (τ continu) : modèle de Newell comparé avec le modèle de Tampère. La distribution de τ suit une Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. 79
3.10 Fdcs des capacités en fonction de valeurs différentes de Θ, avec le schéma 2 résolution numérique (τ discret) : modèle de Newell comparé avec celui de Tampère. La distribution de τ suit une Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$.. 80
3.11 Diagrammes fondamentaux obtenus en simulation (basé sur la résolution numérique à pas de temps individualisé) en fonction de différentes amplitudes de variabilité : modèle de Newell comparé avec celui de Gipps. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. 82
3.12 Fdcs des capacités en fonction de l'amplitude de la variabilité des paramètres avec le modèle de Newell. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. 83
3.13 Configurations de variabilité des paramètres représentées dans deux échelles : microscopique et macroscopique. B, B' et B" représentent différents niveaux de congestion. 85
3.14 Fdcs des différentes configurations de variabilité compte tenu des valeurs différentes de vitesse de limitation (niveaux de variabilité) avec le modèle de Newell. Chaque paramètre est distribué à partir d'une fonction Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. 87
3.15 Représentation de trois formes de variabilité adaptées à chaque paramètre p. 88
3.16 Fdcs des capacités en fonction de la forme de la variabilité des paramètres (τ, δ_0, a) avec le modèle de Newell. Chaque fonction garantit $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. 88

4.1 Localisation du recueil de données fait par (Jiang *et al.*, 2015). a) Carte géographique (source de l'image : article (Jiang *et al.*, 2015)). b) trajectoires réelles dans le plan X-Y. 92
4.2 Exemple de la évolution de vitesse des quatre premiers véhicules du peloton pour quatre des répétitions. a) : consigne de 50 km/h, b) : consigne de 40 km/h, c) consigne de 20 km/h, d) consigne de 15, 7 puis 20 km/h. 93
4.3 Représentation de la moyenne et de l'écart-type des coordonnées GPS des trajectoires dans le peloton pour chaque sens 94
4.4 Évolution de l'écart-type des trajectoires du peloton de véhicules par sens . . 94
4.5 Carte géographique des quatre lieux de recueil de trajectoires de la base de données OpenACC (Source des images : article (Makridis *et al.*, 2021)). 96
4.6 Représentation des effets du lissage de la vitesse avec la méthode de la moyenne glissante. a) trajectoire extraite de la source de données de (Jiang *et al.*, 2015). b) trajectoire extraite de la source de données OpenACC. 102

4.7 Types de concavité de la courbe de corrélation. a) courbe concave plate, b) courbe concave semi-plate, c) courbe concave étroite. Ces courbes ont été obtenues en appliquant la méthode de cross-corrélation de (Makridis *et al.*, 2019) sur les trajectoires de la base de données de Hefei. 105
4.8 Analyse des interactions longitudinales entre les paires de véhicules : représentation de relation entre l'espacement et la vitesse du véhicule suiveur pour trois véhicules différents de la base de données de Hefei, et représentation de la courbe de corrélation entre $\Delta v_{n-1,n}$ et a_n associée. 107
4.9 Valeurs obtenues de l'indicateur de concavité en fonction de la corrélation minimale. Les points noirs représentent les trajectoires sélectionnées donc les points gris les rejetées. 108

5.1 Méthode de calage choisie (basé sur l'analyse de (Punzo *et al.*, 2021).) 115
5.2 Calage des modèles de Newell et de Gipps sur une même trajectoire de la base de données de Hefei. 116
5.3 Calage des modèles de Newell et de Gipps sur une même trajectoire de la base de données OpenACC. 117
5.4 Représentation des valeurs du NRMSE($\dot{x}$) en fonction du NRMSE(x) : sélection des meilleures trajectoires calées. 118
5.5 Distributions expérimentales des paramètres des modèles de Newell et de Gipps obtenues avec les trajectoires des véhicules en conduite manuelle. . . . 119
5.6 Corrélation des distributions de paramètres τ et δ_0^n de chaque modèle avec les données de (Jiang *et al.*, 2015). 120
5.7 Distributions expérimentales des paramètres des modèles de Newell et de Gipps obtenues avec les trajectoires des véhicules automatisés avec le système ACC. 120
5.8 Corrélation des distributions de paramètres τ et δ_0^n de chaque modèle avec les données OpenACC. 121
5.9 Comparaison des distributions expérimentales des paramètres avec la relation de l'espacement et la vitesse : vérification du calage de modèle de Newell. 122
5.10 Comparaison des distributions de τ_{Newell} et de TR, méthode indirecte et directe d'estimation de la valeur d'un paramètre souvent confondu. 123

6.1 Diagrammes fondamentaux obtenus en simulation (la résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé) avec tous les paramètres (τ, δ_0 et a) distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). 130
6.2 Fdcs de la capacité avec les véhicules en conduite manuelle. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé. 131
6.3 Fdcs de la capacité avec les véhicules automatisés. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé. 132
6.4 Évolution de la vitesse de cinq véhicules dans la congestion pour une réplication du scénario de trafic. 133

6.5 Distribution de la capacité dans le trafic mixte en fonction des taux de pénétrations des véhicules automatisés dans le parc automoteur normal. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé. 134

6.6 Fdcs des capacités en fonction de l'amplitude de la variabilité des paramètres avec le modèle de Gipps. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé. 155

6.7 Fdcs des capacités en fonction de la forme de la variabilité des paramètres (τ, δ_0, a) avec le modèle de Gipps. Chaque fonction garantit $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé. 155

6.8 Fdcs des différentes configurations de variabilité compte tenu des valeurs différentes de vitesse de limitation (niveaux de variabilité) avec le modèle de Gipps. Chaque paramètre est distribué à partir d'une fonction Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé. 156

Liste des tableaux

1.1 Synthèse des méthodes existantes pour le recueil des données de trajectoires. 31
1.2 Présentation des paramètres du diagramme fondamental triangulaire et notation des principales variables macroscopiques liées. 35

2.1 Paramètres et variables du modèle de Newell modifié (version (Jabari *et al.*, 2014)) 56
2.2 Paramètres et variables du modèle de (Tampère, 2004) 57
2.3 Paramètres et variables du modèle de (Gipps, 1981) 58
2.4 Classification de la littérature associant chacune des caractéristiques macroscopiques du trafic observées dans la congestion et le comportement microscopique. Selon l'approche de chaque article, un code couleur est appliqué : *italic* text : article basé sur l'observation ; **bold** text : article basé sur la modélisation/la simulation ; blue text : les deux. 63

3.1 Récapitulatif des paramètres macroscopiques et microscopiques considérés dans cette étude. 75
3.2 Différentes définitions liées au temps dans la résolution numérique des modèles de poursuite. 76
3.3 Résultats de la méthode de résolution numérique classique : schéma 1 (τ continu). La distribution de τ décrit une Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. 80
3.4 Résultats de la méthode de résolution numérique classique : schéma 2 (τ discret). La distribution de τ suit une Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. 81
3.5 Synthèse des résultats de l'impact de l'amplitude de la variabilité avec le modèle de Newell. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. 84
3.6 Synthèse des résultats sur l'impact des configurations de variabilité des paramètres sur les distributions de capacités compte tenu des valeurs différentes de vitesse de limitation (niveaux de variabilité) avec le modèle de Newell. Chaque paramètre est distribué à partir d'une fonction Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. 86
3.7 Synthèse des résultats de l'impact de la forme de la distribution de la variabilité sur la capacité. Chaque fonction garantit $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. 89

4.1 Caractéristiques de la base de données de Hefei recueillie par (Jiang *et al.*, 2015) 92
4.2 Caractéristiques des expériences OpenACC 97
4.3 Caractéristiques des données d'OpenACC 98
4.4 Avantages et désavantages des techniques de lissage disponibles dans la littérature 101
4.5 Nombre de trajectoires de la base de données de (Jiang *et al.*, 2015) sélectionnées avec chaque critère de sélection. 108

4.6 Nombre de trajectoires de la basse de données OpenACC sélectionnées avec chaque critère de sélection. 109

5.1 Synthèse des résultats du calage des modèles de Newell et de Gipps sur les deux bases de données retenues. 121

6.1 Synthèse des résultats sur les distributions de capacité pour différentes valeurs de vitesses limites avec les modèles de Newell et de Gipps et 100 % de véhicules en conduite manuelle ou avec ACC. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé. 133

6.2 Synthèse des résultats du trafic mixte en simulation. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé. Le taux de pénétration est le pourcentage de véhicules équipés du système ACC dans le trafic. 135

6.3 Différentes définitions et méthodes de détermination du « temps de réaction ». (I) indique les méthodes de mesure indirectes et (D) les méthodes de mesure directes. 141

Introduction

La part la plus importante des études de caractérisation de la circulation sur les routes sont liées à l'état de trafic congestionné. On peut identifier en particulier les études portant sur l'activation probabiliste d'une tête de bouchon et celles sur la valeur de la capacité liée.

Sur la première question, plusieurs travaux ont montré que la capacité des autoroutes varie en fonction des conditions externes telles que le trafic et les caractéristiques géométriques (Chung *et al.*, 2007; Oh & Yeo, 2012; Kondyli, A. *et al.*, 2017), des contrôles de trafic spécifiques (Cassidy & Ahn, 2005; Srivastava & Geroliminis, 2013) et des caractéristiques météorologiques (Ibrahim & Hall, 1994). Cependant, des observations empiriques révèlent des variations importantes des valeurs de capacité d'un jour à l'autre au même endroit avec le même contrôle de trafic et des conditions météorologiques similaires : Hall & Agyemang-Duah (1991); Lorenz & Elefteriadou (2000); Brilon *et al.* (2005); Chung *et al.* (2007); Kondyli, A. *et al.* (2017).

Certains chercheurs ont découvert que la congestion observable après l'activation de la tête de bouchon peut être générée avec un débit inférieur ou supérieur à la valeur acceptée comme capacité. À cet égard, Lorenz & Elefteriadou (2000); Brilon *et al.* (2005); Xie *et al.* (2021) présentent l'occurrence de la congestion comme un événement probabiliste. En conséquence, la capacité est considérée comme une variable distribuée, dont il faut évaluer la forme de la distribution d'une part, identifier les facteurs conduisant à cette distribution d'autre part. En effet, ces caractéristiques stochastiques sont très importantes et doivent être prises en compte dans la gestion efficace des stratégies de contrôle du trafic (Xie *et al.*, 2021). Les stratégies de contrôle basés sur des concepts déterministes ont toujours le risque d'être insuffisantes ou d'être exagérées par rapport aux fluctuations du trafic et donc d'induire des effets négatifs (Srivastava & Geroliminis, 2013; Han & Ahn, 2018).

Sur la seconde question, plusieurs études ont observé deux capacités différentes au même point :

— le débit maximal observé avant le début de la congestion ;
— le débit maximal en aval de la tête de bouchon, observé pendant la congestion.

Ce dernier est toujours inférieur au premier, avec parfois une différence allant jusqu'à 30% : Hall & Agyemang-Duah (1991); Yuan *et al.* (2015, 2017b); Kondyli, A. *et al.* (2017). La différence de valeur des capacités susmentionnées est appelée chute de capacité. Ce phénomène a été observé à des têtes de bouchon fixes (par ex. les convergents, les divergents, les pentes montantes, etc.) (Cassidy & Rudjanakanoknad, 2005; Chung *et al.*, 2007; Srivastava & Geroliminis, 2013; Yuan *et al.*, 2015) ou à des points aléatoires sur la route. La chute de capacité peut varier en fonction des conditions externes (par ex. la géométrie, le contrôle de trafic) mais aussi indépendamment, comme l'ont rapporté de nombreux chercheurs.

Notons que ce phénomène réduit l'offre de l'infrastructure routière lorsque la demande de déplacements est las plus élevée et donc aggrave l'état congestionné du trafic.

Dans cet esprit, cette thèse s'intéresse à comprendre mieux ces observations macroscopiques avec une méthode basée sur la modélisation et l'observation. Nous nous concentrons sur l'étude des interactions longitudinales des véhicules. Ainsi, notre hypothèse de recherche est que la variabilité inter-individuelle des véhicules dans le comportement de poursuite peut expliquer une partie de la distribution de la capacité et de la valeur de la chute de capacité. On considère que cette variabilité de caractéristiques peut être représentée par trois paramètres importants de la poursuite : le temps de réaction, la distance à l'arrêt et l'accélération maximale souhaitée. Cette approche nous permettra en outre d'étudier et de prévoir l'impact de l'automatisation des véhicules tel que le système de vitesse adaptatif (ACC) qui sera important dans la dynamique du trafic futur. Il est estimé qu'en 2035, 20% du parc automobile serait équipé de ce système (Calvert *et al.*, 2017).

Ainsi, le chapitre 1 présente les dispositifs de recueil de données macroscopiques et microscopiques, et présente aussi les variables macroscopiques permettant de caractériser le trafic d'une manière globale et les variables microscopiques permettant de caractériser les comportements individuels des véhicules.

Le chapitre 2 présente une revue complète de la littérature sur l'explication des observations macroscopiques par des effets collectifs issus de comportements microscopiques. En effet, certains auteurs basent leur explication sur les changements de voie, et d'autres considèrent que la diversité des interactions dans la poursuite est responsable de ce phénomène macroscopique. La vérité se situe probablement entre les deux explications, car chaque phénomène joue son rôle ainsi que leurs interactions. Notre objectif n'est pas de proposer une solution définitive et complète à ce débat mais de contribuer, dans un premier temps, à l'exploration des effets des interactions longitudinales.

Dans le chapitre 3, nous nous concentrons sur l'étude, par la simulation du comportement de poursuite, de l'impact de la variabilité des caractéristiques microscopiques (couple véhicule-conducteur) sur la distribution des capacités et la valeur de la chute de capacité. Nous limitons la variabilité inter-individuelle à la distribution des paramètres en considérant que tous les véhicules obéissent au même modèle de poursuite. Nous proposons un outil de simulation très simple pour étudier l'impact de la variabilité sur les variables choisies. Dans un premier temps, on étudie l'impact de la résolution numérique des modèles par la méthode classique (à pas de temps uniformes) en proposant deux schémas pour arrondir aux pas de temps de calculs des temps de réaction distribués. Dans un deuxième temps, on propose une méthode de résolution numérique basée sur la résolution à pas de temps individualisé (en fonction du temps de réaction). Ainsi, on étudie l'impact de la variabilité des paramètres en proposant des combinaisons de variabilité entre différents paramètres, des amplitudes et des formes des distributions avec deux modèles de poursuite différents : (Newell, 2002) et (Gipps, 1981).

Dans le chapitre 4, nous présentons deux sources de données de trajectoires de véhicules circulant dans des conditions qui permettent d'observer le comportement de poursuite. D'une part, nous disposons d'une bonne source de données recueillies avec 25 véhicules différentes circulant en conduite manuelle. D'autre part, nous disposons d'une source de données qui comporte quatre expériences différentes de recueil de trajectoires de véhicules dont la conduite en file est automatisée avec le contrôle de vitesse adaptatif. Il est nécessaire ensuite de filtrer ces données avant de retenir les trajectoires les plus pertinentes pour notre travail de calage de modèles de poursuite. On applique donc la méthode de la moyenne glissante pour le filtrage de données. Ensuite, nous utilisons quatre critères de

sélection des trajectoires qui nous permettront de retenir uniquement celles qui peuvent garantir un calage pertinent des modèles de poursuite. Par exemple, grâce à la méthode de la cross-corrélation appliqué par (Makridis *et al.*, 2019) [1], nous étudions la liaison entre le type de courbe de corrélation établie et les caractéristiques de circulation du couple de véhicules. Notre idée repose sur le fait que le type de courbe de corrélation montre indirectement la qualité d'interaction longitudinale entre le véhicule suiveur et son leader.

Finalement, on retient 166 trajectoires de véhicules en conduite manuelle et 173 trajectoires de véhicules en conduite automatisée.

Le chapitre 5 est consacré au calage des modèles de poursuite (par ex. (Newell, 2002) et (Gipps, 1981)) et permet d'identifier des distributions expérimentales des paramètres qui représentent la variabilité inter-individuelle de la conduite parmi les véhicules. Nous présentons quelques méthodologies de calage mono-objectifs et multi-objectifs disponibles dans la littérature ainsi que celle retenue pour notre étude, qui s'inspire de Punzo *et al.* (2021). Pour notre étude, nous retenons le NRMSE comme fonction objectif, l'espacement comme la mesure de performance du calage et l'algorithme génétique comme méthode d'optimisation. Nous utilisons des seuils de NRMSE pour sélectionner les trajectoires les plus fidèles à chaque modèle calé. Les trajectoires retenues pour définir les distributions expérimentales des paramètres sont celles pour lesquelles nous nous assurons d'avoir un calage fiable. Ces distributions sont caractérisées et étudiées en comparant les deux modèles utilisés et les deux types de conduite considérés.

Le chapitre 6 commence par une brève présentation à propos de l'automatisation des voitures en particulier du système de vitesse adaptatif. Nous expliquons le fonctionnement de ce système et les différences trouvées en fonction des fabricants. Nous remarquons la difficulté de compréhension des comportements individuels qui peuvent amplifier l'inter-variabilité en raison de l'absence de normes qui uniformiseraient les systèmes d'automatisation. Dans cette revue de littérature sur l'étude du système de conduite automatisée, on trouve différents contradictions. Les premières études en simulation prévoient des impacts positifs de l'automatisation de la conduite sur le trafic, mais des travaux expérimentaux récents mettent en évidence que les caractéristiques considérées en simulation ont été idéalistes et avantageuses.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, à l'aide des distributions expérimentales de paramètres, on alimente l'outil de simulation proposé précédemment pour faire une analyse comparative de la capacité avec chaque type de conduite (soit manuelle ou soit automatisée). Nous étudions l'impact des caractéristiques expérimentales sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité des voies. Nous analysons aussi la capacité et la chute de capacité en considérant hypothétiquement l'interaction des véhicules automatisés avec des véhicules normaux (appelé ici, trafic mixte) en tenant compte de différents taux de pénétration.

Finalement, une conclusion générale est présentée qui identifie nos contributions et les limites de notre travail. Quelques pistes de recherche sont enfin évoquées pour des études futures.

1. Cette méthode est utilisée dans (Makridis *et al.*, 2019) pour estimer le temps de réponse des véhicules, mais ici on l'utilise aussi pour identifier les trajectoires dictées par des interactions longitudinales

Chapitre 1

Dispositifs de mesure et variables du trafic routier

1.1 Dispositifs de mesure de données

1.1.1 Les capteurs fixes utilisés pour des mesures collectives

La boucle électromagnétique est un outil traditionnellement utilisé par les gestionnaires du trafic routier pour quantifier le nombre de véhicules passant par un point spécifique et pour s'informer des conditions de circulation au cours du temps. Elle permet de :

- Compter directement le temps de passage des véhicules afin d'estimer la demande de trafic (débit).
- Calculer le taux d'occupation pour estimer la densité de véhicules.
- Mesurer la vitesse pour déduire l'état de trafic.

La méthode consiste à implanter en certains points des capteurs rectangulaires sur la chaussée de la voie. Chaque boucle est composée d' un câble transportant l'électricité. Le mécanisme de fonctionnement est basé sur la détection d'une perturbation du champ magnétique générée lorsqu'une masse métallique est à proximité de la boucle. Lorsque cette perturbation est supérieure à un seuil, cela permet de détecter le véhicule et ainsi d'enregistrer la durée de son passage sur la boucle (temps d'occupation). A l'aide de la Fig. 1.1, nous illustrons le mécanisme de fonctionnement de la boucle électromagnétique double.

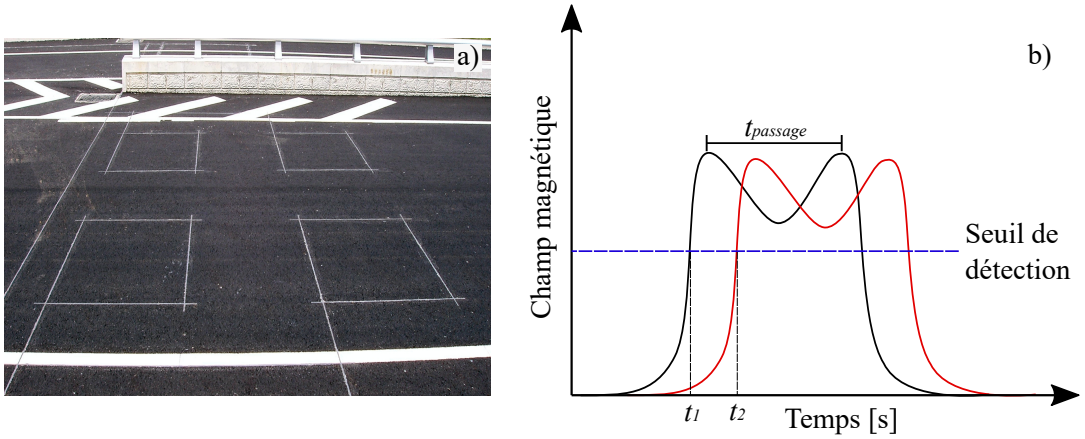


FIG. 1.1 – *Boucle électromagnétique double. a) Installation sur la chaussée (source de l'image : https ://www.ecm-france.com/). b) Illustration de la perturbation du champ magnétique au passage d'un véhicule pour estimer le temps d'occupation. La courbe noire (resp. rouge) représente le signal mesuré sur la première (resp. deuxième) boucle de la Fig. a.*

Les données fournies par les boucles électromagnétiques sont généralement agrégées par périodes (généralement en minutes) afin de faciliter leur stockage et simplifier leur traitement. Cependant, cette agrégation a un impact non négligeable sur l'expérimentation (Buisson & Lesort, 2010; Chiabaut *et al.*, 2009). Une période d'agrégation très élevée peut ignorer la transition entre les états de trafic qui surviennent pendant un temps très court. Cette agrégation peut mélanger des états de trafic et donc être insuffisante pour évaluer les conditions de circulation réelles.
Un autre dispositif utilisé pour mesurer les variables macroscopiques est le magnétomètre. Ce capteur est placé de manière similaire à la boucle électromagnétique mais il n'a pas un champ magnétique propre. La méthode de mesure du magnétomètre est basée sur l'identification des variations de l'intensité et de la direction du champ magnétique terrestre provoquées par le passage d'un véhicule en ce point.

1.1.2 Les capteurs utilisés pour des mesures individuelles

Bien que l'observation du trafic à l'échelle microscopique ne soit pas adaptée au contexte opérationnel, la représentation individuelle des comportements des véhicules est très utile pour expliquer des phénomènes observés (par ex. l'apparition de la congestion, les oscillations, la chute de capacité, etc.). La représentation microscopique du trafic permet de connaître finement les caractéristiques des véhicules et de déduire l'état cinématique du peloton (Chiabaut *et al.*, 2009; Laval & Leclercq, 2010; Monamy *et al.*, 2011). Ainsi, la mesure exhaustive de trajectoires précises devient nécessaire (Montanino & Punzo, 2015).
Plusieurs dispositifs et systèmes de recueil de trajectoires sont désormais disponibles (voir la Fig. 1.2). Par exemple, il existe des relevés GPS et DGPS, des captures par senseurs/radars, des enregistrements de photos et de vidéos. Cependant, la disponibilité ou l'instrumentation des véhicules équipés, les outils de stockage de données, le coût d'usage des dispositifs (comme les hélicoptères, les drones filaires, etc), l'autorisation de repérage (Leboeuf, 2006), sont des contraintes importantes à prendre en compte avant de réaliser une expérience de terrain . Ainsi, l'usage de ces méthodes n'est pas aussi facile à mettre en place que les boucles électromagnétiques.

Compte tenu de la difficulté d'obtenir des données à tout moment sur des périodes longues avec ces techniques, il faut ajouter que les situations importantes sont souvent brèves et non prévisibles. Les questions de recherche levées sur le trafic sont généralement liées à l'apparition des phénomènes pendant l'état transitoire et congestionné (Laval & Leclercq, 2010; Ahn *et al.*, 2013; Treiber *et al.*, 2000; Srivastava & Geroliminis, 2013). Ces comportements sont stochastiques, souvent fugaces et locaux. Par conséquent, il est nécessaire que les données microscopiques recueillies soient de bonne précision et d'une grande taille d'échantillon.

1.1.2.1 Dispositifs externes aux véhicules

Une méthode pour repérer les véhicules individuellement est la surveillance par des caméras de vidéo placées sur la chaussée tout au long de la route (à des points successifs). Dans ce cas, l'angle de vision de la caméra est horizontal. En conséquence, les véhicules circulant sur la voie au premier plan peuvent intervenir comme des occultations des véhicules sur les voies à l'arrière-plan (Coifman, B. & Li, L., 2017). Des véhicules individuels sont identifiés dans les enregistrements des vidéos courtes (ou photos), obtenant le temps de passage à chaque point. Les trajectoires des véhicules peuvent donc être calculées en combinant le temps de passage et la distance entre les caméras (Goni Ros *et al.*, 2013). Il est possible d'estimer facilement la différence de temps entre deux véhicules consécutifs (temps

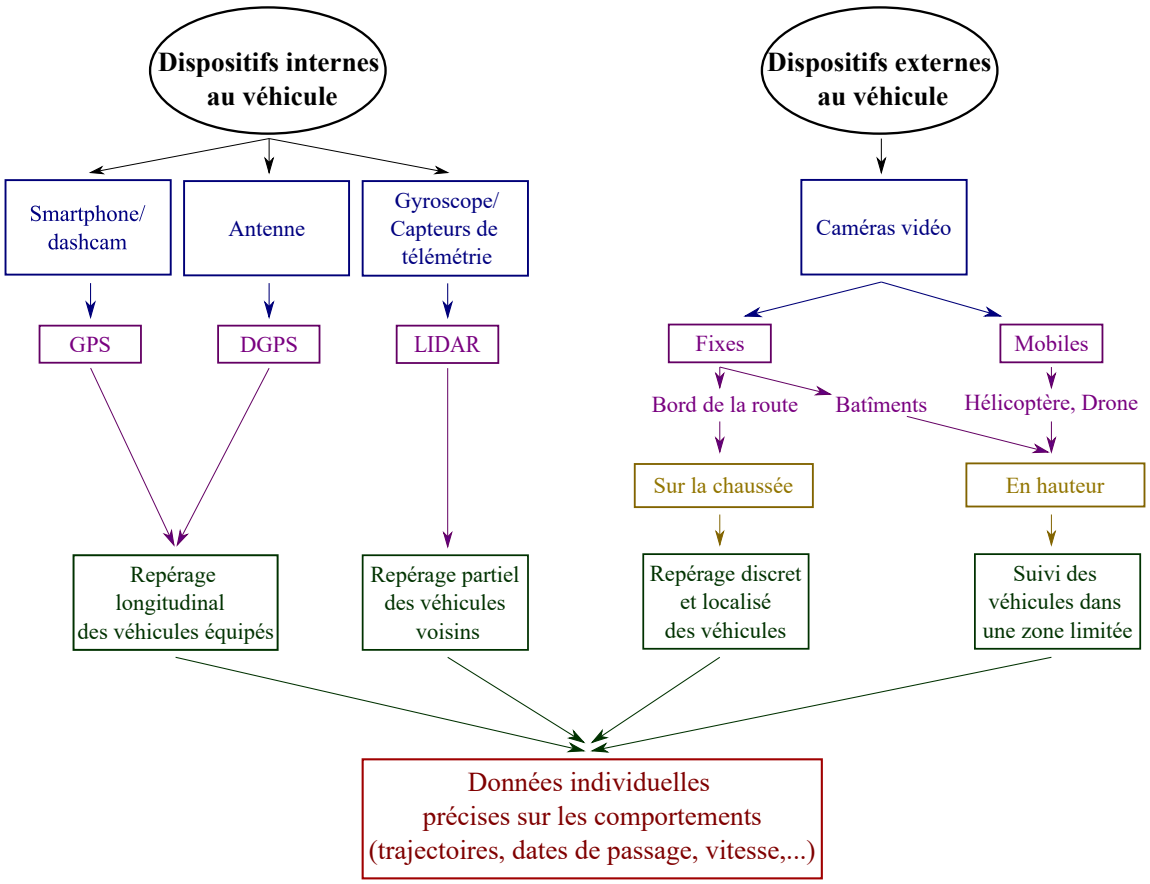


FIG. 1.2 – *Dispositifs internes et externes aux véhicules et systèmes de recueil de données de trajectoires.*

inter-véhiculaire) à chaque point et d'estimer la vitesse moyenne de chaque véhicule entre deux points. Dans l'article (Goni Ros *et al.*, 2013), on remarque que la relation établie entre le temps inter-véhiculaire et la vitesse individuelle a été une approche assez pertinente pour expliquer des observations macroscopiques.

Une alternative à ces limitations déjà mentionnées est le suivi par vidéo à partir d'un point de vue situé au-dessus du trafic. Cela permet l'observation en même temps de tous les véhicules circulant sur une zone spécifique. Par rapport à la méthode précédente, cette dernière permet de détailler les interactions longitudinales et transversales d'un ensemble de véhicules sur la route. Les premières expérimentations ont reposé sur le placement de caméras fixées sur des points hauts, comme des ponts, des antennes ou des bâtiments ("Next Generation SIMulation" (NGSIM) (Department Transportation-FHWA, 2008)). Les données NGSIM ont fait l'objet d'une vaste quantité d'études avec différentes approches (Coifman, B. & Li, L., 2017; Chiabaut *et al.*, 2010; Leclercq *et al.*, 2007; Thiemann *et al.*, 2008; Chen *et al.*, 2012).

Cette base de données est bien connue pour sa taille importante et pour avoir été la première base de données offerte à la communauté des chercheurs, mais aussi pour son fort bruitage. Des études ont montré que ces trajectoires brutes présentent des occultations, des collisions et des valeurs d'accélération physiquement illogiques (Vincenzo Punzo *et al.*, 2011; Thiemann *et al.*, 2008; Montanino & Punzo, 2015; Coifman, B. & Li, L., 2017). On peut penser que à cause de la qualité des enregistrements et de l'identification des trajectoires, des conclusions erronées peuvent être tirées des données NGSIM sur les comportements des véhicules. Ainsi, ces études se sont concentrées sur le filtrage du bruit pour faire des données expérimentales exploitables. Des efforts ont été développés pour mettre à disposition des méthodes de filtrage de données microscopiques. Par exemple, le filtre passe-bas, le filtre Butterwoth, le filtre de la moyenne mobile, le filtre de Kalman, le filtre de Savitsky-Golay

sont des méthodes importantes appliquées sur les données NGSIM (ces méthodes seront présentées dans la section 4.3).

Néanmoins, de nouvelles techniques ont été appliquées pour avoir des données de qualité. Par exemple, les hélicoptères (MOCoPo, 2013) ou les drones (pNEUMA, 2020), équipés de caméras de haute définition, permettent le suivi aérien depuis un point de vue haut et bien situé. Le but est spécialement la vue au-dessus de la circulation (vue zénithale) pour éviter toute occultation et pouvoir ainsi suivre chaque véhicule sans discontinuité. Cependant, les vols ne sont pas toujours libres à cause de la limitation par des infrastructures verticales, par des restrictions de sécurité/confidentialité ou par la connexion à une source fixe d'énergie (ex. le cas du drone filaire). Cela exige donc de placer la caméra autrement que de manière zénithale. Des éléments autour de la route peuvent donc masquer totalement ou partiellement les véhicules. De plus, la route peut n'être qu'une faible partie de l'image enregistrée à cause de l'éloignement nécessaire pour avoir une bonne amplitude de vision. Ce problème est évidemment amplifié si la caméra est de mauvaise qualité.

De même, le fait d'utiliser un hélicoptère ou un drone pose des problèmes de stabilité d'images. Cela est causé par les micro-mouvements de l'appareil (liés au moteur) ou par des forts vents (dans le cas du drone) donc la caméra ne peut pas rester parfaitement immobile.

Ces problèmes liés à la résolution, à l'angle de vision et à la stabilisation d'images, affectent significativement la précision des données (Knoop & Buisson, 2014; Buisson *et al.*, 2016). Cela fait que les trajectoires sont très bruitées, morcelées et donc très difficiles à analyser. Néanmoins, des efforts sur des algorithmes de stabilisation en temps réel, des détecteurs performants pour l'identification des véhicules dans les vidéos, des méthodes d'extraction et de filtrage de trajectoires, sont désormais mieux développés pour avoir des données très précises (Knoppers *et al.*, 2012).

1.1.2.2 Dispositifs internes au véhicule

Smart-phone : GPS

Une méthode employée pour obtenir des trajectoires est le repère par le « Global Positioning System (GPS) ». Ce système permet de connaître la position de son utilisateur à toute heure et presque en tout lieu. Grâce à l'intégration du GPS dans les smart-phones ou caméras de vidéo, on peut l'utiliser facilement pour se repérer et se guider. Ce système est moins précis que certains autres disponibles, ainsi cette méthode est plutôt utilisée pour identifier les itinéraires de déplacement que pour le suivi détaillé des véhicules.

Le système GPS ne fonctionne pas bien tout le temps. Dans quelques situations, les signaux émis par les satellites deviennent faibles à cause des occultations (ex., tunnels, bâtiments, etc.) (Knoop *et al.*, 2019; Makridis *et al.*, 2021) ou des interférences (écho du signal contre une surface) donc la localisation peut devenir erronée. Il y a aussi des erreurs de mesure systématiques à cause des décalages orbitaux ou des mauvais étalonnages du récepteur. Cela peut conduire à une perte partielle d'information qui se traduira par des discontinuités des trajectoires.

Antenne réceptrice des signaux des satellites : DGPS

Il existe des solutions comme les antennes de haute précision (par ex. la technologie DV-COM) ou le GPS différentiel (DGPS) pour compléter le système GPS conventionnel en améliorant la fiabilité de ces signaux et notamment la précision de la mesure. Grâce au DGPS, des études font le recueil de trajectoires individuelles sur le comportement de la poursuite (Jiang *et al.*, 2015).

Gyroscope, capteurs de télémétrie, accéléromètres
Les systèmes complémentaires au GPS sont aussi utilisés pour le recueil de trajectoires individuelles (voir la Fig. 1.2). Par exemple, des capteurs de télémétrie (LIDAR et radar), des gyroscopes, accéléromètres sont intégrés dans une même voiture pour estimer la position, la vitesse et la distance inter-véhiculaire. Le recueil est complété par la récupération des données de l'ordinateur de bord (OBD). Cette méthode permet l'usage croisé d'information de chaque dispositif et donc l'estimation des données avec une précision acceptable (Coifman *et al.*, 2016; Makridis *et al.*, 2021). Cependant, ce processus de triangulation et de validation de données est particulièrement rigoureux et long. Dans certains cas, le repérage du trafic avec cette méthode est limité à l'information recueillie autour du véhicule concerné (Coifman *et al.*, 2016). En effet, une flotte de véhicules serait nécessaire pour avoir une quantité significative de données (Makridis *et al.*, 2021), mais l'instrumentation d'une voiture est sophistiquée et coûteuse. Donc, le taux de pénétration de ces véhicules dans le trafic est généralement assez faible.

Dans l'article (Coifman *et al.*, 2016), l'expérimentation a été conduite avec un seul véhicule équipé qui a fait plusieurs allers-retours sur la même autoroute. Nous remarquons que ces dispositifs, en plus de repérer le déplacement du véhicule témoin, permettent d'observer l'interaction du véhicule avec ceux qui l'entourent. En effet, l'analyse de l'espacement avec son leader en fonction de sa vitesse permet de caractériser sa conduite dans différents états du trafic. Malheureusement, il s'agit toujours du même véhicule donc la caractérisation d'une population de véhicules n'est pas possible. Par contre, dans (Makridis *et al.*, 2021) toutes les voitures de l'expérimentation ont été équipées donc une étude complète a été possible.

1.1.2.3 Conclusion sur les observations individuelles de véhicules

Le tableau 1.1 synthétise quelques caractéristiques des méthodes de recueil de données présentées précédemment. On remarque que la méthode concerne le système (l'outil ou l'appareil) et la technique (le mode) utilisée. Par exemple, la méthode utilisée par (Jiang *et al.*, 2015) ne considère que le DGPS, mais celle utilisée par (Coifman *et al.*, 2016; Makridis *et al.*, 2021) considère les systèmes LIDAR, GPS et aussi OBD pour un recueil de données plus complet. Si on parle de la méthode d'enregistrement de vidéos, le système est notamment lié au type de caméra, tandis que la technique concerne la localisation de ces appareils, soit sur la chaussée ou soit en hauteur (voir la Fig. 1.2).

Méthode/ technique	**Avantages**	**Désavantages**
1. GPS	- Utilisation facile (smartphone, camera Dashcam). - Pratique pour identifier les itinéraires suivis. - Permet de compléter l'information d'autres dispositifs (Coifman *et al.*, 2016).	- Précision de mesure faible (15-20 m). - Parfois, perte momentanée des signaux. - Repérage seulement des véhicules équipés. - Ne permet pas le suivi détaillé du véhicule.

2. DGPS	- Précision de mesure bonne (3-100 cm). - Peut être utilisé sur des trajectoires longues. - S'il y a un peloton de véhicules équipés, le DGPS permet l'analyse de la poursuite.	- Besoin d'un récepteur puissant (antennes haut résolution). - Les expérimentations dont les données sont disponibles et sont été réalisées dans un milieu contrôlé. (Jiang *et al.*, 2015).
3. LIDAR, GPS, OBD	- Permet la caractérisation du véhicule témoin (estimation des paramètres : distance à l'arrêt, temps de réaction) (Coifman *et al.*, 2016). - Permet d'obtenir les données internes de la voiture (p.ex. information du régime du moteur). - Précision acceptable de mesure grâce à l'usage croisé d'information provenant des différents dispositifs (Coifman *et al.*, 2016; Makridis *et al.*, 2021).	- Besoin de l'instrumentation du voiture. - Repérage d'un seul véhicule et des quelques autres qui l'entourent. - Taux faible de pénétration dans le trafic donc très faible quantité de trajectoires. - Ne permet pas de caractériser l'ensemble de la population de véhicules.
4. Caméras sur la chaussée	- Pas de restrictions pour la mise en place. - Pas besoin d'une haute résolution des vidéos. - Des algorithmes éprouvés peuvent être utilisés pour l'identification des véhicules (lecture de plaques minéralogiques). - Estimation individuelle de la vitesse moyenne (entre deux points consécutifs). - Estimation individuelle des temps inter-véhiculaires ("time headway") de plusieurs véhicules. - Permet la caractérisation de la congestion (apparition et propagation). (Goni Ros *et al.*, 2013)	- Point vue latéral et étroit. - Masquage des véhicules sur les voies à l'arrière-plan. - Besoin de plusieurs caméras situées consécutivement pour l'analyse du trafic. - Précision de mesure faible des trajectoires individuelles à cause de la faible densité spatiale des caméras. (Goni Ros *et al.*, 2013)

5. Caméras en hauteur (au-dessus du trafic)	- Observation totale du trafic depuis un point de vue au-dessus de la circulation. - Permet le suivi des véhicules et de leurs interactions longitudinales/ latérales. - Calcul des trajectoires individuelles d'un peloton de véhicules (Department Transportation-FHWA, 2008). - Estimation complète des caractéristiques du véhicule (estimation des paramètres : distance à l'arrêt, temps de réaction, accélération maximale, etc.) (Chiabaut *et al.*, 2010; Duret *et al.*, 2008; Thiemann *et al.*, 2008). - Caractérisation de la population de véhicules (distribution des paramètres de poursuite). - Observation de la transition des états du trafic (caractérisation complète de la congestion) (Chiabaut *et al.*, 2009).	- Besoin d'un point haut et bien situé (cas de caméras fixes), ou d'un hélicoptère ou d'un drone (cas de caméras mobiles). - L'utilisation de l'hélicoptère est généralement coûteuse. De même, l'utilisation du drone est limitée par l'autonomie de la batterie (drone léger) ou par la longueur du câble (drone filaire). - Besoin de vidéos de haute résolution. - Besoin d'algorithmes robustes de stabilisation d'images et d'identification précise des véhicules sur chaque image, puis de suivi des véhicules d'image en image (Montanino & Punzo, 2015; Coifman, B. & Li, L., 2017). - Limitations des vols sur les zones urbaines à cause des restrictions d'infrastructures verticales ou de sécurité/confidentialité.

TAB. 1.1 – *Synthèse des méthodes existantes pour le recueil des données de trajectoires.*

1.2 Variables du trafic routier

1.2.1 A l'échelle macroscopique

Le trafic routier, à l'échelle macroscopique, est considéré comme un flux de véhicules roulant sur une voie, sur une route ou sur une autoroute. Le flux est donc caractérisé par des variables macroscopiques (ou globales). A l'aide de capteurs fixes tels que la boucle électromagnétique ou le magnétomètre, on peut mesurer directement les variables de l'écoulement tels que le débit, la vitesse moyenne et la densité (ou concentration). Il faut souligner que les variables macroscopiques peuvent être aussi mesurées à partir de trajectoires individuelles des véhicules grâce à la méthode de (Edie, 1965) (cette méthode sera expliquée en détail plus tard dans la partie 3.2.2.2). Ci-après, nous présentons les trois variables macroscopiques les plus importantes : le débit, la vitesse et la densité.

1.2.1.1 Présentation des variables

Le débit

Le débit est le nombre de véhicules passant pendant une période de temps déterminée à un point spécifique. Il est exprimé en nombre de véhicules par unité de temps. Il correspond à

la quantité de véhicules comptés (N) pendant une période de mesure (Δt). Le débit est donc calculé par la formule ci-dessous :

$$Q(t, t + \Delta t) = \frac{N}{\Delta t}$$

Où, N : nombre total de véhicules comptés pendant Δt. Notons que cette variable nous permet d'estimer la capacité d'une route définie classiquement comme le débit maximal enregistré dans des conditions de libre circulation. Cela indique le flux maximal de véhicules qui peut passer sur la route juste avant l'apparition de la congestion ou le flux maximal de décharge de la congestion. Il faut souligner que la capacité représente l'offre routière donc est une variable très importante pour planifier, concevoir, construire et maintenir un réseau routier.

La densité (ou concentration de trafic)
La densité de trafic quantifie le nombre de véhicules situés sur un tronçon de voie Δx déterminé à un instant donné t. Si l'outil de mesure du trafic routier est la boucle électromagnétique, l'estimation de cette variable est faite de manière indirecte à partir du taux d'occupation. Le taux d'occupation correspond au pourcentage du temps pendant lequel un véhicule occupe la boucle pendant son passage par rapport à une période de mesure Δt. L'expression pour estimer le taux d'occupation est présentée ci-dessous (Buisson & Lesort, 2010) :

$$TO(t, t + \Delta t) = \frac{100}{\Delta t} \cdot \sum_{n=1}^{N} t_{passage}$$

Où, $t_{passage} = \frac{\lambda + L_n}{v_n}$, λ : longueur de la boucle simple (L_n : longueur du véhicule n). En supposant que tous les véhicules circulant pendant la période de mesure Δt sont similaires, on pourrait dire qu'ils ont presque la même longueur donc $L_n = L$. Si cette hypothèse est vraie, le taux d'occupation et la densité sont reliées par l'équation ci-dessous :

$$K(t, t + \Delta t) = \frac{TO(t, t+\Delta t)}{100 \cdot (\lambda + L)}$$

La densité peut être mesurée pour chaque voie ou en considérant la totalité des voies de la route dans le même sens (si c'est le cas d'une route multi-voie). La densité est donc exprimée en quantité de véhicule par unité de longueur et par nombre de voies. A l'échelle macroscopique, des auteurs considèrent généralement l'homogénéité des voies d'une route même s'il y a des différences de demande et de vitesse autorisée (Chiabaut *et al.*, 2009).

La vitesse moyenne
Plusieurs définitions de la vitesse moyenne sont trouvées dans la littérature : la vitesse temporelle arithmétique, la vitesse temporelle harmonique et la vitesse moyenne spatiale arithmétique (Buisson & Lesort, 2010).
Dans un premier temps, la vitesse moyenne temporelle arithmétique d'un flot N, pendant Δt, à un point fixe x, est définie par (Buisson & Lesort, 2010) comme ci-dessous :

$$U_{\Delta t}^{Arithmtique}(x) = 1/N \cdot \sum_{n=1}^{N} u^n(x)$$

Où, $u^n(x)$ est la vitesse du véhicule n au point x. Notons que cette vitesse individuelle peut être mesurée grâce à la boucle électromagnétique double (présenté sur la Fig. 1.1). Cette boucle comporte deux boucles simples placées à une distance courte (d), ce qui permet de mesurer la vitesse au passage du véhicule n grâce à l'expression suivante :

$$u^n = \frac{d}{t_2 - t_1}$$

Où t_2, t_1 : instants de temps identifiés par les boucles 1 et 2 (pour s'illustrer voir la Fig. 1.1).

Dans un deuxième temps, la vitesse moyenne harmonique est calculée par l'équation ci-dessous :

$$U_{\Delta t}^{Harmonique} = \frac{1}{1/N \cdot \sum_{n=1}^{N} 1/u^n(x)}$$

Dans un troisième temps, la vitesse spatiale arithmétique est estimée sur un tronçon de voie Δx et est définie par (Buisson & Lesort, 2010) comme ci-dessous :

$$U_{\Delta x}(t) = 1/M \cdot \sum_{n=1}^{M} u^n(t)$$

La vitesse moyenne harmonique par définition est égale à la vitesse spatiale arithmétique (Buisson & Lesort, 2010) et égale à la vitesse du flot U_f (définie dans le tableau 1.2.

Notons que pour mesurer la vitesse individuelle au cours du temps $(u^n(t))$, la boucle électromagnétique n'est pas efficace car elle est fixe au point x. Dans un cas hypothétique, on aura besoin de nombreuses boucles sur Δx. Néanmoins, d'autres dispositifs de suivi individuel sont disponibles (par ex. le GPS/DGPS ou les caméras)(voir la Fig. 1.2).

1.2.1.2 Relations entre les variables : le diagramme fondamental

Le diagramme fondamental (DF) est la représentation macroscopique du flux de trafic d'un tronçon de voie ou d'autoroute, ou d'une zone routière donnée [1]. Un DF permet de caractériser théoriquement la voie par les trois variables fondamentales : le débit (Q), la densité (K) et la vitesse (U). La relation de ces variables peut donc représentée de trois manières différentes, qui sont représentées dans la Fig. 1.3.

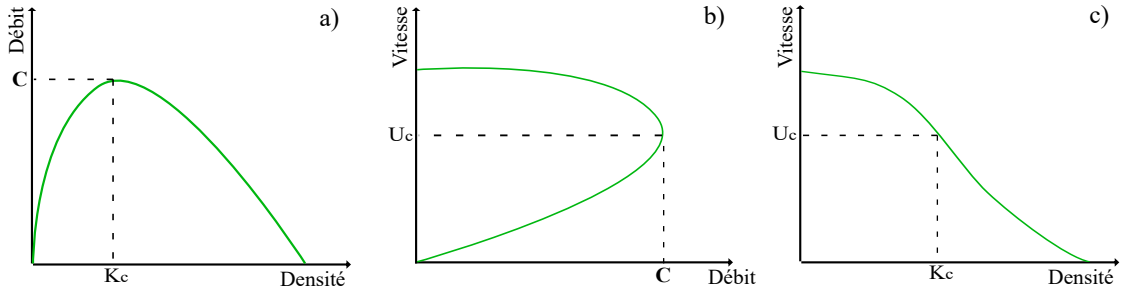


FIG. 1.3 – *Trois formes différentes pour représenter le diagramme fondamental (DF). a) débit en fonction de la densité, b) vitesse en fonction du débit et c) vitesse en fonction de la densité. Les paramètres K_c et U_c représentent la concentration critique et la vitesse critique, respectivement. C représente la capacité de la voie.*

Dans le cadre de cette thèse, nous retenons le DF présenté dans la Fig. 1.3.a. Ce DF est représenté mathématiquement par l'équation suivante (connue comme l'équation fondamentale de l'écoulement qui est inspirée de la mécanique des fluides) :

$$Q = F(K)$$

Dans la littérature du trafic, il existe plusieurs approches de modélisation de la version du DF choisie. Les trois formes les plus étudiées sont : la forme linéaire par morceaux, la forme quadratique par morceaux et la forme triangulaire. Cependant, les diagrammes par morceaux (soit le linéaire ou soit le quadratique), qui considèrent la diminution progressive de la vitesse de dissipation de la congestion, ne sont pas jamais observés dans la réalité

1. ce dernier est connu comme le diagramme fondamental macroscopique (MFD), mais qui ne sera pas étudie ici

(Leclercq, 2009). En revanche, des expérimentations ont mis en évidence que dans un état de trafic congestionné, cette vitesse est toujours constante (Chiabaut *et al.*, 2009, 2010). En conséquence, le DF triangulaire est le plus répandu dans la littérature du trafic en raison de sa simplicité et de sa pertinence pour reproduire fidèlement les observations empiriques (Newell, 2002; Leclercq, 2009; Daganzo, 2006).

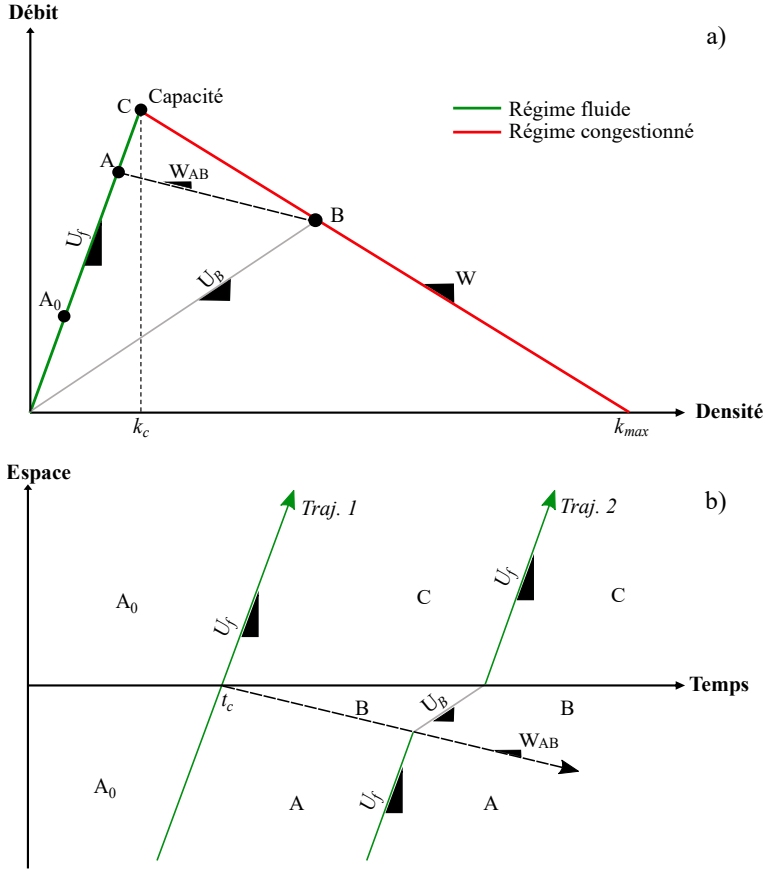


FIG. 1.4 – *Représentation de différents états de trafic (A_0, A, B, C). a) Diagramme fondamental triangulaire et b) diagramme spatio-temporel.*

Le DF triangulaire, présenté sur la Fig. 1.4.a, se compose strictement de deux zones bien définies : le régime fluide (à gauche : la branche verte) et le régime congestionné (à droite : la branche rouge). Les paramètres du DF triangulaire et quelques variables macroscopiques liés au trafic sont synthétisés dans le tableau 1.2.

Sur la Fig. 1.4.a, nous observons que si le DF est triangulaire alors la vitesse U_f est constante dans tout le régime fluide. Similairement, W la vitesse de dissipation de la congestion (ou ondes de sur-congestion) est aussi constante, quels que soient les états congestionnés. La Fig. 1.4.b présente les états de trafic dans le plan espace-temps. Le régime transitoire entre un régime fluide et un régime congestionné (ou vice-versa) n'est pas pris en compte. A l'aide de la Traj. 2, on observe le passage instantané entre les vitesses U_f-U_b-U_f (correspondants aux états de trafic A-B-C, respectivement).

Un DF empirique peut être estimé directement par les données des boucles électromagnétiques localisées le long de la route. Il faut souligner que le temps d'agrégation de ces données a un impact important sur la représentation du DF. Par exemple, des auteurs arguent qu'une forme différente de la forme triangulaire peut être causée soit par la mauvaise agrégation des données, soit par l'insuffisance de la méthode de filtrage utilisée ou soit par l'ignorance des comportements et des caractéristiques des véhicules (Chiabaut *et al.*, 2009; Buisson & Lesort, 2010; Leclercq, 2009). (Buisson & Lesort, 2010) mettent en évidence

Notation	Définition
Paramètres	
U_f	vitesse maximale autorisée (ou libre)
W	vitesse des ondes de sur-congestion (dissipation)
K_c	densité critique
K_{max}	densité maximale
C	capacité (ou débit maximal de décharge)
Variables	
U_b	vitesse de circulation dans l'état de congestion B
W_{AB}	vitesse de propagation de la congestion
A	demande de trafic en flux libre
A_0	débit initial en flux libre
B	débit en flux congestionné

TAB. 1.2 – *Présentation des paramètres du diagramme fondamental triangulaire et notation des principales variables macroscopiques liées.*

que le DF expérimental devient moins dispersé et se rapproche d'une forme parabolique lorsque le temps d'agrégation augmente d'une minute à une heure (voir la Fig. 1.4).

1.2.2 A l'échelle microscopique

L'approche à échelle microscopique doit passer par l'étude des variables individuelles concernant chaque véhicule et des paires de véhicules. Ces variables microscopiques sont relatives à l'évolution du véhicule le long de la route. Elles permettent de quantifier le comportement individuel du véhicule et ses interactions (par ex. longitudinales ou latérales) à chaque instant grâce à la disponibilité de données précises de sa trajectoire.

Notons que l'analyse détaillée des mouvements individuels à partir des trajectoires permet de caractériser la conduite. La particularité de la conduite du véhicule sur la route est notamment liée à des caractéristiques du conducteur et de la voiture. Ainsi, avant de parler des variables microscopiques des véhicules, on doit connaître les particularités du couple qui généralement est observé dans le trafic comme une seule entité (indépendemment de la méthode d'observation : soit interne ou externe au véhicule). Dans le cadre de cette thèse, nous considérons le véhicule comme la représentation du couple voiture-conducteur. Compte tenu de cela, on pourrait dire donc que les caractéristiques d'un véhicule résultent de la fusion des particularités du conducteur et aussi de la voiture.

D'une part, le conducteur se caractérise par son âge, son expérience de conduite, son état mental et psychologique, sa capacité cognitive liée à la perception-action-réaction, sa motivation de déplacement, etc. Ces caractéristiques peuvent être connues directement grâce à un questionnaire, ou par des tests psychologiques (Sun & Elefteriadou, 2011) ou par des tests en simulateurs virtuels de trafic (Kondoh *et al.*, 2008; Hill Corey *et al.*, 2015).

D'autre part, quelques caractéristiques des voitures sont : la puissance du moteur, la longueur, la largeur, la marque, l'éventuel système de conduite (par ex. régulateur de vitesse, freinage d'urgence), etc. Ces caractéristiques sont fournies par le fabricant ou peuvent être mesurées directement sur la voiture. Pour plus de détails sur les différents caractéristiques de la voiture, (Makridis *et al.*, 2021) synthétise, dans le tableau 2, quelques caractéristiques de plusieurs voitures disponibles dans le marché.

Cependant, la quantification des caractéristiques d'un véhicule (couple conducteur-voiture)

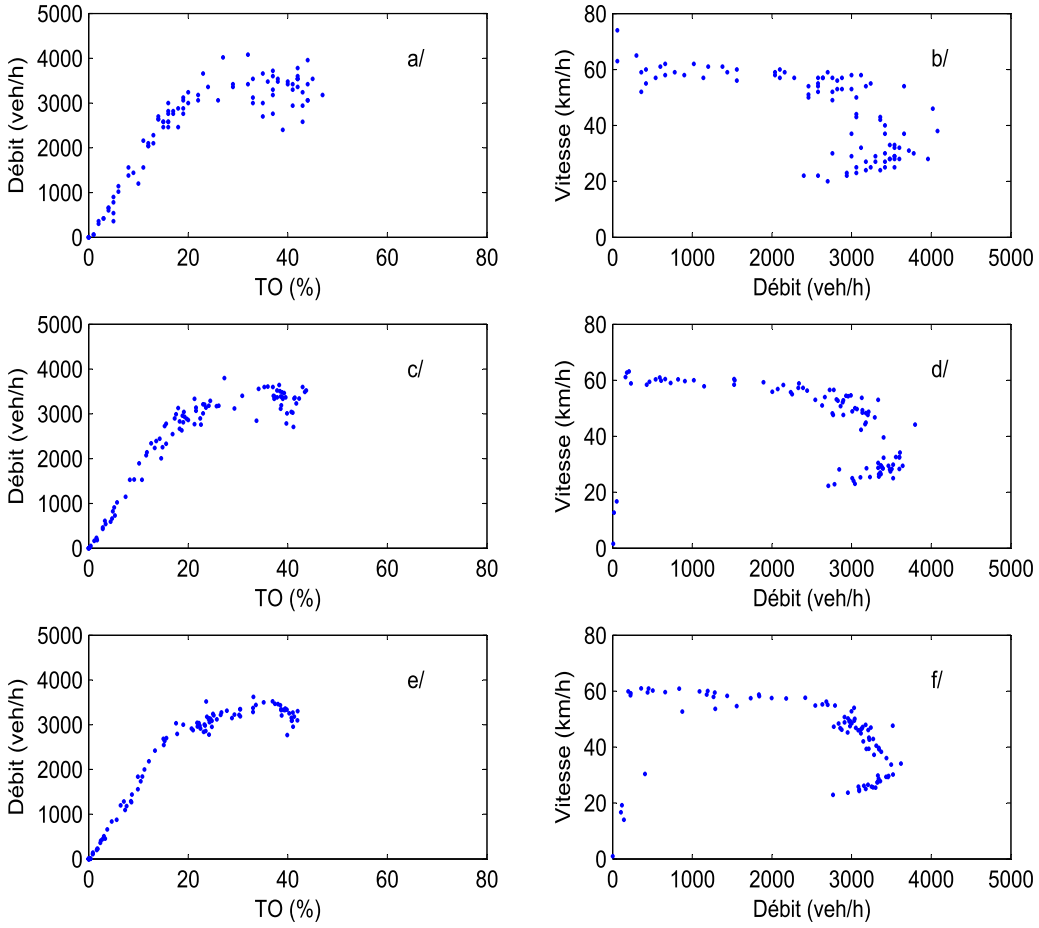


FIG. 1.5 – *Diagrammes fondamentaux représentés à partir des données de la boucle localisée à Fourvière, Lyon, France. Les périodes d'agrégation utilisées : une minute (Fig. a-b), six minutes (Fig. c-d) et une heure (Fig. e-f) (source de l'image : (Buisson & Lesort, 2010)).*

n'est pas une tâche triviale. On pourrait dire qu'elles peuvent être mesurées par des méthodes directes tels qu'un simulateur physique, mais la totalité des conditions du trafic réel ne seront jamais reproduites complètement par ces simulateurs. En revanche, il existe des méthodes indirectes tels que le calage de modèles sur les trajectoires individuelles. Dans certains modèles les caractéristiques des véhicules sont représentées par plusieurs paramètres : temps de réaction, distance à l'arrêt, espacement souhaité, vitesse souhaitée, accélération souhaitée, seuil de perception, facteur d'agressivité, etc (Tampère, 2004; Newell, 2002; Gipps, 1981).

Néanmoins, il faut souligner que l'estimation des caractéristiques des véhicules par la méthode indirecte dépend fortement de la loi ou la nature du modèle à caler (Ossen & Hoogendoorn, 2011; Kesting & Treiber, 2008) et de la qualité des données de la trajectoire (Sharma *et al.*, 2019a). Plus loin dans cette thèse, on étudiera les caractéristiques des véhicules par le calage des modèles.

1.2.2.1 Variables liées au véhicule

Une trajectoire individuelle est l'accumulation d'information recueillie au cours du temps grâce à la mesure des variables liées au véhicule. Ainsi, des variables comme la position instantanée ($x(t)$), la vitesse instantanée ($\dot{x}(t)$) et l'accélération instantanée ($\ddot{x}(t)$), sont me-

surées avec une certaine fréquence (en fonction du dispositif de mesure, voir le tableau 1.1) permettant de connaître l'état de circulation du véhicule à chaque instant t.

Ces variables peuvent être estimées à partir des trajectoires définies directement par des données fournies par les dispositifs de mesure individuelle (présentés dans le tableau 1.1) ou indirectement par des méthodes mathématiques. Par exemple, une trajectoire de position extraite de la vidéo permet de calculer la vitesse et l'accélération grâce aux dérivées première et seconde de la position, respectivement (Buisson *et al.*, 2016; Xin *et al.*, 2008).

Néanmoins, dans l'expérimentation faite par (Coifman *et al.*, 2016; Makridis *et al.*, 2021) les données de position et de vitesse sont obtenues du système de GPS et complétées par le système OBD, respectivement. Le système DGPS utilisé dans (Jiang *et al.*, 2015) permet aussi de recueillir les trajectoires de position et de vitesse directement. On note que ces deux dernières méthodes permettent le calcul de la vitesse grâce à la dérivée de la position. De même, l'accélération peut être calculée avec deux manières différentes :

— la dérivée seconde de la position ou,
— la dérivée de la trajectoire de vitesse mesurée directement. Cela permettrait une méthode de correction des trajectoires par la vérification croisée des données (Coifman *et al.*, 2016; Makridis *et al.*, 2021).

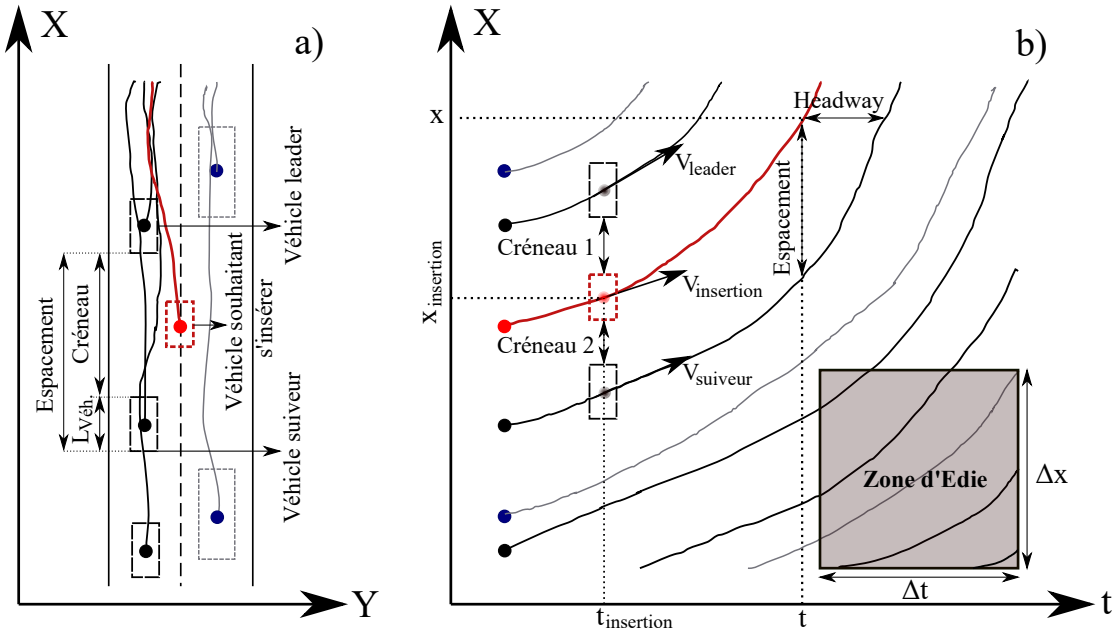


FIG. 1.6 – *Représentation des trajectoires des véhicules et illustration des variables microscopiques d'un véhicule et d'une paire de véhicules. a) représentation dans le plan X-Y. b) représentation dans le plan spatio-temporel.*

1.2.2.2 Variables liées aux paires de véhicules

En ce qui concerne une paire de véhicules, plusieurs variables microscopiques peuvent être mesurées : par exemple, le créneau inter-véhiculaire, l'espacement, la différence de vitesse, la différence d'accélération, etc. Elles sont souvent utilisées pour la modélisation des comportements microscopiques et l'analyse du trafic pour l'explication des observations macroscopiques (Tampère, 2004; Jabari *et al.*, 2014; Gipps, 1981). Nous illustrons ces variables microscopiques sur la Fig. 1.6.

L'espacement et le créneau inter-véhiculaire
L'espacement et le créneau inter-véhiculaire sont des variables mesurées par rapport à un

point x ou à un instant t (voir la Fig. 1.6.b), donc sont exprimées en unités spatiales ou temporelles.

D'une part, l'espacement est généralement la distance mesurée entre les arrières des véhicules (par rapport à un instant t : voir la Fig. 1.6.a) ou entre les centres de gravité (dans le cas d'une trajectoire). Cependant, on note que les trajectoires individuelles sont représentées compte tenu du centroïde de chaque voiture. Ainsi, l'espacement est mesuré comme la distance entre deux trajectoires consécutives (par rapport à un instant t). Il faut souligner que si on considère l'hétérogénéité des voitures, la valeur de l'espacement peut changer en fonction de la méthode de mesure. Cependant, cette variation est généralement négligeable. Nous pouvons aussi mesurer l'espacement par rapport à un point x en estimant le temps de passage de deux véhicules consécutifs (écart séparant l'avant des véhicules) qui circulent sur la même voie (Goni Ros *et al.*, 2013). Ce temps inter-véhiculaire est connu dans la littérature de trafic comme "time headway" (le terme en anglais).

D'autre part, le créneau (ou "gap" en anglais) est l'écart séparant l'arrière du véhicule $n-1$ et l'avant du véhicule n. Le créneau est une variable largement utilisée pour l'analyse du comportement de changement de voie et il peut être aussi exprimé en unités spatiales ou temporelles (voir les Fig. 1.6.a et .b).

La différence de vitesse

Une autre variable qui peut être mesurée au niveau microscopique est la différence de vitesse (ou vitesse relative ($\Delta\dot{x}(t)$)) entre un couple de véhicules. Dans le comportement de poursuite, $\Delta\dot{x}(t)$ est définie comme la différence entre la vitesse du véhicule $n-1$ et la vitesse du véhicule n à l'instant t.

Dans le comportement de changement de voie, il s'agit de la différence entre la vitesse du véhicule souhaitant s'insérer et la vitesse du véhicule leader potentielle (sur la voie cible) à l'instant de la manœuvre. De même, on peut mesurer la différence entre la vitesse du véhicule inséré et la vitesse du suiveur potentiel (pour s'illustrer voir les Fig. 1.6.a et .b).

La différence d'accélération

Grâce aux accéléromètres installés dans la voiture ou à la caractérisation précise de la trajectoire du véhicule, on peut analyser l'accélération et la décélération de chaque véhicule pendant des situations de trafic différentes.

Par exemple, dans la manœuvre de changement de voie obligatoire, on peut observer des accélérations des véhicules souhaitant s'insérer. Sur la bretelle d'accès, les véhicules doivent accélérer pour atteindre la vitesse de la voie cible (si elle est plus élevée) ou pour atteindre le créneau choisi (Daamen *et al.*, 2010; Thiemann *et al.*, 2008). De même, dans le comportement de poursuite, des décélérations sont observées en amont d'une tête de bouchon (p.ex. un convergent, un zone d'entrecroisement, etc.) et des accélérations sont observées en sortie de la congestion pour atteindre la vitesse souhaitée. De plus, lorsque la concentration de trafic est élevée sur la voie cible (presque la concentration critique ou plus), la manœuvre de courtoisie dans la poursuite peut impliquer le ralentissement ou l'accélération pour faciliter l'insertion (voir plus tard dans la section 2.2.2).

Il faut souligner que la capacité d'accélération d'un véhicule est liée aux caractéristiques du couple conducteur-voiture (voir ci-dessus). Un conducteur agressif probablement accélère plus fort qu'un conducteur timide, mais la réalisation de la manoeuvre est également fonction de la puissance de la voiture impliquée. En effet, des réactions hétérogènes (sur-réaction, sous-réaction), liées aux caractéristiques individuelles des véhicules, sont observées sur une route (Ahmed, 1999; Leclercq, 2007). Ces différences d'accélération (ou de décélération) observées entre les véhicules peuvent expliquer plusieurs phénomènes macroscopiques tels que la congestion et l'apparition des oscillations (Laval *et al.*, 2014; Tian *et al.*,

2019), l'hystérésis (Ahn *et al.*, 2013; Treiterer & Myers, 1974; Yeo, 2008) ou la chute de capacité (Leclercq *et al.*, 2011; Jin & Laval, 2018; Lebacque, 2003). Ces explications seront présentées en détail dans le chapitre suivant.

Chapitre 2

Phénomènes collectifs et individuels du trafic routier : état de l'art

2.1 Observations à l'échelle macroscopique

2.1.1 L'apparition de la congestion

L'apparition de la congestion se produit par excès de la demande de trafic par rapport à l'offre du réseau routier. La congestion se produit toujours en amont d'une tête de bouchon, qui peut être définie comme :

— Un endroit fixe. Par exemple, les discontinuités de l'infrastructure telles que les convergents, les divergents, les zones d'entrecroisement, la réduction de voies ou également les tunnels, les sags [1], les pentes montantes, etc.

— Une obstruction temporaire. Par exemple, un accident de trafic, une régulation temporaire de vitesse, un véhicule lent, une zone de travaux, etc.

Une tête de bouchon est dite active lorsqu'on peut observer une file d'attente en amont et que le flux est libre en aval (Ahn & Cassidy, 2007). Cette fille d'attente est donc l'accumulation des véhicules sur l'infrastructure routière. Elle dépend de l'écart entre la demande et la capacité et de la durée de la congestion. Si cette durée est courte l'apparition de la congestion est fugace (quelques minutes), mais si elle est longue alors la congestion s'installe et peut durer longtemps (heures). Les causes de l'apparition de la congestion sont multiples et ne sont pas encore bien définies. De nombreux auteurs se sont consacrés à l'étude de la congestion sur les autoroutes (Laval *et al.*, 2014; Chen *et al.*, 2012; Li *et al.*, 2010; Han & Ahn, 2018; Goni Ros *et al.*, 2013; Leclercq *et al.*, 2011) mais il n'y a pas un consensus clair entre eux sur les causes de l'apparition de la congestion.

Un indicateur important pour identifier et caractériser la congestion est la vitesse. Des études utilisent des méthodes robustes pour estimer la vitesse critique (qui sépare le régime fluide du régime congestionné). Par exemple, les auteurs (Xie *et al.*, 2021), inspirés par (Brilon *et al.*, 2005), proposent le calcul d'un seuil optimal de vitesse basé sur la réduction d'efficience de trafic. Cela constitue une méthode très intéressante pour identifier l'instant d'apparition de la congestion en tenant compte de l'historique des vitesses de circulation enregistrées à un point donné.

D'autre part, l'étude (Lorenz and Elefteriadou, 2000) considère que la congestion est installée si la baisse de vitesse persiste au dessous d'une valeur fixe pendant cinq minutes au moins. (Lorenz & Elefteriadou, 2000). Pourtant, une période de cinq minutes de congestion peut être négligeable en termes de temps perdu des usagers. D'ailleurs, il n'y a pas une

1. On désigne ainsi dans cette thèse, faute de mot parfaitement approprié en français, les zones du réseau routier qui comportent d'abord une pente descendante puis une pente montante.

valeur de temps minimal définie dans la littérature pour indiquer si la congestion est installée, mais le choix d'une période minimale pertinente devrait être basé sur la sensibilité des indicateurs de trafic à évaluer.

2.1.2 Les définitions de la capacité

La capacité est strictement liée à l'apparition de la congestion, mais plusieurs définitions de la capacité se trouvent dans la littérature. Par exemple, le manuel de capacité routière 1985 (Manual, 1985) a défini la capacité d'une route comme la valeur maximale de débit soutenu pendant une période donnée avant l'apparition de la congestion. Néanmoins, en fonction de la durée de la période choisie, du seuil de vitesse (défini pour identifier la congestion) et du point d'enregistrement considéré, plusieurs interprétations existent. Par exemple, nous trouvons la capacité basique, la capacité possible, la capacité pratique et la capacité simple, qui ont été définies dans les différentes actualisations du HCM. De même, les auteurs (Kondyli, A. *et al.*, 2017) proposent six méthodes différentes pour estimer la capacité d'une autoroute :

- La valeur maximale du débit (agrégé dans une minute) exactement à l'instant de l'apparition de la congestion.
- La valeur maximale du débit (agrégé dans une minute) enregistré pendant 15 minutes avant l'apparition de la congestion.
- La valeur maximale du débit (agrégé dans cinq minutes) enregistré pendant 15 minutes avant l'apparition de la congestion.
- La moyenne du débit enregistré pendant cinq minutes avant l'apparition de la congestion.
- La moyenne du débit enregistré pendant 15 minutes avant l'apparition de la congestion.
- La moyenne du débit enregistré pendant 15 minutes après l'installation de la congestion.

On note que les cinq premières méthodes concernent le débit maximal juste avant l'apparition de la congestion, mais que la dernière méthode concerne le débit après l'installation de la congestion (ou débit de décharge de la tête bouchon). Les auteurs ont trouvé des variations remarquables de la valeur de capacité en fonction de la méthode choisie (voir le tableau 1 dans l'article (Kondyli, A. *et al.*, 2017)). Également, des différences importantes ont été observées par rapport à la valeur théorique estimée par la méthode proposée par le (Manual, 2010).

Néanmoins, les valeurs de la capacité estimée après l'apparition de la congestion, dans tous les cas, sont significativement plus faibles que les valeurs obtenues avant l'apparition de la congestion et que la valeur du (Manual, 2010). Cela met en évidence la notion de deux capacités différentes mentionnées dans (Hall & Agyemang-Duah, 1991; Brilon *et al.*, 2005; Lorenz & Elefteriadou, 2000). Il s'agit notamment des capacités qui sont appelées dans le cadre de cette thèse la capacité pré-congestion et la capacité post-congestion, présentées en détail dans la partie suivante.

Compte tenu de ce qui précède, nous constatons l'importance de définir et d'unifier la méthode de mesure de la capacité pré-congestion. Cependant, dans cette section, on ne s'intéresse pas à comparer, à évaluer ou à proposer des méthodes différentes d'estimation de la capacité. Les variations des valeurs de la capacité pré-congestion (ou post-congestion), qui seront mentionnées ci-dessous, sont strictement indépendantes de la méthode de mesure. Donc, il s'agit des variations liées aux phénomènes physiques du trafic.

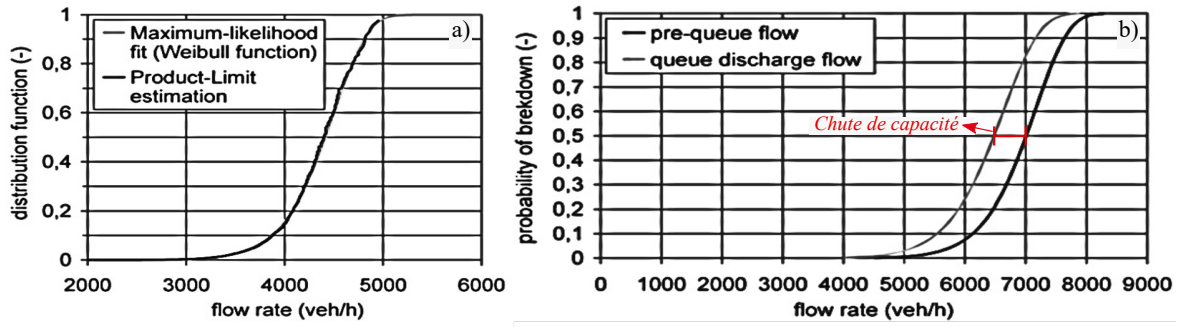


FIG. 2.1 – *Fonctions de distribution cumulée (cdf) empiriques de la capacité. a) Distribution de la capacité pré-congestion. b) cdfs de la capacité pré/post-congestion (Ces figures correspondent aux Fig. 3a et Fig. 7 dans l'article (Brilon et al., 2005), respectivement).*

2.1.3 La distribution de la capacité

La capacité est souvent considérée comme une valeur constante et absolue (Manual, 1985; Newell, 2002; Lighthill & Whitham, 1955; Richards, 1956; Daganzo, C.F., 1995). Cependant, d'autres auteurs associent cette grandeur à la probabilité d'observer l'apparition de la congestion lorsque la demande dépasse une valeur de débit spécifique (voir la Fig 2.1.a).

Plusieurs observations ont montré que la capacité des autoroutes varie en fonction des conditions externes du trafic. Ces conditions font référence aux caractéristiques de la géométrie de l'infrastructure (Chung *et al.*, 2007; Kondyli, A. *et al.*, 2017; Oh & Yeo, 2012), aux contrôles et régulations de circulation spécifiques (Cassidy & Ahn, 2005; Cho & Laval, 2020; Srivastava & Geroliminis, 2013; Zhu *et al.*, 2020) et aux caractéristiques météorologiques (Ibrahim & Hall, 1994).

Cependant, des études empiriques révèlent des variations importantes des valeurs de capacité d'un jour à l'autre au même endroit, avec le même contrôle de la circulation et avec des conditions météorologiques similaires (Brilon *et al.*, 2005; Chung *et al.*, 2007; Hall & Agyemang-Duah, 1991; Kondyli, A. *et al.*, 2017; Lorenz & Elefteriadou, 2000), indépendamment des dispositifs et/ou de la méthode de mesure utilisée. Ils ont mis en évidence que la congestion peut apparaître avec des valeurs de débit inférieures et supérieures à la valeur classiquement acceptée comme capacité. Donc, la valeur maximale de débit, déterminée dans un seul événement d'apparition de la congestion et sur un point donné, représente simplement l'une des valeurs possibles de capacité. Ces derniers auteurs suggèrent que les variations de la capacité pré-congestion sont causées par les différences physiques présentes dans le mécanisme d'apparition de la congestion. Pour ces auteurs, la capacité est notamment une variable distribuée avec des propriétés stochastiques (Lorenz & Elefteriadou, 2000; Brilon *et al.*, 2005; Xie *et al.*, 2021) qui doivent être prises en compte pour garantir la gestion efficace du trafic (Xie *et al.*, 2021).

Compte tenu de cela, plusieurs études se concentrent sur l'ajustement statistique de la distribution de capacité (Brilon *et al.*, 2005; Xie *et al.*, 2021). Cependant, cela n'est pas une tâche triviale à cause de la quantité limitée de données recueillies dans diverses situations de trafic. En effet, ces études utilisent des techniques telles que Kaplan-Meier (Brilon *et al.*, 2005) ou l'estimation bayésienne (Xie *et al.*, 2021; Han & Ahn, 2018) pour prédire les valeurs manquantes et définir la fonction expérimentale de la distribution de capacité.

2.1.4 La chute de capacité

Des études ont observé aussi, sur un même endroit, des différences importantes entre le débit maximal enregistré juste avant l'apparition de la congestion et le débit de décharge

enregistré en aval de la tête de bouchon, lorsque la congestion s'installe. Ces observations mettent en évidence que la capacité post-congestion est distribuée donc elle a les mêmes propriétés stochastiques que la capacité pré-congestion (Brilon *et al.*, 2005; Lorenz & Elefteriadou, 2000) (voir la Fig. 2.1). La différence entre les deux capacités est connue comme la chute de capacité (CC) (voir l'écart rouge sur la Fig. 2.1.b). Cela est considéré comme un phénomène de trafic très important, car il réduit momentanément l'offre de l'infrastructure routière lorsque la demande de déplacements est élevée. C'est-à-dire que ce phénomène aggrave la condition congestionnée du trafic.

Des études empiriques observent des valeurs de chute de capacité qui varient entre 3 et 31 % (Hall & Agyemang-Duah, 1991; Chung *et al.*, 2007; Kondyli, A. *et al.*, 2017; Yuan *et al.*, 2015, 2017b). Ce phénomène peut être substantiel et persistant en fonction des :

— Caractéristiques individuelles des véhicules (Marczak & Buisson, 2014; Goni Ros *et al.*, 2013; Zhang & Kim, 2005; Chen *et al.*, 2014),
— Caractéristiques de la tête de bouchon (Cassidy & Ahn, 2005; Chung *et al.*, 2007; Srivastava & Geroliminis, 2013; Yuan *et al.*, 2015), et
— Conditions de trafic (Chen *et al.*, 2014; Oh & Yeo, 2015; Yuan *et al.*, 2017b).

Le phénomène de la chute de capacité est largement étudié et nombreuses explications différentes se trouvent dans la littérature.

A l'échelle macroscopique, la chute de capacité est expliquée par l'accélération bornée comme une phase exogène du modèle de (Lighthill & Whitham, 1955; Richards, 1956)(LWR) dans l'étude faite par (Lebacque, 2003; Leclercq, 2007; Jin & Laval, 2018). Cette conceptualisation du modèle est uniquement résolue par des méthodes analytiques, mais elle permet de représenter ce phénomène. Les modèles présentés par (Lu *et al.*, 2009; Ngoduy *et al.*, 2019; Wu, 2015) se basent sur des ondes cinématiques pour reproduire la chute de capacité avec des diagrammes fondamentaux discontinus. Néanmoins, les auteurs (Yuan *et al.*, 2017b) indiquent que la discontinuité observée empiriquement n'est pas exactement la représentation de la chute de capacité, car cette discontinuité pourrait être le résultat des interactions dans le trafic non stationnaire. (Parzani & Buisson, 2012; Jin *et al.*, 2015) proposent des modèles de deuxième ordre basés sur la considération d'un diagramme fondamental continu (plutôt que le diagramme discontinu), pour reproduire la chute de capacité. Cependant, la chute de capacité estimée par ces modèles est différente des valeurs généralement observées.

En revanche, l'étude de (Wong & Wong, 2002) formule un modèle macroscopique de trafic (extension du modèle LWR) pour inclure la variabilité inter-individuelle. Ce modèle considère donc la distribution de vitesse libre (distribution Gaussienne discrétisée par pas de 7.5 km/h) pour caractériser la population hétérogène de véhicules. Bien que, selon nous, leurs résultats ne soient pas très convaincants, ils concluent que la discontinuité dans le diagramme fondamental, c'est-à-dire le phénomène de chute de capacité, n'est pas causée par la discontinuité des états de trafic, mais qu'elle est le résultat de la différentiation des types de véhicules par la distribution de vitesse maximale.

Cependant, ce qui précède sont quelques explications de la chute de capacité modélisés à l'échelle macro. D'autres auteurs ont étudié la chute de capacité à partir de l'analyse des comportements microscopiques. Les explications de la chute de capacité à l'échelle microscopique seront détaillées dans la section suivante de ce chapitre.

2.1.5 Les oscillations

Une autre observation remarquable des études empiriques sur le trafic est l'apparition des oscillations de trafic ou ondes stop-and-go (SG) pendant la condition congestionnée de circulation. Ceci est un phénomène de trafic où la propagation de la congestion a tendance

à osciller entre des états lents et rapides plutôt que de maintenir un état stable (Chen *et al.*, 2014; Oh & Yeo, 2015; Yuan *et al.*, 2017a). Une oscillation est donc une phase de décélération suivie d'une phase d'accélération qui peut être propagée et amplifiée par des fortes réactions des conducteurs et l'effet d'anticipation (Chen *et al.*, 2014; Yeo & Skabardonis, 2009).

Des études ont reporté des effets négatifs des oscillations dans le trafic (van Beinum *et al.*, 2016). Par exemple, les caractéristiques de conduite des véhicules (p.ex. temps inter-véhiculaire) semblent évoluer entre la période qui précède le passage d'une oscillation et celle qui le suit. Les études empiriques (Chen *et al.*, 2012; Oh & Yeo, 2015; Zheng *et al.*, 2011) ont observé que les véhicules tendent à avoir des temps inter-véhiculaires plus élevés en aval de l'oscillation. Cela se traduit par la diminution de la valeur du débit de décharge et par conséquent l'augmentation de la chute de capacité (Oh & Yeo, 2015; Yuan *et al.*, 2017b).

Une explication de l'évolution des caractéristiques de la conduite peut être liée aux actions préventives du conducteur devant des éventuelles situations de risque. Évidemment, la perception de sécurité du conducteur diminue dans des conditions de trafic instables (van Beinum *et al.*, 2016). En effet, la probabilité d'avoir des sur réactions (ou réactions brutales) par les conducteurs augmente. L'apparition des oscillations est expliquée à l'échelle microscopique par différentes approches qui seront présentées dans la section 2.2.

2.1.6 L'hystérésis

Le phénomène d'hystérésis du trafic est expliqué dans la littérature du trafic comme l'asymétrie qui existe entre le processus de décélération et d'accélération (Newell, 1965; Yeo & Skabardonis, 2009; Zhang & Kim, 2005; Ahn *et al.*, 2013; Chen *et al.*, 2014). La première référence à ce phénomène a été faite par (Newell, 1965) qui a suggéré la prise en compte de la décélération et de l'accélération par des modèles différents. Plus tard, (Treiterer & Myers, 1974) ont confirmé l'existence d'hystérésis dans le trafic grâce aux observations empiriques. Dans l'étude, ils ont trouvé que la relation entre la vitesse et la concentration (dans différentes conditions de trafic) décrivent une boucle. Cela est connu comme la boucle d'hystérésis (Yeo, 2008; Ahn *et al.*, 2013).

Plusieurs études ont été consacrées à la quantification, à l'explication et à la modélisation de ce ce phénomène (Yeo & Skabardonis, 2009; Zhang & Kim, 2005; Chen *et al.*, 2014; Ahn *et al.*, 2013; Laval, 2011). Certains de ces auteurs affirment que l'hystérésis dans le trafic est inhérente à l'état oscillatoire du trafic (Yeo & Skabardonis, 2009; Chen *et al.*, 2014). Par exemple, (Chen *et al.*, 2014) affirment que les véhicules avec un comportement agressif conduisent au phénomène d'hystérésis et que ce phénomène est lié à l'amplification et à la propagation des oscillations. Les auteurs confirment que les véhicules tendent à être agressifs lorsqu'ils se rapprochent de l'oscillation et deviennent moins agressifs après sa manœuvre de décélération (l'agressivité étant reproduite par une réduction du temps de réaction). (Chen *et al.*, 2014) utilisent un modèle microscopique asymétrique pour mettre en évidence la variation de la chute de capacité entre $8 - 23$ % lorsque le temps de réaction (dans leur modèle) augmente en aval d'une oscillation.

De même, (Yeo & Skabardonis, 2009) considèrent la théorie asymétrique (proposée par (Newell, 1965)) pour expliquer la génération, la propagation et la dissipation des oscillations. Ils définissent cinq états différents de trafic (accélération, décélération, transitoire, stationnaire et flux libre) en représentant l'accélération et la décélération comme deux branches parallèles dans la partie congestionnée du DF (pour une illustration, voir la Fig. 3 dans l'article (Yeo & Skabardonis, 2009)). Ainsi, la génération des oscillations serait le résultat de l'instabilité du trafic dans l'état de décélération. La propagation serait causée par la combinaison des manœuvres de sur-réaction et d'anticipation dans le même état. Finalement, la dissipation est traduite par la réduction du temps inter-véhiculaire dans l'état de décélération. Ceci

est cohérent avec les observations de (Chen *et al.*, 2012, 2014) qui mettent en évidence que pendant l'existence de l'oscillation les temps inter-véhiculaires sont élevés dans le processus d'accélération.

Par ailleurs, les études (Laval, 2011; Ahn *et al.*, 2013) mettent en doute la précision de la méthode classique de mesure de l'hystérésis. Basés sur l'analyse des trajectoires des couples de véhicules, les articles révèlent que cette méthode surestime les valeurs d'hystérésis parce qu'elle est mesurée sur des conditions instables de trafic (Laval, 2011) ou parce qu'elle est basée sur l'hypothèse de W constante au cours du temps (Ahn *et al.*, 2013) (on rappelle que W représente la vitesse de propagation des ondes de sur-congestion dans la théorie LWR (voir la Fig. 1.4)).

Dans un premier temps, (Laval, 2011) ont utilisé les définitions générales de Edie (1965) dans des régions spatio-temporelles qui permettent d'identifier le trafic stationnaire correctement. Néanmoins, ils supposent une valeur de W constante. Dans un deuxième temps, (Ahn *et al.*, 2013) réfutent cette dernière hypothèse parce qu'ils considèrent que l'hystérésis provoque des variations de W dans les processus de décélération et d'accélération. Cela concerne donc plusieurs branches de congestion dans le diagramme fondamental qui ne sont pas du tout parallèles ni linéaires (notons que cela est différent de la proposition de Yeo & Skabardonis (2009)). Ainsi, (Ahn *et al.*, 2013) proposent une méthode pour quantifier l'hystérésis, à partir des données NGSIM, en faisant une pondération de la largeur de la boucle (l'espacement moyen entre la branche de décélération et d'accélération) et sa longueur (intervalle de variation de la vitesse) (pour une illustration voir la Fig. 7 dans l'article (Ahn *et al.*, 2013)).

Bien qu'il n'existe pas une méthode précise et convenue dans la littérature pour quantifier ce phénomène, les études confirment toujours la présence d'hystérésis dans l'état de trafic oscillatoire et son importance dans la compréhension de la chute de capacité (Oh & Yeo, 2012; Zhang & Kim, 2005; Chen *et al.*, 2014).

2.1.7 Synthèse de la section : observations macroscopiques

Compte tenu de ce qui précède, nous constatons que les phénomènes de trafic (chute de capacité, apparition des oscillations, hystérésis) sont fortement liés entre eux. Ils sont observés exclusivement lorsque la congestion est installée (au niveau d'une tête de bouchon) (Yeo & Skabardonis, 2009). Par exemple, l'hystérésis est n'est pas uniquement identifiée dans le trafic oscillatoire, mais les caractéristiques des oscillations (p.ex. l'amplitude, agressivité...) sont liées au niveau d'hystérésis (Zhang & Kim, 2005; Ahn *et al.*, 2013). De même, la chute de capacité est observé en absence des oscillations mais son amplitude semble être liée à cela (Yuan *et al.*, 2017a).

Nous concluons donc que, même si l'apparition de ces phénomènes est expliqué par différentes causes microscopiques (présentés dans la section 2.2), l'interaction des causes microscopiques amplifie ces phénomènes. Sur la Fig 2.2, on illustre le processus d'apparition de la congestion et des autres phénomènes macroscopiques.

2.2 Échelle microscopique : observations, modélisation et impacts macroscopiques

Lorsqu'on parle d'un ensemble de véhicules circulant sur la route on parle aussi des interactions entre eux qui sont déterminées par leurs comportements de conduite. La pour-

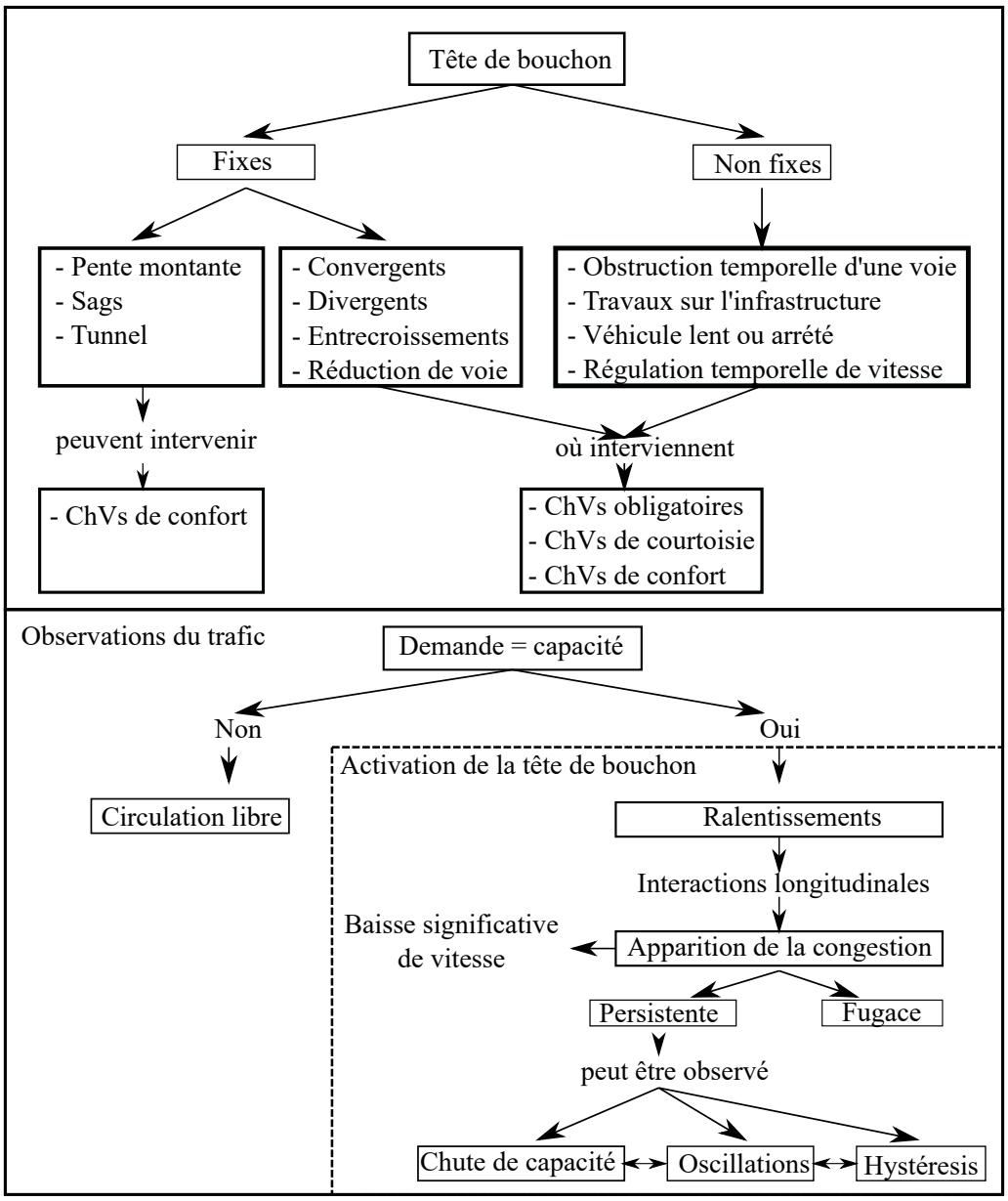


FIG. 2.2 – *Récapitulatif des types de têtes de bouchon, du processus d'apparition de la congestion et des phénomènes de trafic liés. ChVs est une abréviation de "changements de voie".*

suite et le changement de voie sont les deux principaux comportements de conduite, identifiés dans le trafic routier. Le premier comportement décrit les interactions longitudinales ; le deuxième décrit les interactions latérales entre les véhicules.

La modélisation des comportements microscopiques passe donc par la description individuelle de ces interactions avec des équations mathématiques. Ces équations sont formulées sur des hypothèses et/ou des règles qui simplifient la réalité. Il faut souligner que chaque modèle vise à reproduire la conduite en définissant sa propre loi de représentation Ossen & Hoogendoorn (2011). Dans la littérature, on trouve des groupes différents de modèles en fonction des règles de conduite considérées (Zheng, 2014; Saifuzzaman & Zheng, 2014).

La modélisation du changement de voie et de la poursuite (en supposant des routes avec des voies bien définies, avec un trafic homogène et des règles standard de circulation) permet donc d'étudier le trafic routier, de comprendre les phénomènes observés et de prévoir

l'impact des stratégies de contrôle, soit de manière analytique, soit par la simulation. Dans cette section, on va présenter les deux comportements microscopiques principaux et leurs approches en modélisation au cours des années.

2.2.1 Le comportement de changement de voie

2.2.1.1 Observations

Le changement de voie est le déplacement latéral que fait un véhicule sur la route motivé par trois raisons différentes liées au conducteur selon (Gipps, 1986) : le désir, l'opportunité et le besoin. Cela fait que dans la littérature les changements de voie soient classés comme ci-dessous :

— De confort
  Ce type de changement de voie représente le désir du conducteur d'améliorer ses conditions de conduite, généralement, pour augmenter sa vitesse. Les changements de voie de confort interviennent lorsqu'un conducteur conclut que les conditions de circulation sur la voie cible sont plus avantageuses que les conditions sur sa voie de circulation actuelle. Donc, le véhicule rejoint une voie dont la vitesse de circulation est plus élevée. Ensuite, il doit normalement revenir sur la voie droite.
— De courtoisie
  Ce type de changement de voie représente l'opportunité du conducteur pour faire la manœuvre latérale et aussi pour faciliter l'insertion d'un autre véhicule venant d'une autre voie. Ces manœuvres sont généralement observées en amont des zones de convergent.
— D'obligation
  Ce type de changement de voie a lieu lorsque le conducteur en a besoin pour entrer ou pour sortir de la route. Ces changements de voie obligatoires interviennent principalement sur les discontinuités du réseau routier (convergents, divergents, zones d'entrecroisement).

Les modèles classiques de changement de voie déterminent deux étapes pour la réalisation de la manœuvre : le choix de la voie d'insertion et l'acceptation du créneau pour s'insérer. Ces modèles définissent la probabilité de trouver un créneau de taille satisfaisant (plus grande que la taille minimale) dans un ensemble de créneaux proposés pour s'insérer. En effet, ces modèles sont basés sur La théorie d'acceptation des créneaux pour effectuer une manœuvre d'insertion (Ahmed, 1999; Toledo *et al.*, 2003; Choudhury *et al.*, 2007; Chevallier & Leclercq, 2009). Cette théorie propose que si le créneau disponible sur la voie cible est supérieur à une valeur critique, il est automatiquement accepté et la manœuvre sera effectuée.

Cependant, les observations expérimentales montrent que pendant le processus d'insertion les véhicules peuvent rejeter des créneaux plus longs que la valeur critique et même que celui qu'ils acceptent finalement pour s'insérer (Sun *et al.*, 2018; Marczak, 2014; Kolen, 2013). Dans une étude empirique réalisé sur un convergent, (Marczak, 2014) mettent en évidence que les véhicules choisissent le créneau dans lequel ils s'insèrent en fonction de la position sur la bretelle d'accès plutôt qu'en fonction de la taille du créneau proposé. Les auteurs (Sun *et al.*, 2018) affirment que le choix du créneau d'insertion dépend fortement des caractéristiques individuelles du véhicule. Par exemple, un véhicule agressif effectue le changement de voie plus vite que celui dit timide (Sun & Elefteriadou, 2011).

Les modèles de changement de voie concentrés uniquement sur l'acceptation du créneau ont montré une faible efficacité pour reproduire le trafic réel (Marczak, 2014; Daamen *et al.*, 2010). Pour dépasser cela, plusieurs modèles ont été développés introduisant des caractéristiques du trafic (p.ex. la vitesse sur la voie de circulation et/ou sur la voie adjacente) (Lee, 2006; Sun *et al.*, 2018; Kolen, 2013), des caractéristiques de l'infrastructure (p.ex. la longueur

de la voie d'insertion dans le cas du convergent) (Marczak, 2014; Kusuma *et al.*, 2015) et des caractéristiques du conducteur (p.ex. le niveau d'agressivité) (Sun *et al.*, 2018; Hill Corey *et al.*, 2015).

Dans un article de revue de la littérature, (Zheng, 2014) présente une liste extensive des modèles de changement de voie disponibles (sauf les modèles basés sur la théorie d'acceptation des créneaux), classés en deux types :

1. les modèles concentrés sur l'impact de la manœuvre de changement de voie sur les véhicules qui l'entourent ;
2. les modèles visant à reproduire la prise de décision (« Decision-making » en anglais)

Les modèles du premier type se concentrent sur la modélisation du changement de voie réalisé de manière « planifiée ». Cela veut dire qu'ils sont liés au changement de voie d'obligation où le conducteur sait à l'avance qu'il doit exécuter cette manœuvre pour suivre son itinéraire (p.ex. un convergent ou un divergent) (voir la section 3 de l'article de (Zheng, 2014)). Ces modèles se basent sur la quantification de l'impact causé par cette manœuvre sur le trafic, généralement autour d'une tête de bouchon. Notons que, même si les conducteurs savent qu'ils doivent s'insérer impérativement, ils peuvent faire une évaluation globale des créneaux possibles pour s'insérer avant de réaliser la manœuvre, plutôt que de faire une évaluation individuelle. C'est-à-dire, à cause de la limitation du temps pour évaluer tous les créneaux potentiels, les conducteurs adoptent une stratégie de sélection efficace plutôt qu'une stratégie optimale (Zheng, 2014). Donc, ils peuvent fixer un créneau objectif très rapidement et après adapter leur vitesse pour l'atteindre. Cependant, cette hypothèse n'est pas encore bien étudiée en raison de la limitation des données empiriques (Knoop & Buisson, 2014).

D'une part, il faut souligner que la décision aléatoire d'insertion peut affecter fortement les véhicules sur la voie cible lorsque le créneau d'insertion n'est pas suffisamment long. Par exemple, l'insertion peut aboutir à que le véhicule suiveur potentiel réalise des manœuvres de courtoise (p.ex. change de voie) ou coopératives (p.ex. ralentisse) par anticipation (Zheng *et al.*, 2013). D'autre part, comme le créneau est plus petit que souhaité, le véhicule inséré peut ralentir juste après la manœuvre pour atteindre son espacement d'équilibre (phénomène de relaxation) (Duret *et al.*, 2008; Laval & Leclercq, 2008). L'impact de ce type de changement de voie sur le trafic sera expliqué plus loin dans cette section.
En continuant avec les modèles du type psychologique (prise de décision), ils se concentrent à répondre à la question suivante : comment le conducteur observe, réfléchit et décide d'exécuter (ou non-exécuter) un changement de voie qui n'est pas obligatoire ? Cette approche considère notamment des caractéristiques psychologiques et cognitives du conducteur et des interactions inter-véhiculaires (Zheng, 2014; Sun & Elefteriadou, 2011). On peut noter que ces modèles sont liés aux changements de voie de confort et de courtoisie qui sont généralement exécutés de manière libre en fonction des conditions de circulation de la voie de circulation et de la voie cible, ou des préférences personnelles du conducteur (Sun *et al.*, 2018; Kolen, 2013; Marczak, 2014; Keyvan-Ekbatani *et al.*, 2016) (voir la section 2 de l'article de (Zheng, 2014)). Quelques auteurs (Wu *et al.*, 2000; Dumbuya *et al.*, 2009), intéressés à reproduire le processus cognitif des conducteurs sur la route, ont développé des modèles basés sur l'intelligence artificielle.

On remarque que les modèles des changements de voie se focalisent soit pour reproduire la prise de décision ou soit pour reproduire l'impact du changement de voie sur le trafic. Néanmoins, les deux approches font toujours partie de cette manœuvre de déplacement latéral des véhicules sur une route multi-voie. Notons que même si la manœuvre de changement de voie est de courtoisie, l'insertion affecte les comportements des autres véhicules surtout lorsque la demande de trafic est élevée (Lee, 2006; Kolen, 2013; Zheng *et al.*, 2013). Ainsi, (Zheng, 2014) propose que, pour une modélisation complète du comportement

de changement de voie, les modèles doivent intégrer les deux approches : la prise de décision et la quantification de son impact sur le trafic.

Dans cet esprit, (Ji & Levinson, 2020) ont fait récemment une revue des modèles de changement de voie basés sur la théorie des jeux en affirmant que cette théorie pourrait offrir une solution définitive à la modélisation intégrale stochastique des interactions latérales des véhicules. La théorie des jeux se concentre sur le processus d'interaction humaine basés sur une structure d'information qui prend en compte le comportement des tous les agents dans le milieu. Selon (Ji & Levinson, 2020) cette théorie est la seule méthode analytique qui considère les caractéristiques cognitives précises des conducteurs. Cependant, la validation de ce type de modèles n'est pas une tâche facile en raison de la nature stochastique du comportement qui n'est pas exprimé par les données de trajectoires disponibles, même si elles sont précises et relativement nombreuses Sun & Elefteriadou (2011); Knoop & Buisson (2014); Delpiano *et al.* (2015). Il faut souligner qu'on peut observer que les conséquences de la manœuvre, mais pas la motivation des conducteurs pour l'exécuter.

Compte tenu de ce qui précède, nous concluons que la modélisation du changement de voie reste encore limitée. De plus, la complexité de la formulation mathématique, la quantité de paramètres et l'incertitude qui comporte la psychologie de l'humain, rendent la validation des modèles très difficile (Knoop & Buisson, 2014; Ji & Levinson, 2020; Delpiano *et al.*, 2015). De même, l'observation des changements de voie pour la validation des modèles est imparfaite en raison du fait que l'absence de ces manœuvres peut indiquer que le conducteur ne réalise pas le changement de voie parce que les conditions dans la voie cible ne sont pas parfaites ou parce qu'il ne désire pas changer de voie.

2.2.1.2 Impacts macroscopiques

Plusieurs articles expliquent la chute de capacité et l'apparition des oscillations par l'impact des changements de voie, soit par l'impact d'une insertion dans la voie concernée, soit par l'impact d'un départ de la voie concernée.

Pour la manœuvre d'insertion, des études rapportent que les véhicules peuvent accepter un créneau d'insertion plus court que celui souhaité (Marczak, 2014). En effet, immédiatement après l'insertion, ils se relaxent progressivement pour revenir à l'espacement souhaité (selon la relation vitesse-espacement). Ceci est connu dans la littérature de trafic comme le processus de « relaxation » (Duret *et al.*, 2008; Leclercq *et al.*, 2016; Laval & Leclercq, 2008; Kim & Coifman, 2013). Cette relaxation est traduite par des vides entre les véhicules en aval de la tête de bouchon qui sont dites responsables de la chute de capacité.

De même, les véhicules suiveurs potentiels dans la voie cible peuvent anticiper la manœuvre d'insertion et permettent un long créneau (espacement de courtoisie). Le processus d'anticipation est significativement différent du processus de relaxation (Zheng *et al.*, 2013). Ces deux processus créent une perturbation dans le flux de circulation qui peut être récupérée progressivement dans le temps. Il s'agit donc du processus de décélération après un processus d'accélération qui peut conduire à l'apparition d'oscillations.

Plusieurs études confirment que les changements de voie augmentent la probabilité d'apparition de ce phénomène (Ahn & Cassidy, 2007; Leclercq *et al.*, 2016; Mauch & Cassidy, 2002; Oh & Yeo, 2015; Zheng *et al.*, 2011). En conséquence, les véhicules peuvent être confrontés à une accélération limitée dans le processus d'accélération et cela peut créer un long espacement devant eux. Les études (Coifman & Kim, 2011; Duret *et al.*, 2010; Leclercq *et al.*, 2016, 2011; Zheng *et al.*, 2013) expliquent que la chute de capacité est causée par accélération bornée après un événement d'insertion dans la voie concernée.

Également, la manœuvre de départ de la voie concernée conduit à un espacement très

long qui peut traduire la diminution de la chute de capacité (Coifman & Kim, 2011; Oh & Yeo, 2015).

2.2.2 Le comportement de poursuite

2.2.2.1 Observations

La poursuite est l'interaction longitudinale entre les véhicules circulant sur une même voie. Bien qu'il existe des modèles qui considèrent les effets de plusieurs véhicules précédents $(n-3, n-2, n-1)$ sur n (Lenz *et al.*, 1999), cette interaction est généralement simplifiée en considérant uniquement l'interaction entre un couple de véhicules (leader : $n-1$, suiveur : n) (Newell, 2002; Gipps, 1981; Tampère, 2004). Ainsi, le modèle décrit le comportement du véhicule suiveur en réponse uniquement à une action du véhicule précédent. L'équation simplificatrice de la poursuite peut être écrite de manière générique comme ci-dessous :

$$\dot{x_n}(t+\theta) = F(x_{n-1}(t); x_n(t)) \tag{2.1}$$

Où, $\dot{x_n}$: vitesse du véhicule n à l'instant $t+\theta$, θ : temps de réponse), x_{n-1} position du véhicule leader à l'instant t et x_n position du véhicule suiveur à l'instant t.

Le comportement de poursuite est en constante interaction avec le changement de voie. Par exemple, il y a des manœuvres de coopération dans la poursuite motivées par des interactions latérales. Ces manœuvres peuvent être observées de deux manières différentes :

— Dans le premier cas, un véhicule (sur la voie cible) peut ralentir pour augmenter l'espacement avec son leader et ainsi faciliter l'insertion (devant lui) du véhicule venant de l'autre voie.
— Dans le deuxième cas, le véhicule sur la voie cible peut accélérer pour augmenter l'espacement avec son suiveur. Ainsi, il offre un écart suffisamment long derrière lui pour permettre l'insertion du véhicule souhaitant s'insérer.

Nous remarquons que ces manœuvres de coopération dans la poursuite sont généralement observées plus particulièrement en périodes de concentration élevée de véhicules. Un véhicule qui change de voie peut s'insérer au milieu d'une paire de véhicules déjà établi sur la voie cible, créant ainsi deux nouvelles paires (voir Fig. 1.6 dans la section 1.2). Sur la voie cible, le véhicule suiveur potentiel est affecté par le véhicule qui s'insère devant lui. En effet, il peut adopter momentanément une conduite hors de l'équilibre (basée sur la relation espacement-vitesse)(Zheng *et al.*, 2013) ou peut rester dans l'état de déséquilibre, selon les caractéristiques de son nouveau leader (évolution des caractéristiques) (Chen *et al.*, 2012). L'article de revue de la littérature de (Saifuzzaman & Zheng, 2014) présente une liste des modèles représentatifs de poursuite disponibles. Ils sont classés en deux types :

— les modèles basés sur le raisonnement humain, et
— les modèles avec un point de vue d'ingénierie.

D'une part, les modèles basés sur le raisonnement humain (ou psychologiques) considèrent principalement le processus cognitif du conducteur dans la conduite. Dans la section 3 de l'article (Saifuzzaman & Zheng, 2014), ces facteurs humains sont listés en détail. Ces modèles considèrent le raisonnement des conducteurs pour adopter des stratégies de conduite permettant le confort et la sécurité. Dans le type de modèles avec un point de vue inspiré des comportements humains, on trouve des modèles basés sur : la définition d'un seuil de perception, la détermination d'un angle de vision et la considération du risque-distraction-erreur dans la conduite.

D'autre part, les modèles avec un point de vue d'ingénierie se basent sur la notion de stimulation-réponse pour modéliser le comportement d'un véhicule dans la poursuite. Par

exemple, des auteurs mentionnent qu'un véhicule suiveur pendant la circulation vise à minimiser la différence de vitesse ou d'espacement avec son leader (Tampère, 2004). Ces modèles supposent que chaque conducteur répond à un stimulus comme présenté par la relation suivante :

$$Reponse = stimulation * sensibilite$$

On note que l'équation précédente suppose que le conducteur suiveur observe et réagit aux petits changements de son véhicule leader. Donc, ces modèles sont formulés suivant des règles liées à la distance de sécurité (Gipps, 1981), ou à la vitesse optimale (Lenz *et al.*, 1999), ou à minimiser les différences de certaines variables par rapport à des valeurs-cibles (de vitesse, d'espacement, etc) (Tampère, 2004). De plus, ces modèles considèrent quelques facteurs humains dans leur formulation, tels que le temps de réaction, la vitesse souhaitée, l'accélération souhaitée, l'expérience de conduite, l'erreur, la perception, etc (pour plus de détails, voir la table 2 de (Saifuzzaman & Zheng, 2014)).

La plupart des modèles de poursuite sont déterministes même s'ils sont du type psychologique ou ajoutent des propriétés cognitives liés au conducteur (Saifuzzaman & Zheng, 2014). Ces modèles ont montré des limitations pour reproduire correctement les observations macroscopiques du trafic (p.ex. le développement des oscillations, la distribution de la capacité, l'apparition de la chute de capacité, etc) (Yeo & Skabardonis, 2009; Tian *et al.*, 2019; Treiber & Kesting, 2013). Ainsi, au cours des dernières années, plusieurs auteurs se sont concentrés sur la modélisation stochastique de la poursuite afin de mieux se rapprocher de la réalité du comportement et donc expliquer ces phénomènes (Xu & Laval, 2019; Ngoduy *et al.*, 2019; Treiber & Kesting, 2017; Yuan *et al.*, 2019).

Par exemple, des études proposent des modèles de poursuite stochastiques du type « standard Brownian motion » (Laval *et al.*, 2014; Xu & Laval, 2019) and « geometric Brownian motion » (Yuan *et al.*, 2019) introduisant un bruit blanc dans les modèles déterministes. De même, (Ngoduy *et al.*, 2019; Treiber & Kesting, 2017) proposent un modèle stochastique définissant l'accélération de manière aléatoire en fonction du temps. Ils associent une partie déterministe (définie par un modèle déterministe) et une partie stochastique. Un modèle stochastique similaire est proposé par (Tian *et al.*, 2019). D'une manière différente, l'étude faite par (Meng *et al.*, 2021) définit des distributions des paramètres du modèle, qui varient (moyenne et écart-type) en fonction des variables de trafic (p.ex. la vitesse, la différence de vitesse et l'espacement). De même, (Kendziorra *et al.*, 2016) propose un modèle stochastique en définissant des distributions d'accélération qui changent de forme en fonction des valeurs des variables microscopiques (la vitesse, la différence de vitesse et le créneau).

Compte tenu de ce qui précède, on note que ces modèles de poursuite prennent en compte la nature stochastique du comportement de deux manières : par l'inclusion d'une composante aléatoire (généralement, un bruit blanc) ou par la distribution des paramètres du modèle en fonction du temps (ou des conditions de trafic). Cela est connu comme l'incertitude du modèle même (liée à sa nature) et l'incertitude paramétrique (variabilité des paramètres), consécutivement. Il existe un troisième type d'incertitude appelée non-paramétrique, liée aux variables du modèle (par ex. caractéristiques de la voie, conditions du trafic, stratégies de contrôle ou bruit des données) (Wagner *et al.*, 2016; Punzo *et al.*, 2021).

Bien que le comportement de poursuite relaxe un peu les effets stochastiques de la conduite, la difficulté de son traitement dans les processus de calage et de validation pourrait être comparable avec celle du changement de voie (Wagner *et al.*, 2016; Ossen, 2008; Punzo *et al.*, 2021). Par exemple, (Wagner *et al.*, 2016) révèlent que, pour le calage d'une trajectoire synthétique, les paramètres des modèles stochastiques de poursuite (n'importe le type) ne peuvent pas être estimés correctement, même si l'ajustement est de très bonne qualité.

2.2.2.2 Modèles de poursuite

Nous avons mentionné précédemment quelques types de modèles de poursuite, trouvés dans la littérature, qui se basent sur différentes règles de conduite pour leur formulation. Ces règles sont généralement représentées par des variables telles que la différence de vitesse souhaitée, ou la distance inter-véhiculaire de sécurité, ou la vitesse optimale. De même, ces modèles peuvent considérer des paramètres avec du sens physique en représentant les caractéristiques liées au conducteur, et/ou à la voiture, ou la nature stochastique de la conduite ; ainsi que considérer des paramètres sans sens physique (Saifuzzaman & Zheng, 2014).

Il est évident que chaque modèle est basé sur différentes considérations et établit sa propre loi de modélisation du comportement de poursuite. En effet, un ensemble des modèles significativement différents peuvent représenter les différents styles de conduite observés dans le trafic routier (Ossen & Hoogendoorn, 2011).

Dans cette section, nous allons présenter trois modèles de poursuite sélectionnés dans cette thèse pour expliquer en simulation, par une approche microscopique, quelques unes des observations macroscopiques du trafic. Notre objectif est d'avoir des modèles comparables, mais présentant des caractéristiques complémentaires. Par exemple, pour l'étude de l'impact de la résolution numérique, nous avons retenu les modèles de (Newell, 2002) et de (Tampère, 2004) parce que leurs natures sont similaires, mais qu'ils ont une formulation différente. En revanche, pour une étude comparative de la phénoménologie, le modèle de (Gipps, 1981) est retenu parce que sa nature et sa formulation sont considérablement différents des modèles mentionnés précédemment. De plus, pour le choix, on a aussi considéré :

- La faible quantité de paramètres, d'interprétation facile, mesurables et avec sens physique,
- La liaison des paramètres avec les paramètres du diagramme fondamental,
- La performance du modèle rapportée par des études,
- La capacité des modèles à reproduire le trafic stable dans des scénarios différents,
- La capacité des modèles à intégrer la variabilité individuelle des caractéristiques.

Pour chacun des trois modèles sélectionnés, les parties suivantes présentent leur formulation et leurs paramètres.

Le modèle de (Newell, 2002)
Ce modèle de poursuite est largement utilisé dans la théorie du trafic en raison de sa simplicité (Laval *et al.*, 2014; Jabari *et al.*, 2014; Han & Ahn, 2018) et parce qu'il permet une solution exacte du modèle macroscopique (Lighthill & Whitham, 1955; Richards, 1956) (LWR). Le modèle de (Newell, 2002) ne considère que trois paramètres : le temps de propagation des ondes de sur-congestion ($\tau = 1/W \cdot K_{max}$), l'espacement à l'arrêt (δ_0) et la vitesse maximale souhaitée (u). Malgré cette simplicité, les études montrent qu'il est capable de reproduire très bien l'écoulement du trafic (Daganzo, C.F., 1995; Leclercq, 2009).

Ce modèle considère que la trajectoire du véhicule suiveur, dans le régime de poursuite, est uniquement la translation dans l'espace (δ_0) et dans le temps (τ) de la trajectoire de son véhicule leader (voir la Fig. 2.3). L´hypothèse la plus remarquable du modèle est que les accélérations et des décélérations sont considérées comme infinies. Ceci signifie que le modèle accepte des changements forts de vitesse de manière instantanée. (Newell, 2002) considère aussi que la variabilité des caractéristiques parmi les voitures/conducteurs peut être négligée donc tous les véhicules sont considérés comme identiques (l'homogénéité). Le modèle de (Newell, 2002) est formulé en termes de position et il est représenté par l'équation 2.2 :

$$x^n(t-\tau) = \min \left[\underbrace{x^{n-1}(t) - \delta_0}_{\text{Régime congestionné}} \; ; \; \underbrace{x^n(t) + \tau \cdot u_f}_{\text{Régime fluide}} \right] \tag{2.2}$$

Cette définition concerne les régimes de circulation congestionné et fluide (voir l'équation 2.2). Dans le régime congestionné, le véhicule n devient un suiveur et il est gouverné par la loi de poursuite. En revanche, dans le régime de circulation fluide, le véhicule n conduit à la vitesse souhaitée (ou vitesse libre u_f). Il faut remarquer que la considération d'homogénéité est traduite par la définition de paramètres identiques pour tous les véhicules et constants pendant le temps.

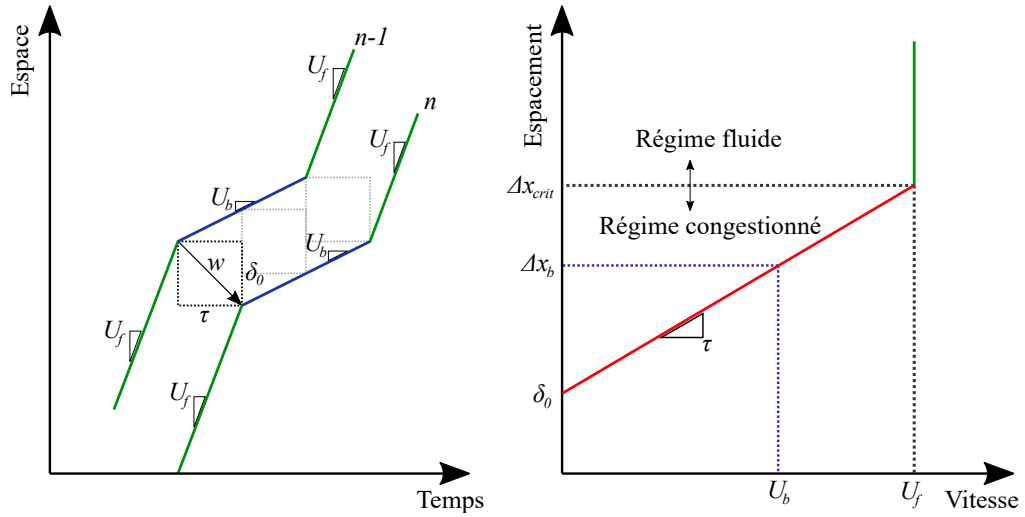


FIG. 2.3 – *Explication du modèle de Newell (Newell, 2002) : à gauche, représentation spatio-temporelle du calcul de la trajectoire du suiveur par translation de celle du leader ; à droite relation espacement-vitesse.*

Comte tenu de ce qui précède, cette formulation établit une loi fondamentale de poursuite appelée dans cette thèse la loi fondamentale de Newell (voir en détail dans l'article (Newell, 2002)). Elle est définie par la relation linéaire entre l'espacement et la vitesse du véhicule suiveur lorsque cette vitesse est inférieure à la vitesse libre (voir Fig. 2.3.b). On note que, si la vitesse du véhicule est nulle (le véhicule suiveur arrêté) l'espacement correspond au paramètre (δ_0). Ainsi que, le facteur de relation entre les deux variables est le paramètre τ (voir la pente de la ligne rouge). Cette relation est écrite ci-dessous :

$$\Delta x^n(t) = \delta_0 + \tau \cdot \dot{x}^n(t), \; \dot{x}^n(t) < U_f \tag{2.3}$$

De nombreuses études se basent sur la loi de Newell pour expliquer des phénomènes du trafic (par ex. l'hystérésis, l'apparition des oscillations) en considérant que cette loi représente l'état d'équilibre du comportement de poursuite (Chen *et al.*, 2014; Ahn *et al.*, 2013). Il convient de mentionner que cette relation est traduite, au niveau macroscopique, par le diagramme fondamental triangulaire.

La version du modèle de (Newell, 2002) présentée par (Jabari et al., 2014)
Basée sur la loi fondamentale de Newell présentée précédemment, (Jabari *et al.*, 2014) proposent un modèle de poursuite stochastique pour expliquer les observations à l'échelle macroscopique. Grâce à une étude empirique, (Jabari *et al.*, 2014) mettent en évidence que l'approche stochastique dans ce modèle peut être définie comme la variabilité inter-individuelle des caractéristiques liées à chaque véhicule (par ex. τ^n, δ_0^n, u_f^n). Par conséquent, cela permet de reproduire les variations des variables macroscopiques (p.ex. la vitesse, la concentration,

le débit). Les auteurs (Jabari *et al.*, 2014) supposent que les paramètres du modèle de Newell peuvent être considérés comme les caractéristiques représentatives d'une population de véhicules. C'est-à-dire, les paramètres τ^n, δ_0^n, u_f^n peuvent être définis comme les moyennes statistiques des caractéristiques de tous les véhicules N, comme il décrit par les équations ci-dessous. Dans la Fig. 2.4, nous représentons la relation espacement-vitesse de (Newell, 2002) comme la droite moyenne d'un ensemble des possibles droites qui peuvent être observées expérimentalement.

$$\tau^{Newell} = \bar{\tau} = 1/N \cdot \sum_{n=1}^{N} \tau^n$$
$$\delta_0^{Newell} = \bar{\delta_0} = 1/N \cdot \sum_{n=1}^{N} \delta_0^n$$
$$u_f^{Newell} = \bar{u_f} = 1/N \cdot \sum_{n=1}^{N} u_f^n$$

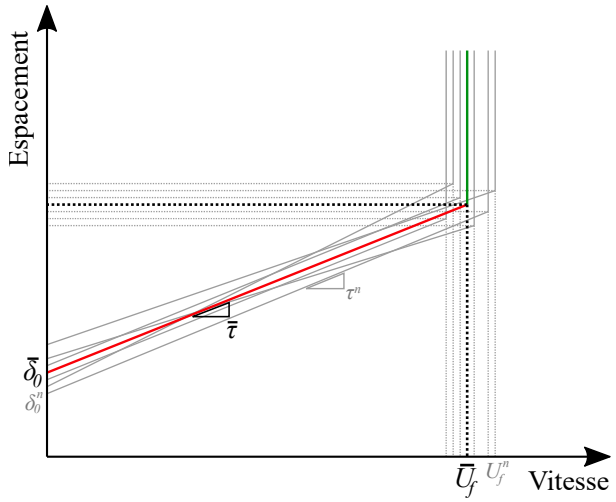


FIG. 2.4 – *Représentation de la relation espacement-vitesse du modèle de Newell avec prise en compte de la variabilité des paramètres (d'après (Jabari et al., 2014)).*

Compte tenu de ce qui précède, (Jabari *et al.*, 2014) confirment que les caractéristiques des véhicules dans une population donnée sont tirées indépendamment des distributions propres à chaque paramètre. Cela veut dire que chaque conducteur est représenté de manière individuelle par ses propres paramètres de conduite (sa propre relation vitesse - espacement linéaire). Pour cette raison, ces paramètres peuvent être traités comme des variables aléatoires indépendantes réparties sur la population de véhicules. Ces auteurs affirment que les propriétés du modèle sont valables pour toutes les distributions des paramètres correctement définies, c'est-à-dire, en garantissant des valeurs logiques et cohérentes de chaque paramètre. La version de (Jabari *et al.*, 2014) du modèle de Newell est présentée par l´équation 2.4, ci-dessous :

$$\dot{x}_n(t) = \min \Big[\underbrace{(\Delta x^{n-1,n}(t) - \bar{\delta}_0^n)/\bar{\tau}^n}_{\text{Régime congestionné}}; \quad \underbrace{\bar{u_f}^n}_{\text{Régime fluide}} \Big]; \tag{2.4}$$

$t = \{0, 1, 2, ...\} \cdot \bar{\tau}^n$
On peut noter que cette version est formulée en termes de la vitesse et les moyennes $\bar{\tau}^n$, $\bar{\delta}_0^n$, $\bar{u}_f^n$ représentent les distributions indépendantes des paramètres du modèle.

Paramètres	Description	Unités
τ^n_{Newell}	temps minimal de propagation des ondes de sur-congestion	s
δ^n_0	espacement à l'arrêt de n	m
u^n_f	vitesse maximale souhaitée de n	m/s
a^n	accélération souhaitée de n	m/s^2
Variables		
$\dot{x}_n(t)$	vitesse instantanée de n	m/s
$\Delta x^{n-1,n}(t)$	espacement entre $n-1$ et n a l'instant	m

TAB. 2.1 – *Paramètres et variables du modèle de Newell modifié (version (Jabari et al., 2014))*

Par ailleurs, dans cette thèse, nous étudierons l'hypothèse selon laquelle l'accélération serait un facteur explicatif de la chute de capacité. Cela sera présenté en détail dans la partie suivante et analysé dans la partie 3.3.4. Ainsi, tenant compte que le modèle de Newell considère des accélérations infinies, on va introduire un quatrième paramètre lié à la limitation de l'accélération du véhicule suiveur (a^n). L'équation modifiée du modèle est présentée ci-dessous :

$$\dot{x}_n(t) = \min \Bigg[\underbrace{\min \Big\{ (\Delta x^{n-1,n}(t) - \delta^n_0)/\tau^n_{Newell} \; ; \; \dot{x}_n(t - \tau^n_{Newell}) + a^n \cdot \tau^n_{Newell} \Big\}}_{\text{Régime congestionné}} ; \; \underbrace{u^n_f}_{\text{Régime fluide}} \Bigg] \tag{2.5}$$

Où, $t = \{0, 1, 2, ...\} \cdot \tau^n_{Newell}$

Les paramètres et les variables du modèle de (Newell, 2002) modifié (version (Jabari *et al.*, 2014)) sont synthétisés dans le tableau 2.1. Il faut remarquer que dans l'équation 2.5, on ne considère pas la décélération finie. Dans le cadre de cette thèse, nous appellerons cette équation, par facilité de langage, le modèle de Newell.

Soulignons que dans le modèle de Newell le temps de réponse (θ^n) de l'équation 2.1 est considéré égal au temps de réaction (τ^n), et tous deux sont désignés par τ^n_{Newell} (Newell, 2002).

Le modèle de (Tampère, 2004)

Ce modèle est dérivé du modèle de (Helly, 1959), lequel considère que :

— le véhicule suiveur (dans le comportement de poursuite) vise à synchroniser sa vitesse avec la vitesse du véhicule leader.
— le véhicule suiveur (dans le comportement de poursuite) vise à atteindre un espacement souhaité avec son leader.

Dans ces modèles, la définition de l'espacement souhaité n'est pas liée à une distance de sécurité (Saifuzzaman & Zheng, 2014). Cela signifie que le modèle ne considère pas la prévention de collision en cas de décélération brutale du leader. Néanmoins, des études rapportent des résultats positifs sur l'efficacité de ces modèles pour reproduire les comportements individuels des véhicules (Ossen & Hoogendoorn, 2011; Yang *et al.*, 2017). Par exemple, (Ossen & Hoogendoorn, 2011) mettent en évidence que le modèle de (Tampère, 2004) a été le plus performant, parmi un ensemble de huit modèles de poursuite testés, dans le calage de 437

Paramètres	Description	Unités
τ^n	temps de réaction de n	s
γ^n	pente de la relation entre l'espacement et la vitesse adoptée par n	s
δ_0^n	espacement à l'arrêt de n	m
u_f^n	vitesse maximale souhaitée de n	m/s
c_1	Sensibilité à la différence de vitesse entre $n-1$ et n	s^{-1}
c_2	Sensibilité à la différence entre l'espacement réel et le souhaité $n-1$ et n	s^{-2}
c_3	Sensibilité à la différence entre la vitesse instantanée et la souhaitée $n-1$ et n	s^{-1}
Variables		
$\ddot{x}_n(t+\tau^n)$	accélération instantanée de n	m/s^2
$\dot{x}^n(t))$	vitesse instantanée de n	m/s
$\Delta\dot{x}^{n-1,n}(t)$	Différence de vitesse entre $n-1$ et n a l'instant t	m/s
$\Delta x^{n-1,n}(t)$	espacement observé entre $n-1$ et n a l'instant t	m
$\Delta x_{op}^n(t)$	espacement souhaité	m

TAB. 2.2 – *Paramètres et variables du modèle de (Tampère, 2004)*

trajectoires des véhicules légers et lourds.

Le modèle de (Tampère, 2004) calcule l'accélération du véhicule suiveur comme celle qui minimise :

— la différence de vitesse avec son leader et la différence d'espacement (entre l'espacement réel et le souhaité), ou
— la différence entre la vitesse réelle et la vitesse souhaitée (ou vitesse libre) (si la conduite est dans le régime libre).

$$\ddot{x}_n(t+\tau^n) = \min\left[\underbrace{c_1\cdot\Delta\dot{x}^{n-1,n}(t)+c_2\cdot(\Delta x^{n-1,n}(t)-\Delta x_{op}^n(t))}_{\text{Régime congestionné}}\ ;\ \underbrace{c_3\cdot(u_f^n-\dot{x}^n(t))}_{\text{Régime fluide}}\right] \quad (2.6)$$

où,

$$\Delta x_{op}^n(t) = \delta_0^n + \gamma^n\cdot\dot{x}^n(t) \quad (2.7)$$

Les variables et les paramètres du modèle sont synthétisés dans le tableau 2.2. Nous constatons que la nature du modèle de (Tampère, 2004) est liée à à celle du modèle de (Newell, 2002). On vérifiera plus tard en simulation, dans la section 2.2, que les deux modèles reproduisent un diagramme fondamental triangulaire très similaire (voir la Fig. 3.7).

D'ailleurs, on note que le modèle de (Tampère, 2004) contient la loi fondamentale de Newell. Si on observe l'équation 2.7, la définition de l'espacement souhaité ($\Delta x_{op}^n(t)$) correspond exactement à la loi fondamentale de Newell qui définit une fonction linéaire entre l'espacement et la vitesse instantanée du véhicule suiveur (voir l'équation 2.3 représentée par la Fig. 2.3.b).

En comparant ces équations, nous conclurons que τ^n est égal à γ^n de manière triviale. Il faut remarquer aussi que, au contraire du modèle de Newell, le modèle de Tampere considère deux paramètres de temps différents :

Paramètres	Description	Unités
τ^n_{Gipps}	temps de réaction de n	s
δ^n_0	espacement à l'arrêt de n	m
u^n_f	vitesse maximale souhaitée de n	m/s
a^n	accélération souhaitée de n	m/s^2
b^n	décélération souhaitée de n	m/s^2
$\hat{b}$	décélération de $n-1$ estimée par n	m/s^2
Variables		
$\dot{x}^n(t))$	vitesse instantanée de n	m/s
$\Delta x^{n-1,n}(t)$	espacement entre $n-1$ et n a l'instant t	m

TAB. 2.3 – *Paramètres et variables du modèle de (Gipps, 1981)*

— le paramètre τ^n, tel que le temps de réponse θ^n de l'équation 2.1 (similaire aux considérations de plusieurs modèles (Newell, 2002; Gipps, 1981; Helly, 1959)), défini explicitement dans l'équation, et
— le paramètre γ^n, tel que le temps minimal de propagation des ondes de sur-congestion (pente de la loi de Newell représentée dans la Fig. 2.3.b) (similaire au temps de réaction du modèle (Newell, 2002)), défini implicitement dans l'équation.

Le modèle de (Gipps, 1981)
Le modèle se base sur la distance de sécurité ou sur la prévention de la collision entre deux véhicules (Saifuzzaman & Zheng, 2014). Ce modèle suppose que le véhicule suiveur estime sa vitesse de manière à pouvoir s'arrêter sans collision suite à l'éventuelle décélération brutale du véhicule leader. Cela permet une transition progressive entre les différents états de trafic. Le modèle considère les régimes congestionné et fluide, représentés par l'équation 2.8, ci-dessous :

$$\dot{x}_n(t+\tau^n_{Gipps}) = \min \begin{cases} \underbrace{b^n \cdot \tau^n_{Gipps} + \sqrt{(b^n \cdot \tau^n_{Gipps})^2 - b^n \cdot [2 \cdot (\Delta x^{n-1,n}(t) - \delta^n_0) - \dot{x}_n(t) \cdot (\tau^n_{Gipps} - \dot{x}_n(t)^2/\hat{b}]}}_{\text{Régime congestionné}} \\ \underbrace{\dot{x}_n(t) + 2.5 \cdot a^n \cdot \tau^n_{Gipps} \cdot (1 - \dot{x}_n(t)/u^n_f) \times \sqrt{0.025 + \dot{x}_n(t)/u^n_f}}_{\text{Régime fluide}} \end{cases} \quad (2.8)$$

Les variables et les paramètres du modèle sont synthétisés dans le tableau 2.3. Dans l'équation 2.8, on peut observer que presque tous les paramètres du modèle ont un sens physique et peuvent être mesurés directement à partir du calage des trajectoires individuelles (sauf $\widehat{b}$). L'estimation du paramètre $\widehat{b}$ exige des données supplémentaires du type «cognitif » parce qu'il est lié aux facteurs humains tel que la perception du conducteur (Sun & Elefteriadou, 2011). En effet, dans cette étude, nous considérerons une valeur approximative de $\widehat{b}$, en nous basant sur des études précédentes. Nous remarquons que la formulation du modèle de (Gipps, 1981) contient tous les paramètres du modèle de (Newell, 2002) (τ^n, δ^n_0, u^n_f).

Pour conclure, nous soulignons que les trois modèles retenus ici dans leur formulation désignent la nomenclature τ pour représenter θ de l'équation simplificatrice de la poursuite (comparer les équations 2.5, 2.8 et 2.6 avec l'équation 2.1). Cependant, nous remarquons que

les modèles de Newell et de Gipps considèrent $\theta = \tau$ (temps de réponse égal au temps de réaction), mais le modèle de Tampere confond juste la nomenclature (τ : temps de réponse et différent de γ : temps de réaction). Cette remarque prendra d'importance dans la section 3.3.

2.2.2.3 Impacts macroscopiques

Plusieurs caractéristiques du comportement de poursuite peuvent expliquer les phénomènes macroscopiques. On détaille ci-dessous une liste de caractéristiques trouvées dans la littérature.

Le bruit blanc dans l'accélération
C'est un bruit aléatoire sur l'accélération qui reproduit la limitation de concentration du conducteur pour maintenir une vitesse constante (partie stochastique de la poursuite).

Certains articles considèrent le bruit blanc en accélération comme la meilleure approche pour représenter les erreurs humaines qui sont responsables des instabilités de circulation totalement indépendantes de la nature instable des modèles de poursuite (Laval *et al.*, 2014; Ngoduy *et al.*, 2019; Treiber & Kesting, 2017; Yuan *et al.*, 2019; Tian *et al.*, 2019). Ils introduisent le bruit d'accélération dans les modèles de poursuite pour expliquer les phénomènes macroscopiques observés. Par exemple, cette analyse est envisagée pour expliquer les oscillations observées en l'absence des changements de voie.

(Treiber & Kesting, 2017) considèrent un bruit blanc sur l'accélération dans trois modèles différents de poursuite : Intelligent Driver Model, Parsimonious car following model and Full Velocity Difference Model. Dans cette étude, le bruit est uniforme car il est indépendant du temps et aussi des caractéristiques des véhicules. Tout d'abord, l'étude met en évidence que les trois modèles conduisent aux mêmes conclusions générales. Dans leur étude, les auteurs observent que le bruit sur l'accélération conduit à un écart-type de la vitesse supérieur aux observations. De plus, les simulations montrent que l'amplitude des faibles fluctuations peut augmenter fortement pour provoquer des oscillations. De même, à partir de résultats de simulation, l'article de (Laval *et al.*, 2014) affirme que l'impact du bruit d'accélération est important, mais il augmente avec les variations des caractéristiques géométriques de la voie (par ex. une pente montante). Cela provoque des têtes de bouchon, mais aussi favorise la croissance des oscillations.

Les instabilités de conduite
L'étude de Treiber & Kesting (2017) rapporte des résultats similaires (activation de la tête de bouchon et apparition des oscillations) à cause du bruit d'accélération et des instabilités de conduite générées par des hétérogénéités de la voie. En effet, les différences des caractéristiques des véhicules (par exemple, accélération maximale, temps de réaction, etc.) peuvent être accentuées par les particularités de la voie. Cela peut également, sans changement de voie, générer des oscillations spontanées. Par exemple, une réponse agressive à la perception du conducteur face à la pente montante peut aboutir à la propagation des oscillations en amont (Chen *et al.*, 2014).

(Laval & Leclercq, 2010) proposent un modèle de poursuite (en considérant une pente montante et une seule voie) pour analyser le mécanisme qui déclenche les oscillations périodiques. Avec des paramètres réels du trafic observé sur le site US-101 (des données NGSIM), les résultats de la simulation expliquent l'apparition des oscillations comme la conséquence des réactions hétérogènes du conducteur aux ondes de décélération.

Plus tard, l'étude de (Zheng *et al.*, 2011) quantifie le nombre d'oscillations observées dans deux sites différents, I-80 et US-101 des données NGSIM. Les résultats montrent que les

oscillations peuvent être générées par divers facteurs liés aux caractéristiques du site. Sur le premier site (zone d'entrecroisement), la plupart des oscillations ont été provoquées par des changements de voie. Par contre, sur l'autre site (zone de pente montante), 66 % des oscillations observées étaient causées par des perturbations longitudinales de la conduite dues à l'hétérogénéité de la route qui affecte la perception du conducteur.

De même, (Goni Ros *et al.*, 2013) montrent que les oscillations en amont d'un « sag » à Tokyo (Japon) sont créées par des instabilités spontanées du comportement longitudinal dans la plupart des cas. Sur la base de ces découvertes, les auteurs montrent que la réduction de capacité est due à l´évolution des paramètres de la poursuite provoqués par l'hétérogénéité de la route. En effet, l'impact sur la dynamique du trafic dépend des caractéristiques du « sag ». Par exemple, l'angle de déclivité peut impacter fortement sur l'apparition de la congestion ainsi que sur la quantité et l'amplitude des oscillations (Kaur & Sharma, 2018).

La distribution de l'accélération maximale

Dans le processus d'accélération des véhicules un espacement long peut être créé entre deux véhicules successifs si l'accélération du suiveur est inférieure à celle du leader. Compte tenu de cela, la variabilité de l'accélération peut aider à comprendre les observations macroscopiques. Donc, l'article de (Yuan *et al.*, 2017b) propose une distribution uniforme de l'accélération qui explique la chute de capacité à partir du modèle de (Newell, 2002). Grâce à une étude analytique, les auteurs révèlent que la distribution de l'accélération diminue le débit de décharge de la tête de bouchon. Il montre que si l'écart-type de la distribution d'accélération augmente, le flux de décharge est plus faible. Cependant, ces résultats ne sont pas complètement représentatifs des observations empiriques.

L'intra-variabilité

L'intra-variablité est peut-être la répresentation plus claire de la stochasticité. Cela veut dire que les paramètres d'un même conducteur peuvent varier au cours du temps, c'est ce que nous appellerons ici l'intra-variabilité au sens où elle est interne à un conducteur (Meng *et al.*, 2021; Kendziorra *et al.*, 2016; Chen *et al.*, 2012).

(Yuan *et al.*, 2017b) considèrent l'évolution du temps de réaction au cours du processus d'accélération (en aval de la tête de bouchon) qui dépend du niveau de congestion. Cela signifie qu'il existe une relation décroissante entre le temps de réaction et la vitesse en congestion. Les résultats numériques expliquent que la variation des caractéristiques intra-véhicule favorise une relation forte entre la vitesse de congestion et le débit de décharge, comme les observations empiriques le révèlent. Cela veut dire que le débit de décharge (en aval de la tête de bouchon) diminue conforme la vitesse de congestion est plus faible.

L'article de (Yuan *et al.*, 2017b) introduit la notion d'intra-variabilité pour expliquer l'amplitude de la chute de capacité. Cela signifie que les véhicules modifient leurs caractéristiques de conduite en fonction des conditions de circulation. Les auteurs constatent que les véhicules augmentent leur espacement juste après avoir traversé une oscillation (Chen *et al.*, 2014; Yuan *et al.*, 2017b). Cette affirmation est basée sur les effets importants qu'ont les oscillations sur le comportement d'un conducteur. Par exemple, les conducteurs agressifs sont moins agressifs après le franchissement d'une oscillation, c'est-à-dire, ils tendent à adopter des temps de réponse plus longs (Zheng *et al.*, 2011; Chen *et al.*, 2012).

En conséquence, la réduction du débit en aval de la tête de bouchon est observée même en l'absence de changements de voie (Yuan *et al.*, 2017b). De même, l'article de (Chen *et al.*, 2014) s'intéresse à la périodicité des oscillations et constate que les réactions des conducteurs dans la tête de bouchon ont un impact significatif sur la chute de capacité. De plus, l'amplitude de l'oscillation pourrait influencer les valeurs d'accélération/décélération, le niveau d'hystérésis et donc le débit de décharge (Chen & Ahn, 2018; Oh & Yeo, 2015).

Dans une approche de modélisation, (Zhang & Kim, 2005) proposent un modèle de poursuite pour expliquer la chute de capacité en prenant en compte les différentes conditions de conduite. Il considère que les véhicules suiveurs adaptent leur vitesse en fonction de l'espacement et du temps inter-véhiculaire ("time headway" défini dans la partie 1.2.2.2) devant eux. Le temps inter-véhiculaire souhaité est défini en fonction de l'espacement, mais aussi des conditions de circulation. Ils ont trouvé des diagrammes fondamentaux cohérents à partir de plusieurs lois d'espacement-vitesse et des conditions différentes du trafic. Cependant, ces résultats n'ont pas été validés par des observations empiriques. En revanche, ils jettent un regard sur les relations espacement-vitesse que les véhicules pourraient adopter en fonction des caractéristiques individuelles et leur impact sur la forme du diagramme fondamental.

La variabilité inter-individuelle

La variabilité inter-individuelle (ou inter-variabilité) explique la différence des caractéristiques des véhicules d'une population donnée (voir dans la section 5.2). Cela est connu comme l'inter-variabilité et elle est indépendante des conditions de trafic (Chiabaut *et al.*, 2010).

Plusieurs articles mentionnent la distribution du temps de réaction et de la distance minimale comme une manière de représenter l'inter-variabilité Chen *et al.* (2012); Han & Ahn (2018); Laval & Leclercq (2010); Ossen & Hoogendoorn (2007); Yang *et al.* (2017); Xu & Laval (2020). À partir de trajectoires empiriques, des études (Ossen & Hoogendoorn, 2011, 2007) ont mis en évidence la nature distribuée des paramètres dans différents modèles de poursuite. Ils proposent que l'inter-variabilité puisse être classée en deux types : i) par le style de conduite (reproduit par la différence entre les modèles de poursuite) et, ii) par la variabilité des caractéristiques interindividuelles (prise en compte par la distribution de paramètres d'un même modèle).

L'étude de (Ossen & Hoogendoorn, 2007) se concentre sur l'analyse de l'inter-variabilité pour reproduire la stabilité du trafic par simulation. En comparant des pelotons hétérogènes (mélange des différents modèles avec et sans la distribution de ces paramètres) et homogènes, les résultats de la simulation montrent que la variabilité des paramètres a un impact significatif sur la stabilité du peloton circulant en poursuite. Cela signifie que les perturbations se propagent rapidement et peuvent augmenter leur amplitude d'un véhicule à l'autre. En effet, la figure 3 dans l'article (Ossen & Hoogendoorn, 2007) montre que la congestion apparaît plus tôt avec des vitesses plus faibles lorsque les paramètres de la poursuite sont distribués. La variabilité des réponses à la perturbation peut révéler le mécanisme probabiliste d'apparition de la congestion aux têtes de bouchon (Ossen & Hoogendoorn, 2011; Yang *et al.*, 2017).

(Yang *et al.*, 2017) considèrent que certains des véhicules suiveurs ne sont pas influencés par les changements de conduite inaperçus (décélération) de leurs leaders en amont d'un « sag » . Pour modéliser ce phénomène, ils évaluent différentes distributions de paramètres de poursuite et proposent une simulation microscopique. Les résultats expliquent que la probabilité d'occurrence de la congestion augmente avec la demande de trafic. Cependant, la fonction de distribution cumulative estimée n'est pas similaire à celle observée empiriquement. Pour expliquer ce résultat, les auteurs présument qu'il y a une possible corrélation entre certains paramètres du modèle de poursuite.

Dans le même esprit, (Han & Ahn, 2018) proposent un modèle stochastique pour reproduire les mécanismes d'apparition d'état congestionné sur les convergents autoroutiers. Une approche bayésienne est développée pour estimer la probabilité d'installation de la congestion en utilisant des paramètres individuels (par ex. temps-inter-véhiculaire, distance minimale, temps de réaction, accélération). Les résultats analytiques montrent que la proba-

bilité d'avoir la congestion augmente à cause de la réponse tardive des conducteurs (valeurs élevées du temps de réaction) et de l'écart-type élevé de la distribution du temps inter-véhiculaire. Cependant, l'écart-type du temps de réaction n'a aucun impact sur la courbe de probabilité.

Explication microscopique		Caractéristiques macroscopiques du flux de trafic dans la congestion		
		Distribution de la capacité	Chute de capacité	Oscillations Oscillations
Le changement de voie	Manœuvre d'insertion		*(Oh & Yeo, 2015), (Zheng et al., 2013), (Coifman & Kim, 2011),* **(Leclercq et al., 2011), (Duret et al., 2010), (Leclercq et al., 2016)**	*(Oh & Yeo, 2015), (Ahn & Cassidy, 2007), (Mauch & Cassidy, 2004),* (Zheng et al., 2011)
	Manœuvre de sortie		*(Oh & Yeo, 2015), (Coifman & Kim, 2011)*	
La poursuite	L'inter-variabilité	**(Han & Ahn, 2018)**, (Yang et al., 2017)		(Ossen & Hoogendoorn, 2007), (Laval & Leclercq, 2010)
	L'intra-variabilité		**(Yuan et al., 2017), (Calvert et al., 2018), (Zhang & Kim., 2005)** (Chen et al.,2014)	
	Le bruit blanc dans l'accélération		**(Yuan et al., 2019), (Xu & Laval, 2019)**, (Xu & Laval, 2020)	**(Treiber & Kesting, 2017), (Xu & Laval, 2019), (Ngoduy et al., 2019)**, (Xu & Laval, 2020), (Laval et al., 2014)
	Distribution de l'accélération		**(Yuan et al., 2017)**	**(Treiber et al., 2007)**
	Les instabilités de conduite maximale		*(Goni Ros et al., 2013)*	**(Treiber & Kesting, 2017)**, (Zheng et al., 2011)

TAB. 2.4 – *Classification de la littérature associant chacune des caractéristiques macroscopiques du trafic observées dans la congestion et le comportement microscopique. Selon l'approche de chaque article, un code couleur est appliqué : italic text : article basé sur l'observation ;* ***bold*** *text : article basé sur la modélisation/la simulation ; blue text : les deux.*

Chapitre 3

Modélisation de la variabilité inter-individuelle en simulation

3.1 Hypothèses de recherche et méthodologie

Nous avons vu dans le chapitre 2 que les observations macroscopiques sont expliquées par l'émergence d'effets collectifs issus des interactions microscopiques. Ces interactions sont représentées par deux comportements principaux des véhicules à l'échelle microscopique : le changement de voie et la poursuite. Cependant, il y un débat entre les auteurs de la communauté de recherche pour définir quel est le comportement qui explique le mieux ces phénomènes observés. Nous considérons que parvenir à un consensus est évidemment difficile car les effets cumulatifs de ces deux comportements jouent un rôle très important dans les explications de ces observations macroscopiques.

Notre objectif ici n'est pas de proposer une solution définitive et complète au débat existant. En revanche, on considère que l'explication complète des phénomènes, avant d'être donnée dans son intégralité, doit comprendre plusieurs étapes. Cela implique l'exploration progressive des différentes interactions et l'analyse de leurs effets de manière individuelle puis collective.

Compte tenu de ce qui précède et de la conclusion du chapitre 2, nous nous concentrons sur l'étude des interactions longitudinales sans ignorer les effets des autres interactions (par ex. latérales ou la combinaison entre eux). Notre hypothèse de recherche est :

La variabilité inter-individuelle des véhicules dans le comportement de poursuite pure peut expliquer une partie des phénomènes macroscopiques.

Ici, cette variabilité sera présentée par la distribution de certains paramètres de la poursuite. Dans cette thèse, on s'intéresse à déterminer l'impact de la variabilité des paramètres de la poursuite sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité, mentionnés comme phénomènes importants du trafic. En effet, on choisit les paramètres tels que le temps de réaction (τ^n), la distance à l'arrêt (δ_0^n) et l'accélération maximale souhaitée (a^n) (présentés dans les tableaux 2.1 et 2.3) car :

- ils sont mentionnés comme importants dans l'explication des phénomènes (voir la section 2.3) ;
- τ^n et δ_0^n ont un lien direct avec le diagramme fondamental (voir plus loin) ;
- Ces paramètres ont un sens physique et sont facilement mesurables. Notons que la distribution des paramètres représente l'hétérogénéité des caractéristiques au sein de la population de conducteurs-voitures (véhicules) dans le trafic routier.

Le paramètre (u^n) n´est pas distribué étant donné que notre étude considère la circulation longitudinale des véhicules dans une seule voie de circulation. Un véhicule lent dans ce

schéma à voie unique pourrait modifier les propriétés d'indépendance des véhicules suiveurs. Dans le cadre de cette étude, la variabilité inter-individuelle est supposée par des fonctions de probabilité continues et constants au cours du temps. Ainsi, chaque véhicule a ses propres paramètres, sélectionnés aléatoirement sur chaque fonction donnée. On note que le choix aléatoire des valeurs des paramètres représente une composante stochastique dans le trafic (voir la section 2.2).

3.2 Présentation du contexte de la simulation

Nous avons vu ci-dessus que cette thèse se concentrera sur l'étude du comportement de poursuite pour expliquer une partie de la distribution de la capacité et de la valeur de la chute de capacité. Nous proposons donc, dans ce chapitre, une simulation microscopique pour créer un ensemble de trajectoires synthétiques de véhicules grâce à certains modèles de poursuite [1]. Cet outil de simulation nous permettra de représenter différents situations de trafic en simplifiant la réalité et ainsi d'étudier ces phénomènes macroscopiques qui ne sont pas encore compris à cause de la limitation des données expérimentales précises.

La simulation comporte trois étapes (voir la Fig. 3.1) :

1. Définition des données d'entrée,
2. Définition d'un ensemble de trajectoires,
3. Analyse des données de sortie.

Chacune des étapes sera présentée en détail ci-après.

3.2.1 Définition des données d'entrée

3.2.1.1 Présentation de la voie de circulation

Ici, la simulation de trafic concerne une voie simple de circulation caractérisée par un diagramme fondamental triangulaire de la forme $F(K)$. Les valeurs des paramètres du DF correspondent à des valeurs généralement obtenues sur une voie typique de circulation véhiculaire (Buisson & Lesort, 2010; Chiabaut *et al.*, 2009). Nous considérons une voie de circulation idéale et isolée de 12 km de longueur qui n'a aucune discontinuité, ou restriction de circulation ou contrôle de trafic.

Sur la Fig. 3.2.b, on observe que la capacité de la voie est 40 veh/min ($C = 2400$ veh/h). La vitesse maximale autorisée est 30 m/s ($U_f = 108$ km/h). La densité maximale est 0.133 veh/m ($K_{max} = 133$ veh/km). La vitesse maximale des ondes de propagation de la congestion est 6 m/s ($W = 21,6$ km/h).

Notre simulation considère un temps total d'observation de 15 min (900 s). Cela permet la représentation spatiale des trajectoires nécessaire pour observer les comportements du trafic (p.ex. transition des régimes de circulation, apparition et propagation de la congestion...), sans impliquer des calculs informatiques exagérés.

3.2.1.2 Définition de l'offre dynamique de trafic : zone de limitation de vitesse

Compte tenu du besoin d'avoir une tête de bouchon et de créer la congestion, la stratégie qu'on propose consiste à limiter l'offre de trafic de manière localisée sur la voie de circulation. On définit donc une zone de limitation de vitesse (zlv) inspirée de l'étude (Laval *et al.*, 2014). Dans cette zone, une valeur de vitesse U_l, plus faible que U_f, est imposée à la totalité

1. A noter que dans les chapitres suivants nous utiliserons des trajectoires réelles.

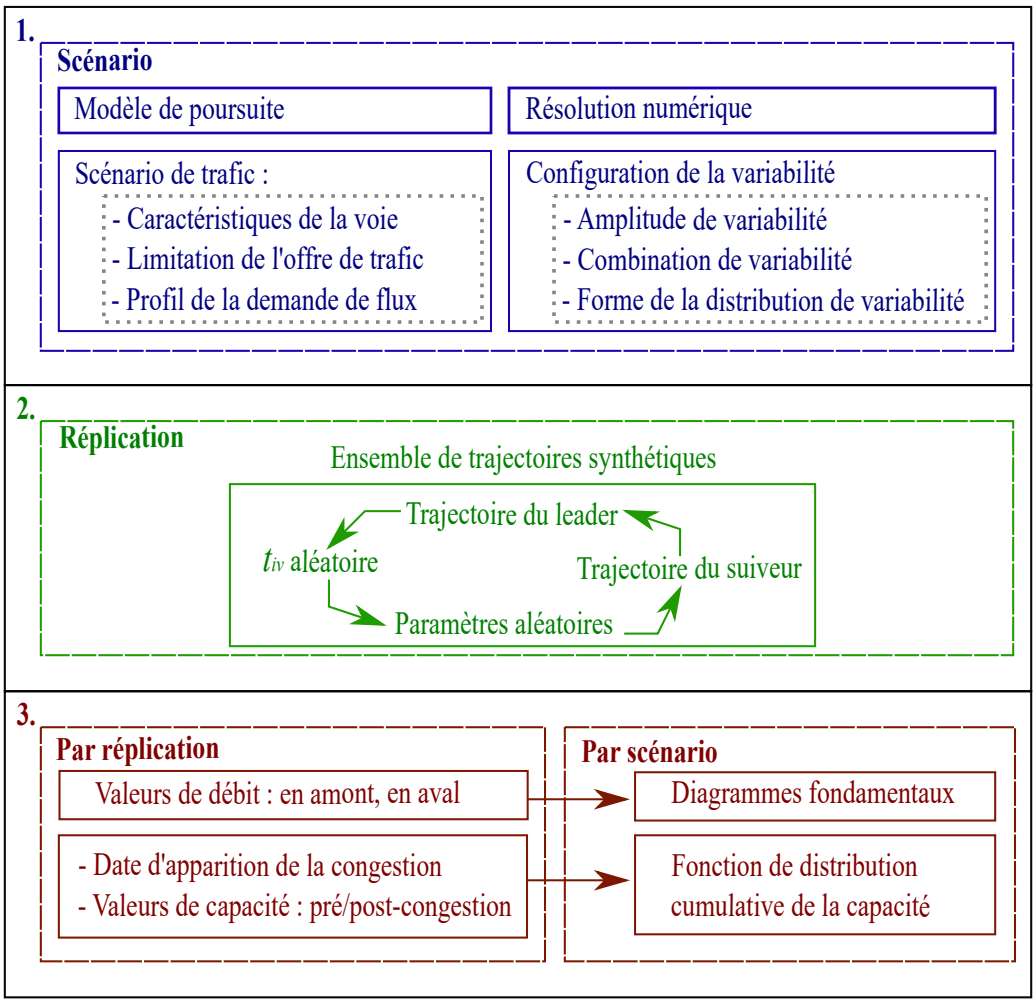


FIG. 3.1 – *Déroulement de la simulation pour étudier l'impact de la variabilité inter-individuelle sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité.*

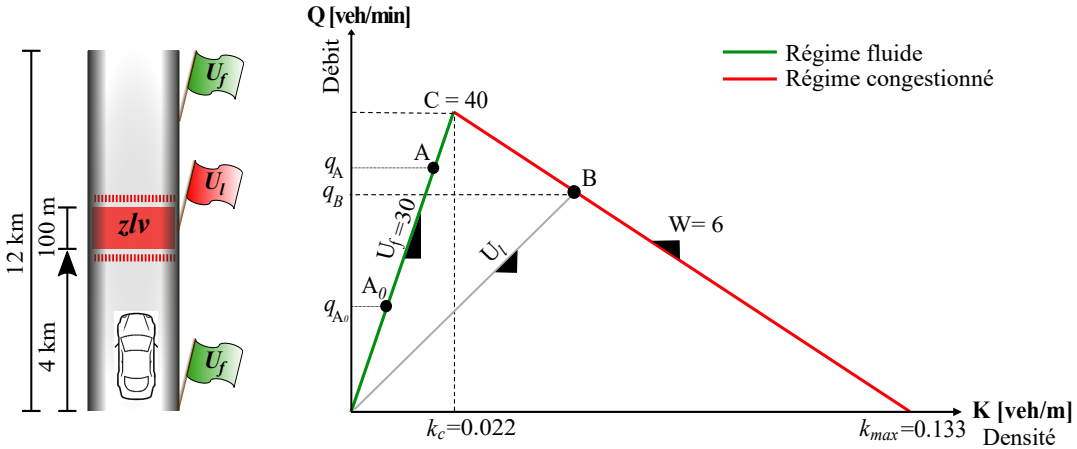


FIG. 3.2 – *Scénario de trafic adopté dans la simulation. a) Représentation des caractéristiques géométriques de la voie. b) Diagramme fondamental lié à cette voie.*

des véhicules qui circulent sur la voie (voir la Fig. 3.5). En effet, la valeur U_l définit la capacité effective de la tête de bouchon (q_B) qui est inférieure à C (voir la Fig. 3.2.b). Ainsi, il est suffisant de considérer une valeur U_l, qui permet de traduire une chute de vitesse significative (au moins 30 %), et une demande (q_A) légèrement supérieure à q_B pour garantir la propagation de la congestion en amont de la zlv.

La longueur de la zlv est de 100 m. Cette distance garantit que chaque véhicule roule

au moins cinq secondes à la vitesse U_l. La zlv est localisée à quatre kilomètres de l'entrée des véhicules. Ce point est stratégiquement choisi : i) pour observer la propagation de la congestion en amont sans remonter jusqu'à l'entrée, et ii) pour observer la circulation à vitesse libre en aval des véhicules affectés par la congestion, après qu'ils aient fini leur processus d'accélération. Il faut mentionner que la date de l'apparition de la congestion, sa durée d'installation et sa propagation, sont indépendantes de la longueur et de la localisation de cette zone. L'injection des véhicules dans la simulation sera réalisée uniquement pendant les premières 675 secondes (75 % du temps total) pour permettre que le dernier véhicule du peloton réussisse à passer la zlv.

3.2.1.3 Définition du profil de demande de trafic

Nous définissons un profil de débit initial qui vise à représenter la demande de trafic. Ce profil se compose de deux périodes (voir la Fig. 3.3.a) :

— Pendant la première période ($475s$), le débit augmente linéairement, au cours du temps, d'une valeur faible q_{A_0} jusqu'à une valeur élevée q_A ;

— Pendant la deuxième période ($200s$), le débit reste constant à la valeur q_A. La valeur q_{A_0} est définie telle que le débit initial garantit des conditions de circulation libre (l'état A_0 sur le DF).

La valeur q_A est définie telle que le débit maximal garantit :

1. La saturation du système,
2. L'activation de la tête de bouchon et
3. L'installation de la congestion, strictement en amont de la zlv.

Cette valeur q_A est donc toujours supérieure à l'offre q_B, mais inférieure à la capacité absolue de la voie C, pour éviter des ralentissements à l'entrée.

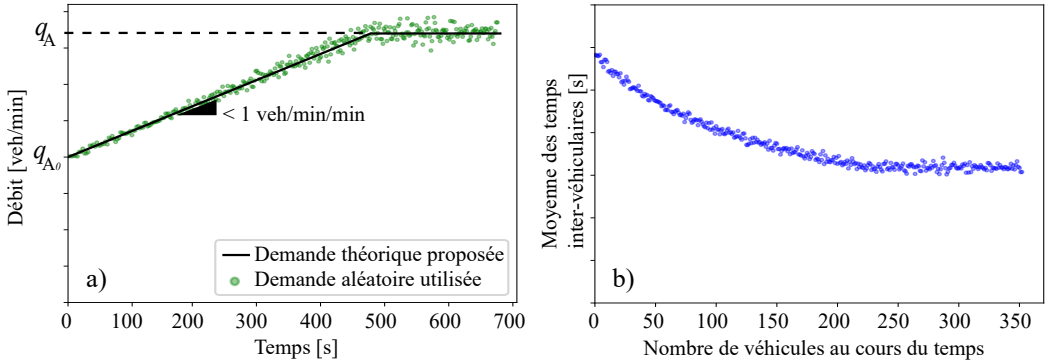


FIG. 3.3 – *Demande de trafic. a) profil de débit d'entrée à la simulation. b) temps inter-véhiculaire aléatoire pour chaque véhicule basé sur le profil de débit (ligne noire) de la Fig. 1.*

Il faut mentionner que les valeurs q_{A_0} et q_A sont définies de manière à ce que la pente de croissance de la demande ne soit pas loin des pentes de croissances de la demande observées sur le terrain. Par conséquent, nous proposons un écart maximal (entre q_{A_0} et q_A) de $8veh/min$ représentant une pente d'environ $1veh/min/min$.

Nous remarquons que le profil de demande permet de définir la transition du régime fluide au régime congestionné (états A et B, respectivement sur la Fig. 3.2.b), lorsque la demande est supérieure à l'offre. En effet, on peut identifier l'instant d'apparition de la congestion (voir la Fig. 3.5) et donc estimer la valeur de capacité. Ceci sera présentée en détail ci-dessous dans cette section.

3.2.1.4 Définition des scénarios de trafic

Nous nous intéressons à tester différents scénarios de trafic en simulation pour faire une analyse complète de l'impact de la variabilité sur les variables macroscopiques : la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité.

D'abord, on retient trois modèles de poursuite qui nous permettent d'étudier :

1. L'impact de la résolution numérique en simulation (lorsque la variabilité des paramètres est prise en compte) en comparant deux modèles de nature similaire, mais de formulation différente (Newell comparé Tampère) et,
2. La capacité de reproduire la chute de capacité due à la variabilité des paramètres en comparant deux modèles de nature significativement différentes (Newell comparé Gipps).

Dans cette thèse, nous proposons deux méthodes différentes pour la résolution numérique des modèles de poursuite dans la simulation : ii) la méthode classique (avec deux schémas différents), et ii) la méthode exacte. La méthode classique réalise les calculs en utilisant des pas de calculs uniformes (Δt fixe dans le temps et identiques pour tous les véhicules). Avec cette méthode classique, nous allons tester l'impact de trois valeurs différents de Δt (Δt^1, Δt^2 et Δt^3). La méthode par pas de temps individualisé utilise $\Delta t^n = \tau^n$. Ainsi, les positions de chaque véhicule sont calculées exactement à des instants multiples du temps de réaction τ^n de ce véhicule.

Notre intérêt pour la comparaison de ces deux méthodes de résolution vient du fait que le paramètre τ^n, lorsqu'il est distribué a un impact significatif sur les capacités et leurs distributions. Les méthodes de résolution numériques classiques modifient potentiellement ces effets, puisque les arrondis qu'elles introduisent ne sont pas négligeables. Ces méthodes seront présentées en détail dans la section 3.3.

On va tester l'impact de l'amplitude de la distribution des paramètres p en définissant l'écart-type comme un pourcentage de la moyenne. Pour cette étude, nous allons considérer trois niveaux de variabilité (δ_p^1, δ_p^2 et δ_p^3). La valeur la plus élevée de l'écart-type des paramètres a été définie en accord avec les valeurs observées lors d'études empiriques (Jabari *et al.*, 2014; Chiabaut *et al.*, 2009; Kendziorra *et al.*, 2016; Meng *et al.*, 2021)

Nous voulons aussi analyser l'impact de la variabilité lié à chaque paramètre (τ^n, δ_0^n, a^n) et ses combinaisons (variabilité de tous les paramètres corrélés ou indépendants). Notre proposition vise donc à identifier les paramètres qui causent des effets plus forts sur la capacité compte tenu de trois valeurs de vitesse de limitation (U_l^1,U_l^2 et U_l^3). Nous testerons différentes valeurs de vitesse représentant les différents niveaux de congestion. Cela sera analysé en détail dans plus loin dans cette chapitre.

La forme de la distribution des paramètres est également étudiée. Nous avons choisi trois fonctions différentes (Gaussienne, Gamma et Uniforme) pour représenter la variabilité des paramètres. Les fonctions, Gaussienne et Uniforme, sont choisies pour leur simplicité et facilité au moment de définir la moyenne et l'écart-type de la distribution. Le choix de la distribution Gamma a été inspiré par des études empiriques.

Dans la Fig. 3.4, nous présentons tous les scénarios possibles de trafic qui peuvent être testés. On rappelle que le scénario de trafic est constitué par la combinaison des différents critères définis précédemment (organisés dans chaque colonne). Cependant, une exploration de toutes les combinaisons conduit à une quantité très élevée de scénarios (environ 972). Pour cette raison, nous avons limité notre exploration à 68 scénarios qui sont montrés sur le tableau ci-dessous et analysés plus tard dans ce chapitre.

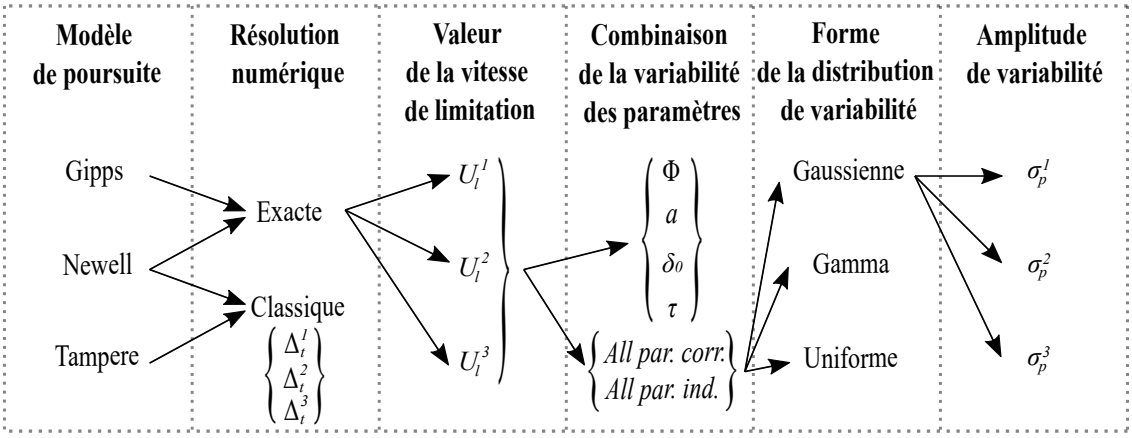


FIG. 3.4 – *Configurations des scénarios de trafic intéressants pour notre analyse.*

Dans cette étude, nous considérons 100 réplications de chaque scénario pour avoir une estimation précise des distributions des indicateurs macroscopiques associés à chaque scénario testé. On rappelle que la réplication concerne un tirage spécifique des valeurs des paramètres (une combinaison aléatoire parmi toutes les possibles). Ainsi, une quantité suffisante de réplications de chaque scénario simulé permet de garantir l'exploration totale de l'espace de variation des valeurs de chaque paramètre. Avec 100 réplications, nous garantissons que les estimations des indicateurs (capacités pré/post congestion) ne soit pas affectée par la configuration des tirages aléatoires. Dans cette étude, la fiabilité de la comparaison entre différents scénarios de trafic, à l'échelle macroscopique, dépend de la bonne estimation des indicateurs choisis.

3.2.2 Processus de simulation : définition d'un ensemble de trajectoires

3.2.2.1 Création des trajectoires

A l'aide du profil de demande de trafic défini précédemment, on calcule des valeurs aléatoires du temps inter-véhiculaire initial (t_{iv}) grâce à une fonction exponentielle classique (voir la Fig. 3.3.b). Ces valeurs génèrent des fluctuations instantanées de débit qui oscillent autour du profil théorique (voir la Fig. 3.3.a). Il faut remarquer que lorsque le temps inter-véhiculaire à l'entrée est inférieur au temps de réaction du véhicule correspondant, on applique une correction en garantissant que $\tau^n \leq t_{iv}$ à l'entrée.

Il est nécessaire de dire que la correction de t_{iv} est faite pour éviter des collisions induites ou des ralentissements brutaux qui seraient dus à l'espacement court à l'entrée. Dans le processus de création des trajectoires, nous garantissons que l'espacement entre un couple de véhicules soit toujours supérieur à $4m$. Si cela n'est pas respecté (identification d'une collision), la réplication est arrêtée et donc supprimée de l'analyse. Ensuite, une nouvelle réplication commence, mais sans changer le scénario. Dans notre travail, on ne trouve pas plus de 10 réplications (parmi 100 : 10 %) rejetées dans certains scénarios.

Ainsi, l'accumulation progressive des valeurs de t_{iv} permet de définir la date d'entrée de chaque véhicule dans la simulation. On note que dans cette étape la quantité de véhicules dans la simulation est déjà définie.

La création de l'ensemble de trajectoires, liées à un scénario donné, commence par la définition de la trajectoire d'un véhicule leader. La trajectoire du véhicule suiveur est définie

grâce au modèle de poursuite étudié (p.ex. Newell, Tampère, Gipps). Cette dernière trajectoire devient le leader du prochain couple, permettant de calculer la trajectoire du suiveur. Cela se répète jusqu'au dernier véhicule dans la simulation. Les valeurs des paramètres assignés à chaque véhicule sont définies aléatoirement à partir de la distribution étudiée (p.ex. Gaussienne, Gamma, Uniforme).

3.2.2.2 Méthode de (Edie, 1965) pour l'estimation du débit et de la densité à partir des trajectoires

A partir de l'ensemble des trajectoires synthétiques obtenues, nous utilisons la méthode de (Edie, 1965) pour mesurer les variables macroscopiques au cours du temps. Cette méthode mesure le débit et la concentration à partir des données de trajectoires individuelles. Elle se base sur l'observation des véhicules dans une région de taille $\Delta t \times \Delta x$ dans le diagramme espace-temps. Généralement, cette région est représentée avec la forme d'un parallélogramme où la pente d'inclination est la vitesse libre (U_f). La taille de cette région doit garantir l'observation d'une quantité représentative de véhicules (avec des vitesses similaires) passant par un point spécifique ou à un instant donné. Néanmoins, la taille de cette région ne peut pas être très grande car elle doit être capable d'identifier les fluctuations des grandeurs macroscopiques et la transition entre régimes de trafic.

Pour définir la bonne taille, on a analysé préalablement les effets des dimensions de la région d'Edie sur la représentation du diagramme fondamental. On compare donc les paramètres (C, W et K_{max}) du diagramme fondamental estimé (scénario sans variabilité) avec le théorique. On a trouvé que la taille minimisant la différence entre les DFs, est $\Delta t = 60s$ et $\Delta x = 100m$. Il faut souligner que la taille de la région d'Edie, proposée dans le cadre de cette thèse, est adaptée strictement à notre configuration de simulation. Ainsi, nous garantissons que l'estimation des variables macroscopiques (présentés dans la section 3.2) n'est pas significativement influencée par la méthode de mesure.

3.2.2.3 Méthode de détection de la congestion

Nous avons mentionné précédemment, dans la section 2.1, que tous les ralentissements ne sont pas une congestion si la chute de la vitesse de circulation n'est pas significative (U_B inférieure au seuil donné). De même, nous avons remarqué la différence entre l'apparition et l'installation de la congestion. On rappelle que l'apparition de la congestion est identifiée par la chute significative mais fugace de la vitesse de circulation. En revanche, l'installation de la congestion est identifiée par la chute significative et soutenue (au cours du temps) de la vitesse de circulation.

Compte tenu ce qui précède, nous proposons ici une méthode simple pour identifier l'installation de la congestion. Dans notre outil de simulation, on considère que la congestion s'installe lorsque :

— la vitesse de circulation en amont de la zlv est inférieure à $U_{seuil} = 20m/s$ et,
— la congestion remonte au moins $300m$ en amont de la zlv (jusqu'à x_{amont}). On enregistre cet instant comme t_c^{300}.

Ensuite, on estime l'instant d'apparition de la congestion (t_c) à partir du calcul de la vitesse de propagation de la congestion (W). En définissant des points de détection de la congestion, chaque $50m$, sur la zone comprise entre x_{amont} et le début de la zlv, W est calculé comme la moyenne harmonique des valeurs w_i estimées entre chaque paire de points consécutifs (Chiabaut *et al.*, 2010). Ainsi, t_c est estimé comme $t_c^{300} - 300/W$. Sur la Fig. 3.5, nous représentons quelques trajectoires pour illustrer notre scénario de trafic et l'instant d'apparition de la congestion.

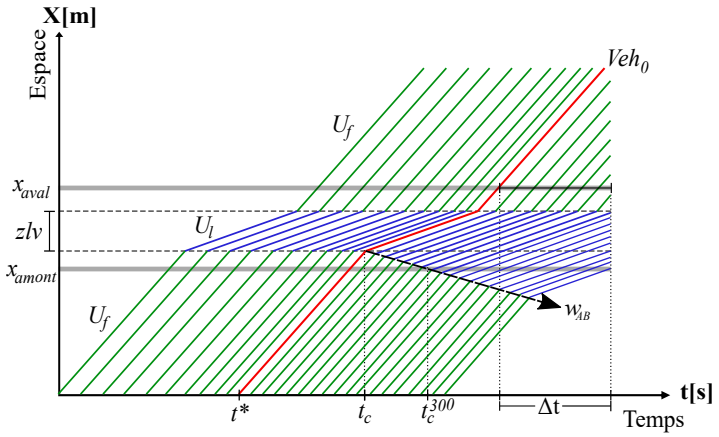


FIG. 3.5 – *Représentation de quelques trajectoires dans le plan spatio-temporel : illustration de l'instant d'apparition de la congestion.*

Grâce à l'estimation de t_c, on identifie le véhicule qui arrive juste avant à la zlv. Ce véhicule est donc le dernier véhicule du peloton qui circule en flux libre en amont de la zlv (Veh_0). Cela veut dire que tous les véhicules identifiés après le Veh_0 sont affectés par la congestion (voir la Fig. 3.5).

3.2.3 Analyse des données de sortie

3.2.3.1 Estimation des diagrammes fondamentaux

Nous considérons donc 100 réplications caractérisées par la valeur aléatoire de U_l qui varie entre 6 m/s et 21 m/s afin d'explorer toute la branche congestionnée. Dans chaque réplication, nous mesurons le débit, la concentration et la vitesse au cours du temps à l'aide de la méthode d'Edie. D'un côté, le bras de la zone fluide est représenté en considérant toutes les paires de valeurs de concentration/débit enregistrées 900 m en aval de la zlv (x_{aval}). A cette distance, tous les véhicules retournent à la vitesse souhaitée (après leur processus d'accélération). D'un autre côté, le bras de la zone congestionnée est représenté en considérant uniquement les paires de valeurs de concentration/débit enregistrées $300m$ en amont de la zlv (x_{amont}), mais après l'instant t_c^{300}. Ceci permet d'éviter la représentation des valeurs dans l'état de transition (du régime fluide au régime congestionné) sachant que la congestion se génère toujours en amont de la zlv. L'estimation des paramètres du diagramme fondamental triangulaire (U_f,W, C et K_{max}) est faite grâce à l'ajustement linéaire du nuage de points dans chaque zone : zone fluide et zone congestionnée (voir la Fig. 3.7).

3.2.3.2 Définition des indicateurs macroscopiques pour quantifier l'impact de la variabilité

Dans cette thèse, nous définissons les variables macroscopiques telles que la capacité et la chute de capacité comme indicateurs à estimer. Ici, nous retenons la notion de deux capacités présentées dans la section 2.1 : la capacité pré-congestion (C_{pre-c}) et la capacité post-congestion (C_{post-c}). Notre hypothèse se base sur l'idée que la variabilité des paramètres de la poursuite peut reproduire la distribution de capacité et ainsi qu'elle peut reproduire une partie du phénomène de la chute de capacité.

Compte tenu de ce qui précède, C_{pre-c} est considérée comme la valeur de débit d'entrée (demande) qui provoque l'apparition et l'installation de la congestion. Cette valeur est calculée à partir du profil de demande de trafic comme on explique ci-dessous :

— En tenant compte qu'on avait identifié le Veh_0 (voir ci-dessus), on peut connaître facilement sa date d'entrée sur la route (t^*) parce que, certainement, il circule toujours à vitesse libre en amont de la zlv (voir la Fig. 3.5).
— La valeur de débit observé à t^*, sur le profil de demande théorique, est donc la capacité pré-congestion. Il faut souligner qu'on ignore les fluctuations de débit d'entrée, en faisant un ajustement linéaire de la première période du profil (voir la Fig. 3.3. Cela nous permet d'éviter que l'estimation de la capacité soit affectée par la disposition aléatoire du temps inter-véhiculaire (strictement supérieur au temps de réaction assigné à chaque véhicule) .

L'expression utilisée pour le calcul de la capacité pré-congestion est donc la suivante :

$$c_{pre-c} = q_{demande} \cdot (t^*, x = 0)$$

De même, on sait que c_{post-c} est définie comme le flux de décharge maximale en aval de la tête de bouchon. Ainsi, on estime cette capacité comme la moyenne de débit enregistré, en aval de la zlv, pendant la durée de la congestion (voir Δt sur la Fig. 3.5). L´expression utilisée pour ce calcul est présentée ci-dessous :

$$c_{post-c} = N_{\Delta t}/\Delta t$$

Le temps Δt est la période comprise entre : l'instant enregistré à x_{aval} par le Veh_0, et l'instant enregistré à x_{aval} par le dernier véhicule qui réussit traverser la zlv (voir la Fig. 3.5). $N_{\Delta t}$ est la quantité de véhicules identifiés pendant Δt. Les calculs présentés précédemment sont faits dans chaque réplication du scénario de trafic. En effet, les 100 réplications d'un même scénario se traduisent par une distribution des valeurs de capacité lorsque la variabilité est considérée.

Dans cette thèse, cette distribution de la capacité est représentée par la fonction de distribution cumulative (fdc). La fdc détermine que, si q est une variable aléatoire continue avec une $fdc(q)$, elle peut être calculée par l'équation ci-dessous :

$$fdc(Q) = P[q <= Q] = \sum_{u<=Q} c(u)$$

Cette fonction calcule la probabilité que la variable aléatoire q prenne une valeur inférieure ou égale à Q. On observe que dans notre cas, Q est la capacité pré/post-congestion représentative du scénario, et q est une valeur de débit quelconque. $c(u)$ est la distribution de valeurs des capacités (pré/post-congestion) obtenue dans le cadre des réplications. La fdc permet de comparer les scénarios de trafic de manière qualitative et aussi de manière quantitative (par la définition d'un percentile). Dans cette étude, on retient la moyenne comme la valeur de la capacité représentative du scénario (voir la Fig. 3.6).

Mesure de la chute de capacité

Compte tenu de ce qui précède, la chute de capacité est l'écart entre les courbes des capacités pré/post-congestion (voir la Fig. 3.6). On le définit donc comme la différence des moyennes de chaque fdc divisée par la moyenne de la fdc de c_{pre-c}. L'expression mathématique utilisée pour le calcul de la chute de capacité est la suivante :

$$CC\% = \frac{\mu_{c_{pre-c}} - \mu_{c_{post-c}}}{\mu_{c_{pre-c}}} * 100$$

Notons que l'équation ci-dessus est écrite en pourcentage. Nous avons donc une valeur représentative de la chute de capacité pour chaque scénario du trafic testé.

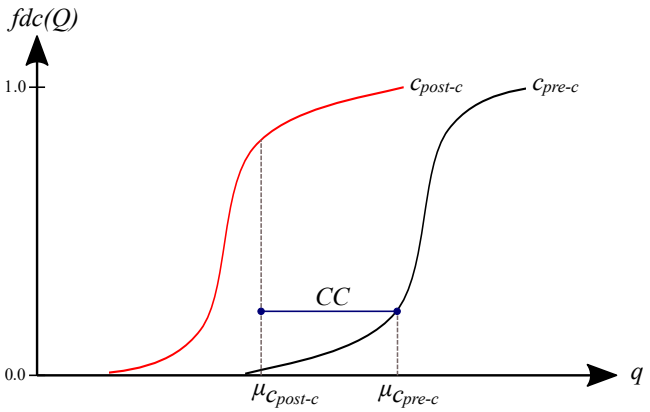


FIG. 3.6 – *Présentation de la fonction de distribution cumulative de la capacité : illustration de l'estimation de la valeur de la chute de capacité.*

3.3 Impact de la variabilité des paramètres de la poursuite

La valeur moyenne de certains paramètres choisis est directement déterminée à partir du diagramme fondamental proposé sur la Fig. 3.2.b, en tenant compte que $\mu_\tau = 1/K_{max} * W$ et $\mu_{\delta_0} = 1/K_{max}$ (voir la Fig.2.3). La valeur moyenne des autres paramètres est basée sur des études empiriques (Ossen & Hoogendoorn, 2011). Le tableau 3.1 présente les valeurs des paramètres macroscopiques et microscopiques utilisés dans cette étude.

3.3.1 Comparaison des diagrammes fondamentaux dans un scénario sans variabilité

Tout d'abord, nous voulons comparer la nature des modèles retenus sur le diagramme fondamental (DF), basés sur un scénario de trafic homogène. Les DFs sont générés en simulation basé sur la résolution numérique à pas de temps individualisé présentée plus tard dans cette section. Sur la Fig. 3.7, nous présentons les diagrammes fondamentaux obtenus avec trois modèles de poursuite : Tampère (à gauche), Newell (ou millieu) et Gipps (à droite) (pour plus de détails sur la justification du choix et la formulation des modèles, voir la partie 2.2.2.2). Pour représenter les DFs de Newell et de Tampere, nous avons fait un ajustement linéaire de chaque branche qui conduit aux valeurs ajustées des paramètres macroscopiques.

En comparant les modèles de Newell et de Tampere, une petite différence est observée entre les valeurs des paramètres ajustés et celles théoriques, mais non supérieure à 2 %. Cela est causé par la précision de la méthode de mesure d'Edie. Cependant, on le considère négligeable. Comme prévu, pour ces deux modèles, on observe une forme triangulaire conforme à ce qu'on a attendu. En comparant la Fig. 3.7.a et la Fig. 3.7.b, on constate que les différences entre les mêmes paramètres (C, K_{max}, W et U_f) des deux DFs ne sont pas supérieures à 1 %.

Nous concluons que les deux diagrammes fondamentaux sont identiques. En effet, on confirme la similarité des modèles de Newell et de Tampère, même si sont formulées de manière différente.

Pour le cas du modèle de Gipps, présenté sur la Fig. 3.7.c, on observe que le diagramme fondamental n'est pas du tout égale aux autres (sur la Fig. 3.11, on observe clairement que le DF de Gipps n'est pas triangulaire), comme prévu. D'abord, nous confirmons la différence de nature avec les autre modèles, évoquée précédemment. On remarque aussi que la capacité (C) diminue environ 28 % par rapport à la valeur théorique. De même, W présente une

Paramètres macroscopiques	**Description**	**Valeurs**	**Unités**
W	vitesse des ondes de sur-congestion	6	m/s
K_{max}	densité maximale	0.133	veh/m
C	capacité (ou débit maximal de décharge maximal)	40	veh/min
U_f	vitesse maximale autorisée (ou libre)	30	m/s
Paramètres microscopiques			
$\tau = \gamma$	pente de la relation espacement-vitesse	1.25	s
δ_0	espacement à l'arrêt de n	7.5	m
u_f	vitesse maximale souhaitée de n	30	m/s
a	accélération souhaitée de n	2.5	m/s^2
c_1	sensibilité à la différence de vitesse		s^{-1}
c_2	sensibilité à la différence d'espacements (réel et souhaité)		s^{-2}
c_3	sensibilité à la différence de vitesse		s^{-1}
b	décélération souhaitée de n	-3	m/s^2
$\hat{b}$	décélération de $n-1$ estimée par n	-3	m/s^2

TAB. 3.1 – *Récapitulatif des paramètres macroscopiques et microscopiques considérés dans cette étude.*

diminution de l'ordre de 33.3 % (par rapport à la valeur théorique), mais la valeur de K_{max} est toujours la même (comparer avec la Fig. 3.29. Cela veut dire que le modèle de Gipps considère une valeur beaucoup plus petite de τ, exactement, τ_{Gipps} est le 66.6 % de la valeur théorique (ou de τ_{Newell}).

Compte-tenu de ce qui précède, pour faire notre analyse comparative en termes de capacité, on va changer les conditions théoriques du modèle de Gipps en définissant $\mu_{\tau_{Gipps}} = 2/3 * \mu_{\tau_{Newell}}$. Notons que cela satisfait $W = 6$m/s qui est la valeur proposée par le diagramme fondamental théorique. Ainsi, nous estimons que les capacités calculées par les deux modèles sont comparables, même si les diagrammes fondamentaux sont différents (triangulaire et pas triangulaire). Cette hypothèse est confirmée en comparant la Fig. 3.14 (avec le modèle de Newell) et la Fig. 6.8 (avec le modèle de Gipps), qui montrent que les valeurs de capacité dans chaque scénario sont du même ordre.

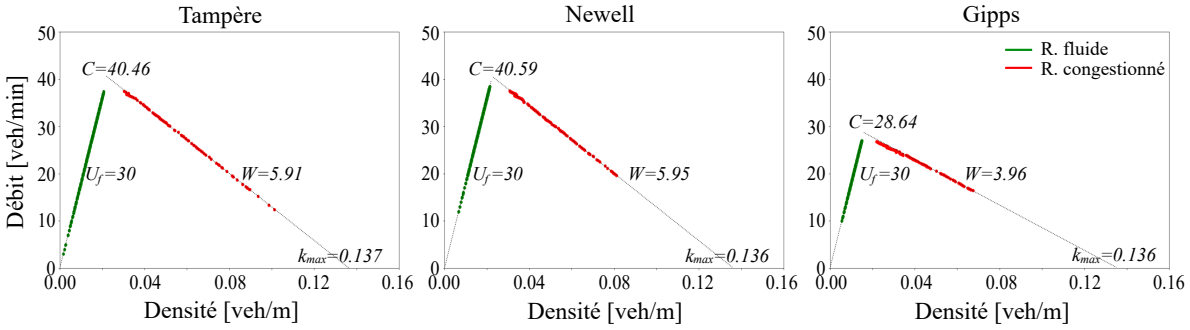


FIG. 3.7 – *Diagrammes fondamentaux obtenus en simulation basés sur la résolution numérique à pas de temps individualisé : a) avec le modèle de Tampère, b) avec le modèle de Newell, c) avec le modèle de Gipps.*

3.3.2 Variabilité et résolution numérique des modèles

Pour la résolution numérique des modèles de poursuite, plusieurs études et outils de simulation microscopique ont considéré que le pas de calcul (appelé ici Δt) soit égal ou soit un diviseur du temps de réponse (θ) [2] (Laval *et al.*, 2014; Treiber & Kesting, 2017; Treiber *et al.*, 2007; Wagner *et al.*, 2016; Jiang *et al.*, 2015). Néanmoins, il faut souligner que plusieurs modèles de poursuite considèrent θ égal à τ (par ex. les modèles de Newell et de Gipps, voir la partie 2.2.2.2).

Compte-tenu de ce qui précède, nous parlons donc de trois paramètres différents (pas de calcul, temps de réponse et temps de réaction) qui sont confondus et désignés par la même nomenclature (généralement par τ), dans la plupart des études. Dans le tableau 3.2, on synthétise les définitions de ces paramètres.

Pour la suite de notre étude, on se base sur l'hypothèse suivante :

Même si l'observation d'un conducteur n dans la conduite est un processus continu, il ne peut pas réagir deux fois successives dans un intervalle plus petit que son temps de réaction (τ^n). Cela veut dire que le temps de réponse (θ) doit être strictement égal ou supérieur au temps de réaction. Cependant, on suppose que le conducteur suiveur choisit toujours de répondre à une action du leader au plus vite possible ($\theta = \tau$).

Ainsi, dans ce chapitre on suppose que le temps de réaction et le temps de réponse sont équivalents. Donc, on parlera uniquement de τ^n par facilité de langage.

Notation	Définition
τ	temps de réaction : temps minimal entre deux actions successives
θ	temps de réponse : temps séparant une action du leader et la réaction du suiveur
Δt	pas de calcul : temps d'actualisation de l'information (calcul de la position)

TAB. 3.2 – *Différentes définitions liées au temps dans la résolution numérique des modèles de poursuite.*

Dans la résolution numérique classique, la considération stratégie de $\Delta t = \theta = \tau$ permet une méthode de calcul simple et sans erreurs d'arrondi étant donné que le trafic est toujours considéré homogène (τ identique pour tous les véhicules). Cette méthode de résolution numérique est nommée ici « la méthode classique à pas de temps uniforme».

Cependant, dès que τ est distribué en continu, il existe des véhicules n pour lesquels τ^n n'est pas un multiple du pas de calcul Δt et des arrondis devront être appliqués. Une première question de cette recherche est donc consacrée au traitement numérique des modèles lorsque le paramètre τ est distribué.

3.3.2.1 Impact de la variabilité avec une méthode de résolution numérique classique : calcul à pas de temps uniforme

Dans ce paragraphe, nous étudions l'impact d'une résolution numérique classique sur la fdc lorsque la variabilité du temps de réaction (τ) est prise en compte [3]. Dans cette partie,

2. Rappelons que θ est le paramètre explicite de l'équation générique 2.1. Il est lié au pas de calcul du schéma de résolution numérique

3. Notons que cela implique la distribution de θ dans quelques modèles (par ex. Newell et Gipps)

on n'analyse pas la valeur de la chute de capacité et on ne retient que le modèle de Newell et le modèle de Tampère.

Nous rappelons que dans le modèle de Newell, le temps de réponse (θ^n) est considéré égal au temps de réaction (τ^n) et tous deux sont désignés par τ^n_{Newell} (voir l'équation de 4.4). En revanche, le modèle de Tampère identifie deux paramètres différents : $\tau_{Tampere}$ et γ. Le premier représente le temps de réponse (θ) et le deuxième est défini tel que le temps de réaction du modèle de Newell ($\gamma = \tau_{Newell}$: temps de réaction, voir l'équation 2.6) [4]. On a vu précédèrent que le modèle de Tampere ne considère pas $\theta = \tau$ donc la distribution de τ ne devrait pas avoir des effets sur la résolution numérique, mais on suppose que la distribution de θ est équivalente à celle de τ (voir notre hypothèse ci-dessus).

Nous avons mentionné que la méthode classique est basée sur une méthode de résolution à pas de temps uniformes ($\Delta t = \theta = \tau_{Newell}/\tau_{Tampere}$). On va analyser deux schémas de résolution possibles : i) avec une distribution continue de τ et ii) avec une distribution discrète de τ (voir la Fig. 3.8). Cela veut dire que l'arrondi de la position du véhicule à une valeur multiple de la durée de Δt peut se faire de deux manières définies ci-dessous :

— Schéma 1 : A chaque calcul de position (voir la Fig. 3.8.b) : en faisant l'arrondi de la position au pas de temps le plus proche (toujours au-dessus) à chaque fois qu'une réaction du véhicule est calculée (point d'application de l'accélération)

— Schéma 2 : Une fois pour toutes (voir la Fig. 3.8.b) : on définit τ^n de chaque véhicule comme une valeur multiple de la durée du pas de temps (la plus proche) ; cela conduit à une distribution de τ arrondi aux valeurs multiples de Δt (distribution discrète). Évidemment, plus la durée des pas de temps est petite, plus cette approximation de la durée du temps de réaction est précise.

Notons que le premier schéma permet d'utiliser la méthode classique avec τ distribué de manière continue et le deuxième schéma représente la résolution utilisée dans certains outils de simulation qui considèrent l'hétérogénéité des véhicules (Ossen & Hoogendoorn, 2007). A l'aide de la Fig. 3.8, nous illustrons les différents schémas de résolution numérique considérés dans cette étude.

Sur les Fig. 3.9 et Fig. 3.10, nous présentons les fdc des capacités pré-congestion (C_{pre-c}) et post-congestion (C_{post-c}) obtenues avec les modèles de Newell (à gauche) et de Tampère (à droite) compte tenu de différents schémas de résolution de la méthode classique présentés précédemment. Dans la première ligne de la Fig. 3.9, nous observons les fdc obtenues avec le scénario sans variabilité, où Δt est égale à la valeur moyenne de τ. Nous constatons qu'il n'y a pas d'effets numériques causés par la résolution numérique classique. Les petites différences de la moyenne des fdc sont causées par l'accélération bornée en aval de zlv mais elles peuvent être considérées comme négligeable (moins de 2 % comme rapporté ci-dessus).

Néanmoins, les résultats sont différents lorsque τ est distribué [5]. Ci-après, nous mettons en évidence les effets de la résolution numérique de la méthode classique sur la fdc en fonction des quatre valeurs différentes de Δt dans les deux schémas proposés. Les valeurs choisies de Δt (0.0625, 0.125, 0.250 et 1.25s) sont toutes diviseurs de μ_τ. On a utilisé une fonction Gaussienne tronquée avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$ pour la distribution de τ.

Schéma 1 : à chaque calcul de position

Les résultats avec le schéma 1 de la méthode de résolution numérique classique sont présentés sur les Fig. 3.9.c-.h, montrent que la moyenne de la distribution de C_{pre-c} augmente

4. Observons que le modèle de Tampere confond juste la nomenclature θ par $\tau_{Tampere}$, mais il existe la différence entre le temps réponse et le temps de réaction

5. il faut rappeler que les autres paramètres des modèles sont considérés constants pour l'instant

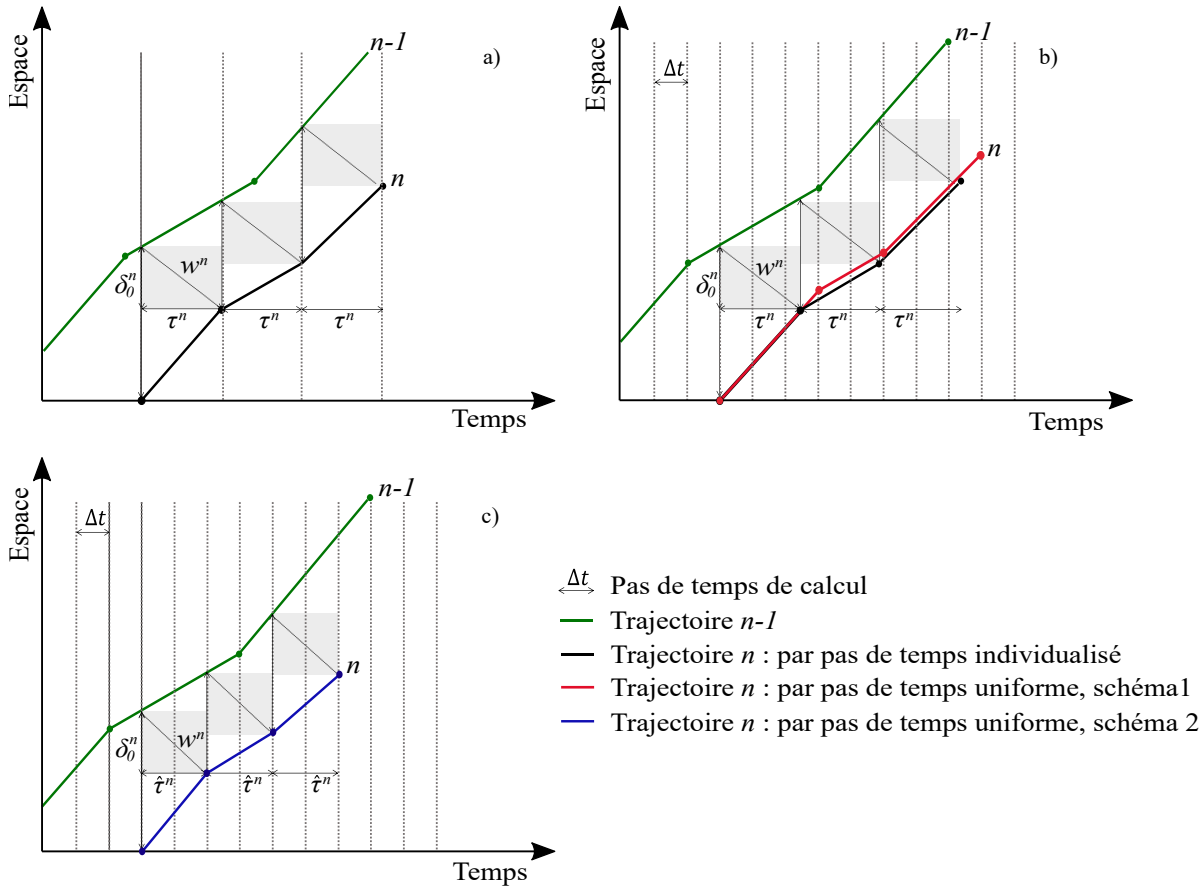


FIG. 3.8 – *Illustration des différentes schémas de résolution numérique des modèles de poursuite.*

d'environ 11 % en fonction de Δt qui augmente de 0.0625s à 0.250s, avec les deux modèles. Un résultat similaire est observé avec la distribution de C_{post-c}. Cela est en raison du fait que les positions de chaque véhicule n sont calculées après les points d'application de l'accélération dictés par τ^n car il n'est pas un multiple de Δt (pour se renseigner,- voir la Fig. 3.8.b). Il faut mentionner que pour un véhicule n circulant en régime stationnaire, cela n'a pas d'effet car la vitesse est supposée toujours constante, donc la trajectoire du véhicule suiveur reste linéaire. Cependant, pendant le régime de circulation transitoire (du libre au congestionné, ou contraire), la vitesse de n change et est estimée en fonction de τ^n. Cependant, la méthode de résolution calcule la position du véhicule suiveur un peu après (à l'instant défini par Δt) parce qu'elle n'est pas capable d'actualiser l'information exactement à l'instant dicté par τ^n. Il s'agit donc d'un délai entre l'estimation de la vitesse/accélération faite par n et la prise en compte par le schéma de résolution numérique. En termes graphiques, cela génère une petite translation de la trajectoire de n qui reste plus proche de la trajectoire de $n-1$ (voir la Fig. 3.8.b).

Nous concluons donc le fort impact du schéma 1 sur l'estimation de la capacité qui est directement proportionnel à la valeur de Δt, plus la valeur de Δt est grande plus sont les effets de la résolution numérique (voir la Fig. 3.9.c-.h). Les valeurs de la moyenne et de l'écart-type des fdc des capacités sont présentées dans le tableau 3.3.

Schéma 2 : une fois pour toute

La Fig. 3.10 présente les effets du schéma 2 de résolution numérique classique sur les fdc avec les modèles de Newell (à gauche) et de Tampère (à droite). Cette méthode est généralement la plus utilisée par les études considérant la méthode classique. Ces résultats sont synthétisés dans le tableau 3.4. Ici, les valeurs de τ^n sont multiples ou égales à Δt, comme il est considéré dans plusieurs études et outils de simulation de trafic. Ainsi, on observe des

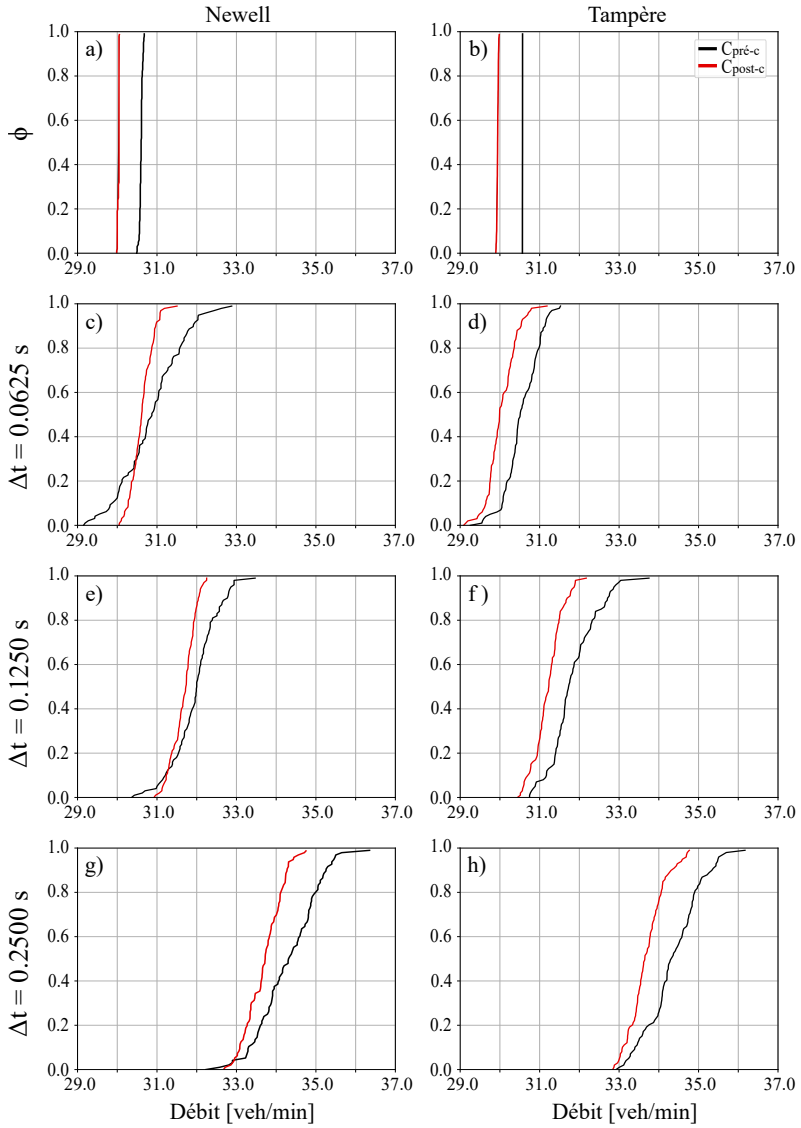


FIG. 3.9 – *Fdcs des capacités en fonction de valeurs différentes de Δt avec le schéma 1 de résolution numérique (τ continu) : modèle de Newell comparé avec le modèle de Tampère. La distribution de τ suit une Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$.*

effets avec le modèle de Newell, mais pas avec le modèle de Tampère. Cela sera expliqué en détail ci-après :

— Avec le modèle de Newell (figures à gauche), nous remarquons que la moyenne de la fdc (C_{pre-c}) augmente conforme Δt est plus grand (d'environ 1 %). Cela est en raison de la discrétisation de la distribution de τ qui est plus concentré sur les valeurs extrêmes inférieures à la moyenne (τ^n_{min} = 0.5 s). Cependant, cela est négligeable. Par contre, on observe des variations importantes sur l'écart-type des distributions de C_{pre-c} qui diminue de 0.6 à 0.1 si la valeur de Δt augmente de 0.125s à 0.125s (voir le tableau 3.4). Un variation similaire mais plus faible est observé pour l'écart-type de C_{post-c}. Néanmoins, on note que si la valeur de Δt est égale à la moyenne de τ, la fdc est très similaire au scénario sans variabilité présenté sur la Fig. 3.9.a. Cela est logique en raison de la valeur très grande de Δt discrétisant la distribution de τ, qui est tellement discrétisée que τ devient constant. Il faut mentionner que lorsque Δt est petit (inférieur à 0.125s) les effets de la résolution numérique ne sont plus observés.
— Avec le modèle de Tampère, contrairement au modèle de Newell, il n'y a aucun effet induit par la résolution numérique avec le schéma 2. On observe que la moyenne

Δt		Newell			Tampere		
		μ	σ	%	μ	σ	%
$\varnothing$	C_{pre-c}	30.29	0.0	0.1	30.29	0.0	0.1
	C_{post-c}	30.03	0.0	0.1	30.03	0.0	0.1
0.0625	C_{pre-c}	30.86	0.8	2.5	30.55	0.4	1.4
	C_{post-c}	30.62	0.3	0.9	30.04	0.4	1.2
0.1250	C_{pre-c}	31.95	0.6	1.8	31.83	0.6	1.8
	C_{post-c}	31.67	0.3	0.9	31.2	0.4	1.2
0.2500	C_{pre-c}	34.29	0.8	2.2	34.35	0.7	2.0
	C_{post-c}	33.70	0.5	1.4	33.69	0.4	1.3

TAB. 3.3 – *Résultats de la méthode de résolution numérique classique : schéma 1 (τ continu). La distribution de τ décrit une Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$.*

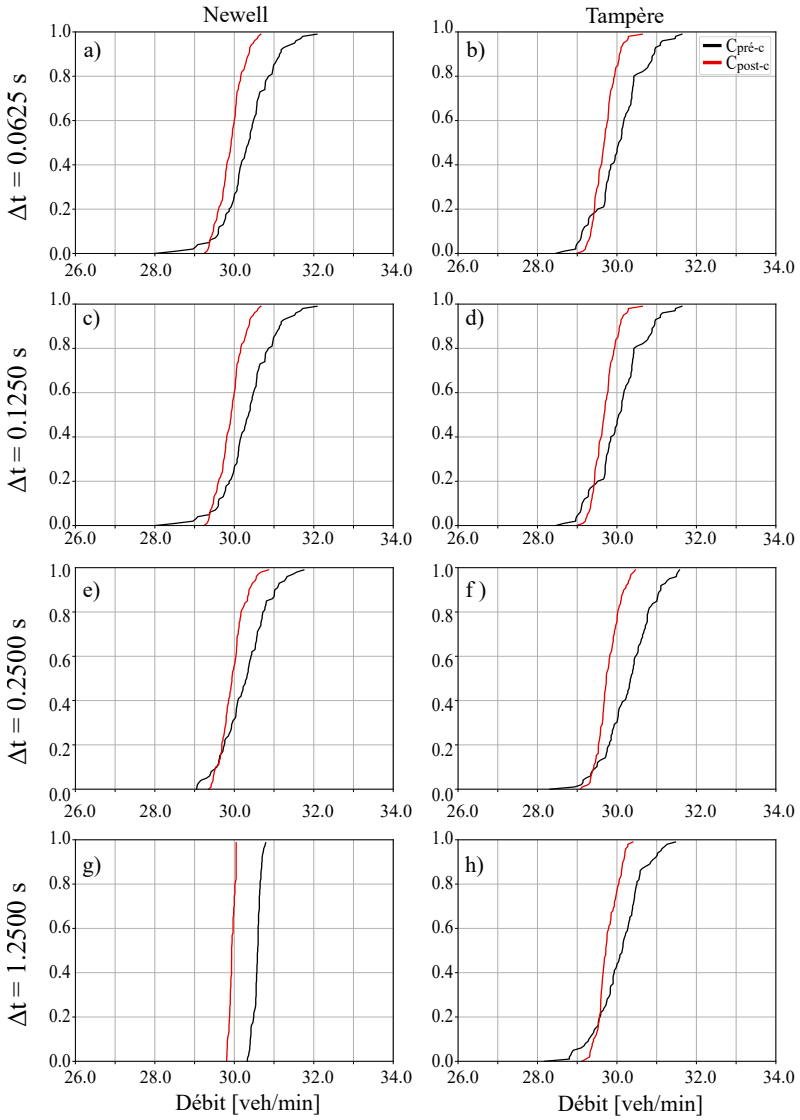


FIG. 3.10 – *Fdcs des capacités en fonction de valeurs différentes de Θ, avec le schéma 2 résolution numérique (τ discret) : modèle de Newell comparé avec celui de Tampère. La distribution de τ suit une Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$..*

et l'écart-type des fdc (C_{pre-c} et C_{post-c}) sont toujours similaires et donc indépendants de Δt. Il faut rappeler que dans la formulation de Tampère, pour la résolution numérique $\tau_{Tampere}$ doit être évidemment discrétisé selon Δt mais γ reste distribué en

		Newell			Tampere		
Δt		μ	σ	%	μ	σ	%
0.0625	C_{pre-c}	30.01	0.6	2.1	31.03	0.6	2.1
	C_{post-c}	29.94	0.3	0.9	29.68	0.3	1.0
0.1250	C_{pre-c}	30.01	0.6	2.1	31.03	0.6	2.1
	C_{post-c}	29.94	0.3	0.9	29.68	0.3	1.0
0.2500	C_{pre-c}	30.27	0.6	1.9	30.29	0.6	2.1
	C_{post-c}	29.95	0.3	1.0	29.77	0.3	1.0
1.2500	C_{pre-c}	30.57	0.1	0.3	30.06	0.6	2.1
	C_{post-c}	29.94	0.1	0.2	29.76	0.3	0.9

TAB. 3.4 – *Résultats de la méthode de résolution numérique classique : schéma 2 (τ discret). La distribution de τ suit une Gaussienne avec $\sigma = 0.2 \cdot \mu$.*

continu. Notons que notre intérêt est de considérer la variabilité du temps de réaction (paramètre définit implicitement dans les modèles lié au diagramme fondamental).

Cette analyse met en évidence le fort impact de la méthode classique de résolution numérique sur l'estimation des fdc des capacités C_{pre-c} et C_{post-c}, lorsque uniquement $\tau = \delta_0/W$ est distribué. Nous concluons que les effets générés par la méthode étudiée peuvent être réduits, avec les deux schémas, en utilisant un pas de temps très faible (inférieur à $\mu_\tau/20$). Cependant, il faut remarquer qu'une faible valeur de Δt induit un temps de simulation excessif car le calcul informatique augmente considérablement.

3.3.2.2 Méthode de résolution numérique proposée : calcul à pas de temps individualisé

Compte-tenu des effets induits par la méthode classique sur la capacité lorsque la variabilité de τ est considérée, nous proposons une méthode de résolution numérique par pas de temps individualisé. Cela veut dire que le pas de calcul (actualisation de l'information) est différent pour chaque trajectoire parce qu'elle est définie par son propre temps de réaction $\Delta t^n = \tau^n$ (voir la Fig. 3.8.a).

Donc, basés sur l'hypothèse présentée au début de cette partie, on suppose que pendant chaque intervalle dicté par Δt^n, la vitesse est constante. Ainsi, la trajectoire individuelle est définie par polynômes linéaires successifs en supposant aussi que les estimations du véhicule n par rapport au véhicule leader (par ex. espacement, vitesse) sont réalisées de manière discrète au temps de réaction τ^n.

En sachant que cette étude s'intéresse à l'étude de la variabilité inter-individuelle représentée par la distribution des paramètres (par ex. τ, δ_0 et a), cette méthode de résolution numérique par pas de temps individualisé permet :

— d'éliminer les effets de la résolution numérique classique lorsque τ^n ne soit pas un multiple de $\Delta t_{uniforme}$ (mise en évidence précédemment),
— de garantir la cohérence du traitement numérique pour des modèles de poursuite différents (par ex. les modèles de Newell et de Gipps).
— de diminuer le temps de calcul de la simulation, indépendamment du scénario de trafic testé.

Notons que, contrairement au schéma 2 de la méthode classique, cette méthode permet sélectionner les valeurs de τ^n aléatoirement en continu. De plus, on souligne qu'en faisant le calcul par pas de temps égaux à τ^n, le décalage entre les instants d'estimation (du modèle) et d'actualisation (de l'information) généré par le schéma 1 de la méthode classique, est

éliminé. Cette méthode sera appelée, dans le cadre de cette thèse, la méthode de résolution numérique par pas de temps individualisé. Notre analyse de l'impact de la variabilité des paramètres de la poursuite sera basée sur cette méthode pour la suite de cette étude.

3.3.3 Impact de l'amplitude de la distribution des paramètres de la poursuite

Certaines études empiriques ont mis en évidence la distribution des paramètres de la poursuite, grâce au calage des modèles sur des trajectoires individuelles. Néanmoins, l'amplitude de ces distributions, dans chaque expérience, sont différentes. Cela est logique sachant que les caractéristiques individuelles des véhicules peuvent changer significativement d'une population à l'autre (Laval & Leclercq, 2010; Marczak, 2014). Par exemple, (Jabari *et al.*, 2014) ont rapporté que l'amplitude de la distribution des paramètres de Newell sont de l'ordre de 30 % (Chiabaut *et al.*, 2010; Duret *et al.*, 2008) avec les données NGSIM et de 20 % avec des autres bases de données (Jabari *et al.*, 2014; Kendziorra *et al.*, 2016; Meng *et al.*, 2021).

Ici, nous nous intéressons à quantifier l'impact de l'amplitude de la variabilité des paramètres sur la fdc de la capacité. Nous proposons donc trois amplitudes différentes (niveaux de variabilité (NV)) pour chaque distribution : 10 %, 20 %,30 %, suivant une distribution Gaussienne tronquée (pour éviter des valeurs négatives des paramètres). Pour chaque paramètre p (la pente de la relation espacement-vitesse (τ), la distance à l'arrêt (δ_0) et l'accélération maximale souhaitée (a), l'amplitude est définie par le rapport entre l'écart-type (σ_p) et la valeur moyenne (μ_p). Notons que la variabilité des paramètres est traitée indépendamment pour chaque paramètre.

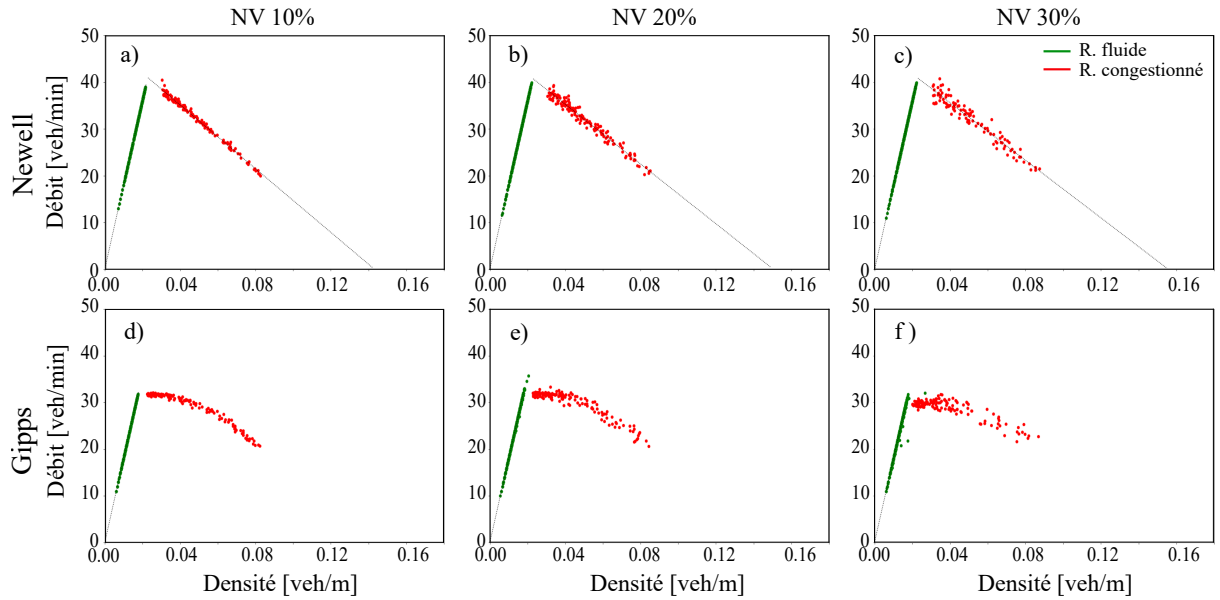


FIG. 3.11 – *Diagrammes fondamentaux obtenus en simulation (basé sur la résolution numérique à pas de temps individualisé) en fonction de différentes amplitudes de variabilité : modèle de Newell comparé avec celui de Gipps. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne.*

Dans cette partie, nous allons comparer les modèles de poursuite de Newell et de Gipps étant donné qu'ils sont des modèles de nature significativement différente (voir la partie 2.2.2.2). Notre intérêt repose sur la capacité de chaque modèle pour reproduire les phénomènes macroscopiques (distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité) à cause de la variabilité des paramètres (τ^n, δ_0^n et a^n). La valeur moyenne de chaque paramètre des modèles est prise du tableau 3.1.

Dans un premier temps, nous présentons l'impact des niveaux de variabilité sur le diagramme fondamental en comparant les modèles de Newell et de Gipps. Dans ce cas, les valeurs U_l sont choisies aléatoirement entre $5m/s$ et $20m/s$ pour explorer la branche du régime congestionné du diagramme fondamental (voir état B sur la Fig. 3.13). A l'aide de la Fig. 3.11, on observe que les valeurs de débit-densité, dans le régime congestionné, sont plus dispersées lorsque l'amplitude de variabilité augmente, indépendamment du modèle. Notons que dans le régime fluide, évidemment, les valeurs ne sont pas dispersées car le paramètre u_f n'est pas distribué. Néanmoins, l'amplitude de la variabilité a un impact non seulement sur la branche congestionnée, mais aussi sur les valeurs des paramètres macroscopiques ajustés indépendamment du modèle.

Par exemple, avec le modèle de Newell (DF triangulaire), nous montrons que W diminue de 14 % et K_{max} augmente de 15 % lorsque l'amplitude de la variabilité augmente de 0 à 30 %, la valeur C reste presque inchangée. Il faut souligner que la moyenne de chaque paramètre dans la simulation est toujours la même. Le tableau 3.5 présente également l'écart-type du débit dans la gamme de densité de $0,03$ à $0,035$ veh/m . Ceci quantifie la distribution des valeurs sur la branche congestionnée du diagramme fondamental dû à la variabilité des paramètres des modèles de poursuite de Newell. Une observation similaire mais qualitative est faite avec le modèle de Gipps.

Dans un deuxième temps, nous étudions l'impact des trois niveaux de variabilité sur les fdc des capacités C_{pre-c} et C_{post-c} en comparant ces mêmes modèles. En tenant compte de la similarité des résultats obtenus avec les deux modèles, on va présenter uniquement ceux obtenus avec le modèle de Newell dans le corps de cette thèse. Les figures correspondantes au modèle de Gipps sont présentées dans les annexes.

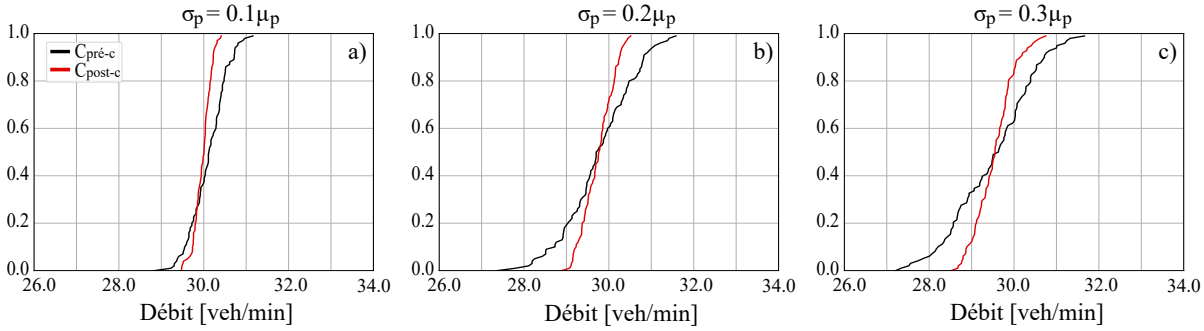


FIG. 3.12 – *Fdcs des capacités en fonction de l'amplitude de la variabilité des paramètres avec le modèle de Newell. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne.*

La Fig. 3.12, ainsi que le tableau 3.5, présentent les résultats pour les trois niveaux de variabilité, avec une limitation de vitesse de $U_l = 10m/s$. Il y a clairement un impact direct de l'amplitude de la variabilité des paramètres sur les valeurs des capacités et sur leur amplitude de variabilité. D'une part, la valeur moyenne de la C_{pre-c} diminue en fonction de l'amplitude de la variabilité (de $30,29$ veh/min pour le cas sans variabilité, jusqu'à $29,49$ veh/min pour une amplitude de variabilité de 30 %, la diminution étant de $2,6$ %). Le même phénomène, avec un impact moindre, est observé pour la C_{post-c} (de $30,03$ à $29,53$ veh/min, avec une diminution de $1,6$ %). D'autre part, plus l'amplitude de la distribution des paramètres est grande, plus l'écart-type des capacités est grand.

Nous pouvons conclure que l'amplitude de la variabilité a un impact direct sur la fdc, ce qui est cohérent avec ce qui était attendu. De plus, avec une amplitude de 30 %, nous montrons que l'écart-type de la capacité, dans ce scénario sans changement de voie, est d'environ la moitié des valeurs expérimentales rapportées dans la littérature.

NV		*All par.ind.*		
		μ	σ	%
0 %	C_{pre-c}	30.29	0.0	0.1
	C_{post-c}	30.03	0.0	0.1
10 %	C_{pre-c}	30.06	0.3	1.0
	C_{post-c}	29.99	0.2	0.5
20 %	C_{pre-c}	29.96	0.6	2.0
	C_{post-c}	29.87	0.3	1.0
30 %	C_{pre-c}	29.40	0.9	3.2
	C_{post-c}	29.45	0.4	1.5

TAB. 3.5 – *Synthèse des résultats de l'impact de l'amplitude de la variabilité avec le modèle de Newell. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne.*

3.3.4 Analyse comparative de la variabilité individuelle des paramètres

Dans la littérature, on trouve des approches contradictoires par rapport à la corrélation entre les paramètres τ et δ_0. Des études empiriques ont mis en évidence que les distributions des paramètres sont indépendantes (Jabari *et al.*, 2014) mais il y a d'autres études qui supposent (basés sur le cadre de modélisation de Newell), que ces paramètres sont corrélés en supposant une même valeur de W (Chiabaut *et al.*, 2010; Duret *et al.*, 2008; Chen *et al.*, 2012). On rappelle que dans (Newell, 2002) la vitesse de propagation des ondes de sur-congestion relie ces deux paramètres comme $W = \delta_0/\tau$ et elle est constante.

Dans cette partie de la thèse, on ne veut pas rentrer dans cette discussion. En revanche, on s'intéresse à comparer l'impact de ces deux configurations sur la capacité et la valeur de la chute de capacité. On propose donc de faire varier l'un d'eux (τ par exemple) et d'en déduire la valeur de δ_0 avec une valeur W constante (comme est supposé dans (Newell, 2002)) ou de faire varier les paramètres δ_0 et τ indépendamment. Notons que cette dernière configuration nous offre la possibilité d'analyser l'impact de la variabilité liée à chaque paramètre de manière individuelle et aussi l'impact résultant de sa combinaison. En effet, on fait varier individuellement les deux autres paramètres : δ_0 et τ où W est modifié en fonction de la variation de chaque paramètre.

A l'aide de la Fig. 3.13, nous illustrons quatre configurations différentes de variabilité de paramètres, proposées dans cette étude, sur deux représentations différentes : i) la macroscopique ($Q = f(K)$) et ii) la microscopique ($\Delta x = f'(v)$: la loi fondamentale de Newell présentée dans la section 2.3). Ainsi, on observe que :

- Lorsque seul le paramètre δ_0 est distribué, K_{max} et W varient, mais la capacité reste constante (Fig. 3.13.a et .b).
- Lorsque seul le paramètre τ est distribué donc W et C varient. L'espacement critique (dans la représentation microscopique) varie fortement avec la variation de τ (Fig. 3.13.c et .d). On rappelle que l'espacement critique (Δx_{crit}) définit la frontière entre le régime de circulation libre au régime de la poursuite (voir la Fig. 2.3).
- Les paramètres δ_0 et τ sont distribuées de manière que W soit constant (Fig. 3.13.e et .f). Notons que C et K_{max} varient dans la même proportion.
- Les paramètres δ_0 et τ sont distribuées indépendamment. Les paramètres C, W, et K_{max} varient (Fig. 3.13.h et .g).

Il faut remarquer que dans chaque configuration présentée sur la Fig. 3.13, l'impact de la variabilité semble être différent en fonction du niveau de la congestion (U_l). Par exemple, on observe que lorsque uniquement δ_0 est distribué (première ligne) l'amplitude de la branche

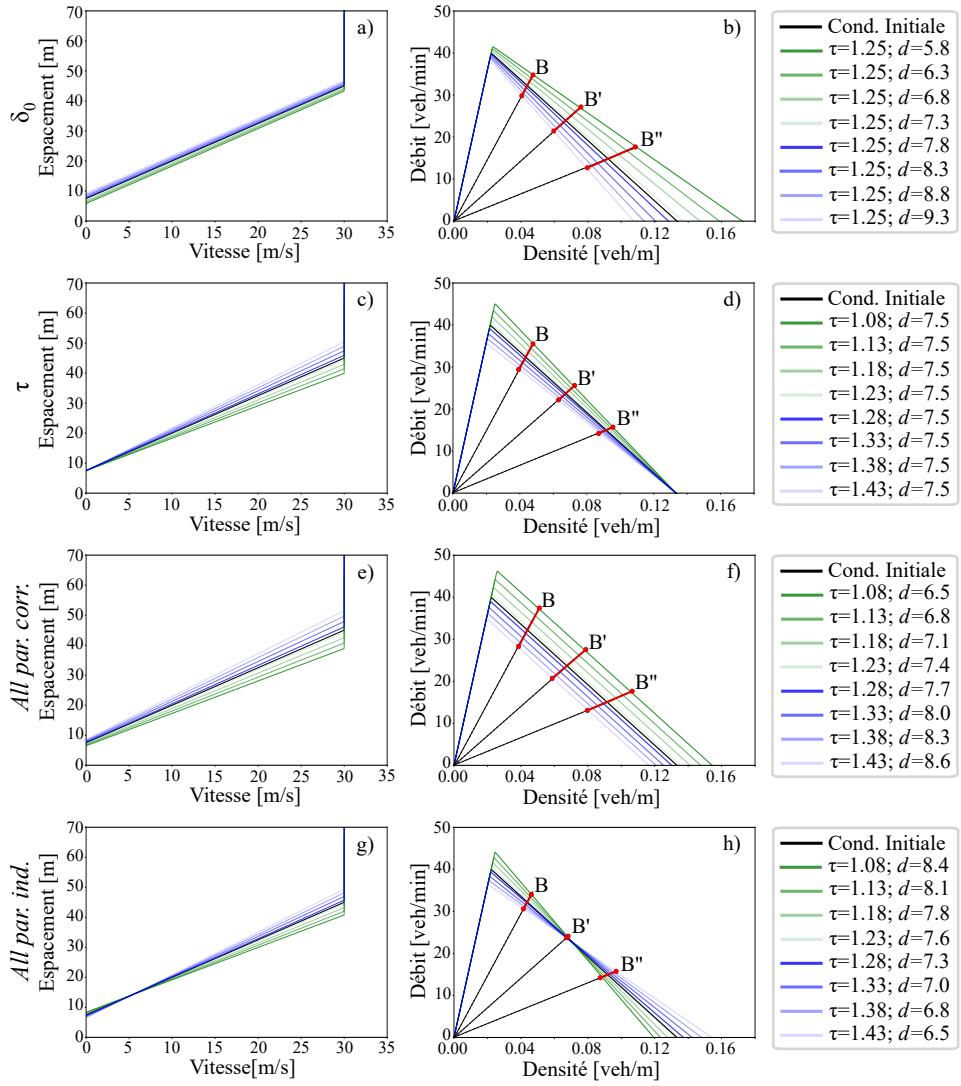


FIG. 3.13 – *Configurations de variabilité des paramètres représentées dans deux échelles : microscopique et macroscopique. B, B′ et B" représentent différents niveaux de congestion.*

congestionnée est plus forte si U_l est faible (voir l'état B'') en raison à la relation $K_{max} = 1/\delta_0$. Par contre, lorsque uniquement τ est distribué (deuxième ligne) l'amplitude de la branche congestionnée est plus forte sur des valeurs de U_l proches de U_f (voir l'état B). Des différences sont aussi observées lorsque les variabilités de τ et δ_0 sont combinées (sur la troisième et la quatrième ligne comparer les états $B, B'et B''$). Compte tenu de cela, nous testerons trois valeurs différentes de U_l ($U_l^1 = 15m/s, U_l^2 = 10m/s, U_l^3 = 5m/s$) pour explorer complètement la branche du régime congestionné.

Les résultats présentés ci-dessous correspondent aux scénarios réalisés avec le modèle de Newell. On rappelle que les résultats similaires correspondants au modèle de Gipps sont présentés dans les annexes (voir les Fig. 6.8). Toutes les figures suivantes sont dessinées avec une amplitude de variabilité de 20 % et la fonction Gaussienne tronquée.

La Fig. 3.14 présente l'impact des différentes configurations de variabilité des paramètres sur la fonction de distribution cumulée (fdc) des capacités C_{pre-c} et C_{post-c} compte tenu des valeurs de U_l. Il faut remarquer qu'une cinquième configuration a été ajoutée liée à la variabilité de l'accélération maximale souhaitée (a). La valeur limite de vitesse et la capacité théorique nominal sont écrites en haut de chaque colonne. Le tableau 3.6 synthétise ces résultats avec les valeurs moyennes des deux capacités et leurs écarts types.

Une observation globale peut être faite en comparant la C_{post-c} (ligne rouge) avec la

Variabilité Paramètres		U_l 15 m/s μ	σ	%	10 m/s μ	σ	%	5 m/s μ	σ	%
$\varnothing$	C_{pre-c}	34.47	0.0	0.0	30.29	0.0	0.1	22.28	0.0	0.0
	C_{post-c}	34.27	0.0	0.0	30.03	0.0	0.1	21.83	0.0	0.0
a	C_{pre-c}	34.47	0.0	0.1	30.30	0.0	0.1	22.27	0.0	0.1
	C_{post-c}	34.26	0.1	0.2	30.04	0.1	0.3	21.85	0.1	0.4
δ_0	C_{pre-c}	34.31	0.3	0.9	30.15	0.3	1.0	22.12	0.3	1.6
	C_{post-c}	34.21	0.1	0.3	29.94	0.1	0.5	21.70	0.2	0.8
τ	C_{pre-c}	33.88	0.8	2.3	29.86	0.5	1.8	21.93	0.3	1.4
	C_{post-c}	34.01	0.3	1.0	29.84	0.2	0.8	21.76	0.3	0.7
Allpar.corr.	C_{pre-c}	33.65	1.0	3.1	29.75	0.8	2.8	21.76	0.7	3.1
	C_{post-c}	34.04	0.4	1.3	29.74	0.4	1.3	21.65	0.3	1.3
Allpar.ind.	C_{pre-c}	33.93	0.8	2.2	29.96	0.6	2.0	21.84	0.5	2.2
	C_{post-c}	33.99	0.3	1.0	29.87	0.3	1.0	21.67	0.2	1.1

TAB. 3.6 – *Synthèse des résultats sur l'impact des configurations de variabilité des paramètres sur les distributions de capacités compte tenu des valeurs différentes de vitesse de limitation (niveaux de variabilité) avec le modèle de Newell. Chaque paramètre est distribué à partir d'une fonction Gaussienne avec* $\sigma = 0.2 \cdot \mu$.

C_{pre-c} (ligne noire). La valeur moyenne de la cdf de la C_{post-c} est légèrement inférieure à celle de C_{pre-c} (la différence est de l'ordre de 1 %). Ceci est dû au fait que nous adoptons une version du modèle de Newell avec une limitation de l'accélération finie. Néanmoins, cette différence est très faible et la valeur de chute de capacité que nous observons, comparée à celle rapporté dans la littérature, est négligeable.

Pour le cas sans variabilité (première ligne), les fdc présentent la forme typique d'une fonction déterministe : la congestion se produit toujours au dessus de la capacité théorique. La deuxième ligne présente l'impact de la variabilité de a, le paramètre d'accélération maximale souhaitée. Son impact est négligeable sur la variabilité à la fois de la C_{pre-c} et de la C_{post-c}, indépendamment de la valeur de U_l. Un résultat égal est trouvé avec le modèle de Gipps. En revanche, l'impact de la variabilité de la distance minimale, δ_0, est plus grand que celui de a. On confirme que l'impact de la variabilité de la distance minimale augmente lorsque la valeur limite de vitesse diminue, comme prévu. En effet, la variation de δ_0 a logiquement un impact plus important sur la partie de la branche du régime congestionné proche de la densité maximale que sur la partie proche de la densité critique.

La variabilité des paramètres individuels qui a le plus d'impact est le temps de réaction τ. On peut observer sur le tableau 3.6 que pour une valeur limite de vitesse de 15 m/s, le ratio de variabilité de la C_{pre-c} (écart-type divisé par la valeur moyenne) est de 2, 3 %. Notez que le taux de variabilité pour la C_{post-c} est moins de deux fois inférieur (1 %). A l'inverse de ce qui a été observé pour la variabilité δ_0, la variabilité τ a le plus d'impact lorsque la limite de vitesse est plus grande (voir les Fig. 3.14.j-.l).

Nous présentons aussi le cas *Allpar.corr.* où W est constant, la valeur individuelle de δ_0^n pour un véhicule étant directement déterminée par celle de τ^n par la relation $\delta_0 = W * \tau$ (l'amplitude de variabilité de 20 % étant appliquée à τ). On peut voir sur cette ligne (Fig. 3.14.m -.o) que la variabilité de la C_{pre-c} et de la C_{post-c} est plus élevée dans ce cas que dans le cas où uniquement τ varie (comparer avec la quatrième ligne). On observe que lorsque tous les paramètres varient indépendamment (Fig. 3.14.p-.r) l'impact sur la variabilité de la C_{pre-c} n'est pas amplifié.

Compte tenu de ce qui précède, nous concluons que lorsqu'un seul paramètre varie, le

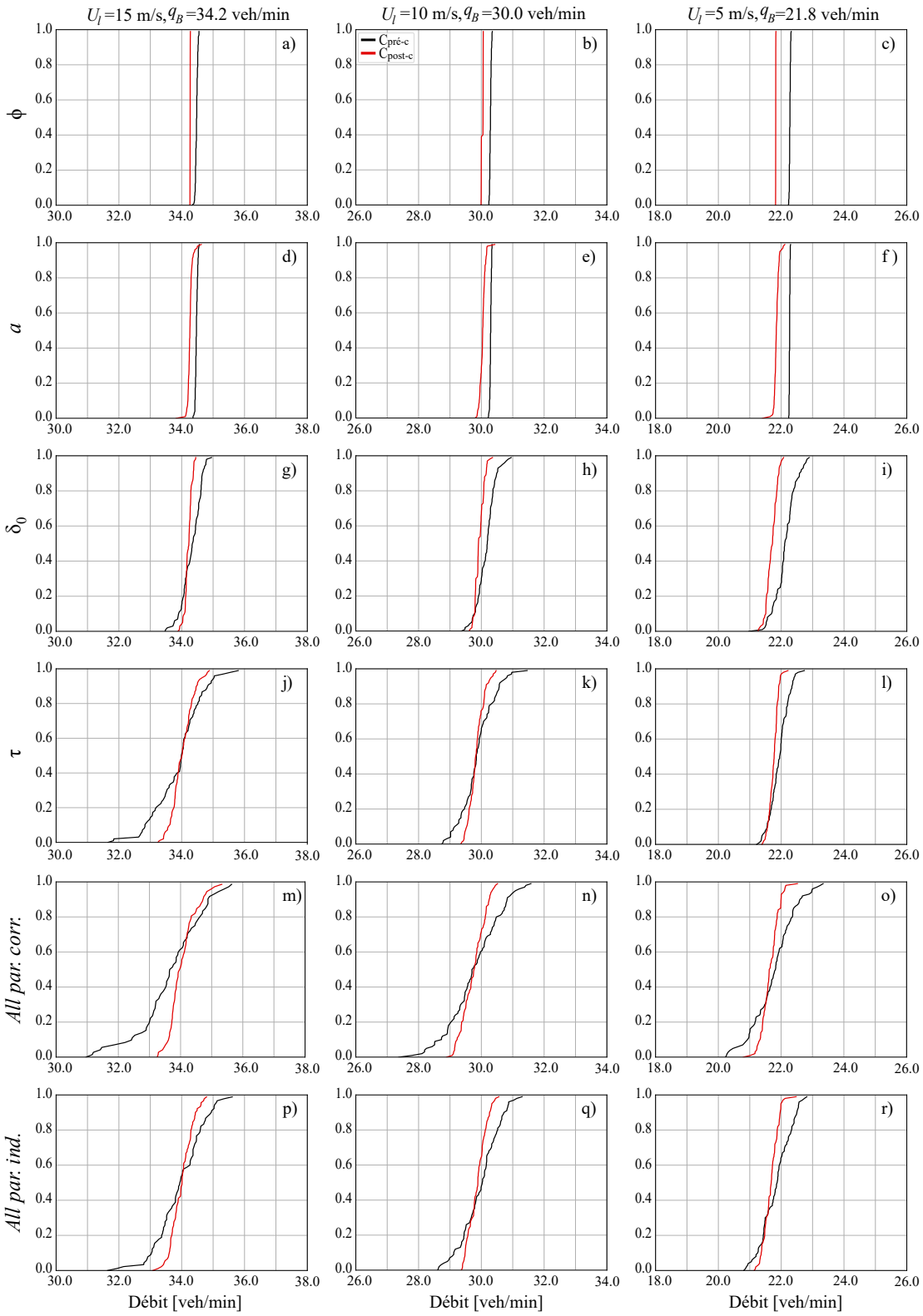


FIG. 3.14 – *Fdcs des différentes configurations de variabilité compte tenu des valeurs différentes de vitesse de limitation (niveaux de variabilité) avec le modèle de Newell. Chaque paramètre est distribué à partir d'une fonction Gaussienne avec* $\sigma = 0.2 \cdot \mu$.

paramètre le plus impactant, en termes de variabilité, sur les distributions de capacités (tant pour la capacité C_{pre-c} que pour la capacité C_{post-c}) est τ, la variabilité de δ_0 a un impact important mais plus faible, et la distribution de a un impact très faible. L'impact relatif de la variabilité τ est plus important lorsque la limite de vitesse est plus grande, l'effet inverse est

observé pour la variabilité de la distance minimale. Comme attendu, lorsque τ et δ_0 varient simultanément, W restant constant, l'impact est maximal et visible quelle que soit la valeur limite de vitesse. La combinaison de la variabilité de tous les paramètres n'augmente pas de manière significative les largeurs des distributions de capacités.

3.3.5 Évaluation de différentes formes de distributions des paramètres

Dans cette dernière partie du chapitre, nous nous concentrons sur l'analyse de l'impact de trois formes de distributions des paramètres sur la fdc des capacités : Gaussienne tronquée, Gamma et Uniforme .

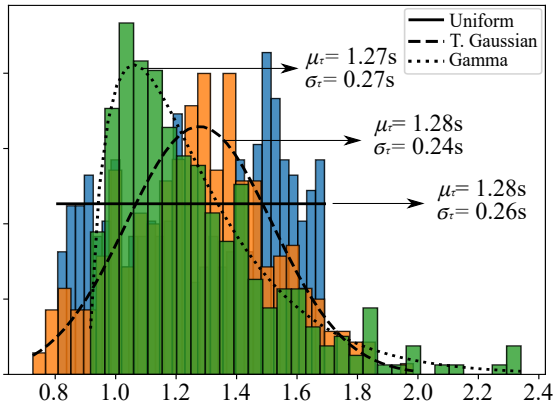


FIG. 3.15 – *Représentation de trois formes de variabilité adaptées à chaque paramètre p.*

La distribution uniforme est choisie pour sa simplicité, ainsi que la Gaussienne. Nous avons également sélectionné la distribution Gamma car dans la littérature, certains auteurs ont trouvé que cette forme est adéquate pour la distribution des temps de réaction (Yang *et al.*, 2017). La Fig. 3.15 illustre l'adaptation des trois distributions de chaque paramètre p pour représenter la valeur de l´écart-type testée (σ_p/μ_p), dans ce cas 20 %. Pour chaque réplication, nous garantissons cette configuration.

La Fig. 3.16 et aussi le tableau 3.7 présentent les fdc de C_{pre-c} et de C_{post-c} pour les trois formes de distributions proposées, avec une vitesse limite $U_l = 10m/s$. Bien que les formes soient significativement différentes, l'impact sur les fdc des capacités C_{pre-c} et C_{post-c}) semble négligeable. Nous concluons donc que la forme des distributions n'a pas d'effet sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité.

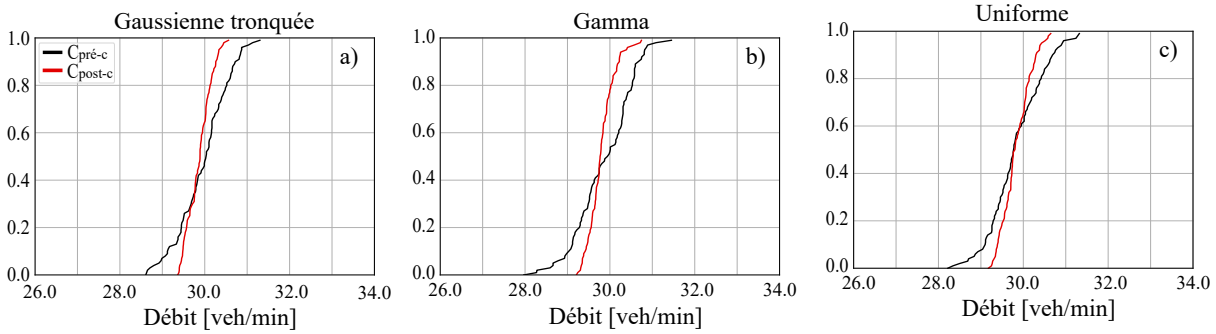


FIG. 3.16 – *Fdcs des capacités en fonction de la forme de la variabilité des paramètres (τ, δ_0, a) avec le modèle de Newell. Chaque fonction garantit $\sigma = 0.2 \cdot \mu$.*

		Forme de la distribution								
		Gaussienne			Gamma			Uniforme		
		μ	σ	%	μ	σ	%	μ	σ	%
All par. Ind	C_{pre-c}	29.96	0.6	2.0	29.86	0.7	2.3	29.82	0.6	2.1
	C_{post-c}	29.87	0.3	1.0	29.80	0.3	1.0	29.83	0.3	1.1

TAB. 3.7 – *Synthèse des résultats de l'impact de la forme de la distribution de la variabilité sur la capacité. Chaque fonction garantit* $\sigma = 0.2 \cdot \mu$.

3.4 Conclusion du chapitre

Dans le chapitre 3, on propose un outil de simulation très simple pour étudier l'impact de la variabilité sur les variables choisies. Cette variabilité est modélisée par des fonctions de probabilité continues et constants au cours du temps. Ainsi, dans la simulation chaque véhicule a ses propres paramètres, sélectionnés aléatoirement sur chaque fonction. Différents scénarios de trafic sont étudiés. Dans un premier temps, on étudie l'impact de la résolution numérique des modèles par la méthode classique (à pas de temps uniformes) en proposant deux schémas lorsque le temps de réaction est distribué : arrondi à chaque calcule de la position et ii) arrondi du temps de réaction aux valeurs multiples du pas de calcul. Avec le premier schéma on observe des variations importantes sur la moyenne de la distribution de la capacité en fonction du pas de temps. Avec le deuxième schéma, on observe des variations importantes de l´écart type de la distribution de la capacité en fonction du pas de temps. Ces impacts de la résolution numérique peuvent être réduits en utilisant un pas de temps très faible, mais cela induit un temps de simulation excessif.

Pour palier cela, dans un deuxième temps, on propose une méthode de résolution numérique exacte qui est basé sur la résolution à pas de temps dynamiques. Ainsi, on étudie l'impact de la variabilité des paramètres en proposant des combinaisons de variabilité entre différentes paramètres, des amplitudes et des formes des distributions avec deux modèles de poursuite différente : Newell et Gipps. On met en évidence le fort impact de la variabilité des paramètres sur les variables macroscopiques. Néanmoins, on observe que τ a l'impact le plus important parmi tous les paramètres testés.

Chapitre 4

Présentation, filtrage et sélection de trajectoires

4.1 Trajectoires individuelles de véhicules en conduite manuelle

4.1.1 Présentation de la base de données de Hefei

Dans le cadre d'une étude du comportement de poursuite, (Jiang *et al.*, 2015) ont réalisé une expérimentation pour le recueil de trajectoires individuelle des véhicules L'étude se concentre sur la relation entre la vitesse et l'espacement des couples de véhicules pour différentes conditions de circulation. Elle met en évidence l'apparition des oscillations de trafic liées aux erreurs de conduite en l'absence de changements de voie.

Nous remarquons la bonne taille de la base de données recueillie par (Jiang *et al.*, 2015) (voir le tableau 4.1). Cela nous offre une possibilité importante pour conduire des analyses liées à la poursuite. Plusieurs travaux s'appuient sur ces données pour l'étude des interactions longitudinales du trafic (Tian *et al.*, 2019; Punzo *et al.*, 2021).

Nous retenons cette base de données de trajectoires pour l'analyse de la relation fondamentale entre la vitesse et l'espacement, et pour le calage des modèles de Newell et de Gipps afin d'obtenir les distributions expérimentales de ces paramètres. Notons que même si ces données ne sont pas partagées sur un entrepôt de données, elles sont accessibles auprès du premier auteur sur simple demande [1]. La base de données sera présentée en détails ci-après

4.1.1.1 Caractéristiques du lieu de l'expérimentation

Les trajectoires des véhicules ont été recueillies dans la ville de Hefei (Chine), le samedi 19 janvier 2013. Ce recueil de données a été réalisé sur 3.2km de l'Avenue Chuangxin (position approximative : 31.83 degrés nord, 117.280 degrés est dans la zone périphérique de la ville) qui comporte trois voies de circulation dans chaque sens. Exceptionnellement, au moment de l'expérimentation, les feux de trafic et d'autres contrôles de trafic n'interviennent pas sur la circulation des véhicules. Le trafic urbain quotidien n'est pas intervenu dans le déroulement de l'expérimentation.

4.1.1.2 Caractéristiques de l'expérimentation

L'expérimentation concerne un peloton de 25 véhicules équipés de dispositifs de géolocalisation qui roulent en ligne (l'un après l'autre) sans avoir le droit de se dépasser. Cette

1. Voir : https ://doi.org/10.1371/journal.pone.0094351

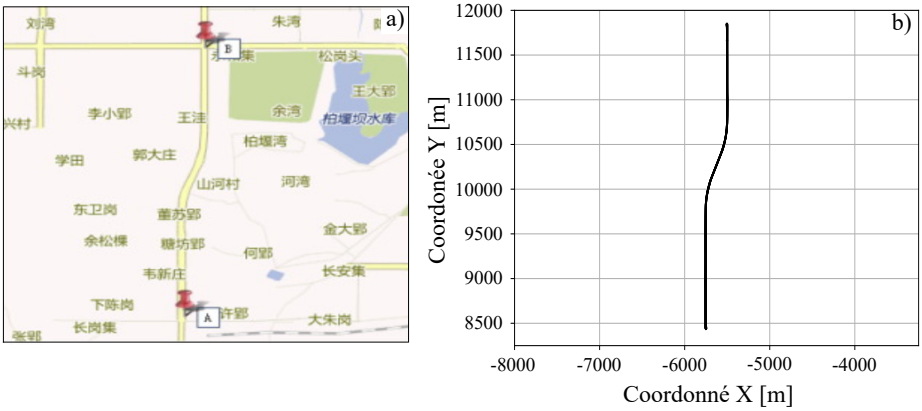


FIG. 4.1 – *Localisation du recueil de données fait par (Jiang et al., 2015). a) Carte géographique (source de l'image : article (Jiang et al., 2015)). b) trajectoires réelles dans le plan X-Y.*

expérimentation consiste à faire circuler le peloton plusieurs fois en aller-retour sur le même côté de la route. Cela veut dire qu'en arrivant à la fin du parcours d'aller (voir le point B sur la Fig 4.1.a), le peloton de véhicules décélère, fait le demi-tour sans changer de côté et s'arrête. Lorsque toutes les voitures se sont arrêtées, une nouvelle répétition commence pour définir le parcours de retour. Il faut remarquer qu'une répétition concerne un seul trajet (soit d'aller ou soit de retour) et que chaque trajet génère un ensemble de 25 trajectoires. Ci-après dans cette thèse, nous appellerons les sens $S1$ (l'aller) et $S2$ (le retour) de circulation des véhicules de l'expérimentation.

Expérience	Ordre dans le peloton	Sens de trajets	Nombre de répétitions	Vitesse du leader par répétition [km/h]	Nombre de trajectoires
$E1$	$O1$	$S1$	6	[20,30,40,30,20,30]	142
$E1$	$O1$	$S2$	6	[50,40,50,50,50,40]	126
$E2$	$O2$	$S1$	6	[15,40,30,30,20,40]	129
$E2$	$O2$	$S2$	6	[50,50,50,40,50,50]	130
$E3$	$O2$	$S1$	6	[15,40,30,30,20,40]	140
$E3$	$O2$	$S2$	6	[50,50,50,40,40,50]	133
			Total de trajectoires disponibles		**800**

TAB. 4.1 – *Caractéristiques de la base de données de Hefei recueillie par (Jiang et al., 2015)*

Le travail de recueil des données concerne trois expériences différentes ($E1$, $E2$ et $E3$). Il faut remarquer que deux des expériences ont été réalisées avec le même ordre de véhicules dans le peloton (pour voir l'ordre des véhicules utilisés, voir le tableau 1 dans (Jiang *et al.*, 2015)). Les deux dispositions (ordre) des véhicules utilisées pendant l'expérimentation sont appelées $O1$ et $O2$. Chaque expérience comporte 12 répétitions ce qui fait un total de 36 trajets. Ainsi, la base de données de Hefei concerne en totalité 900 trajets. Cependant, quelques trajets n'ont pas été bien enregistrées pendant le parcours (incomplets ou avec longues périodes de données manquantes) donc ils ne sont pas pris en compte pour notre étude. Dans le tableau 4.1, on synthétise quelques caractéristiques de l'expérience et la quantité nette de trajectoires disponibles.

Chaque répétition est caractérisée par la vitesse de consigne imposée au véhicule leader du peloton qui est équipé d'un régulateur de vitesse (« cruise control (CC) » en anglais). Dans la plupart des cas, la vitesse du véhicule leader est presque constante pendant le parcours (par ex. $50, 40, 30$ or 20 km/h). Néanmoins, il y a deux trajets où le véhicule leader circule à 15 km/h puis diminue à 7 km/h (sans utiliser la pédale de freinage) et finalement remonte à 20 km/h.

La Fig. 4.2 présente l'évolution de vitesse des quatre véhicules en poursuite et illustre les consignes de vitesse utilisées dans l'expérimentation.

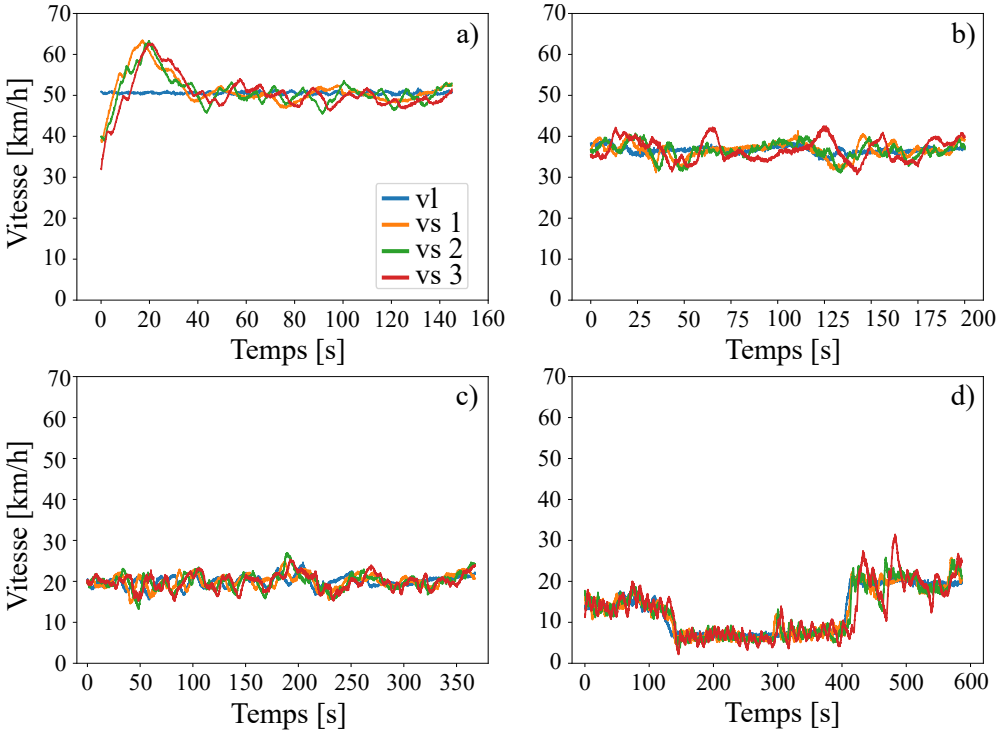


FIG. 4.2 – *Exemple de la évolution de vitesse des quatre premiers véhicules du peloton pour quatre des répétitions. a) : consigne de 50 km/h, b) : consigne de 40 km/h, c) consigne de 20 km/h, d) consigne de 15, 7 puis 20 km/h.*

4.1.1.3 Caractéristiques des données recueillies

Les données de trajectoires sont mesurées à l'aide des dispositifs de GPS haute définition appuyés sur le « Multi-functional Satellite Augmentation System (MSAS) » (satellite Japonais). Chacune des voitures est équipée d'un MSAS pour enregistrer les données de position et de vitesse à une fréquence de 10 Hz. (Jiang *et al.*, 2015) mentionnent que la précision du GPS haute définition est de ± 1 m pour la position et de ± 1 km/h pour la vitesse. Les détails de l'expérience de recueil des données de trajectoires sont présentés dans l'article (Jiang *et al.*, 2015).

4.1.2 Sélection de la zone d'étude

Sur la Fig. 4.3 à gauche, nous présentons une trajectoire dans le sens $S1$ (noire) et une trajectoire dans le sens $S2$ (rouge). La distance entre elles est compatible avec la largeur d'une voie simple. Nous pouvons conclure que, si l'expérimentation s'est déroulée sur une seul côté de la route, deux voies différentes sont utilisées.

Cependant, on note aussi une variation latérale remarquable (jusqu'à trois mètres) dans le comportement longitudinal de l'ensemble des 25 véhicules même si la circulation dans chaque sens est supposée en file sur une seule voie. Compte tenu de cela, nous suspectons que ces anomalies sont causées par des erreurs de mesure, alors on se concentre à vérifier la précision des trajectoires enregistrées au long de la route.

Pour quantifier la variation mentionnée précédemment, nous proposons une méthode basée sur le calcul de l'écart-type de la coordonnée X de l'ensemble de trajectoires (correspondantes à un peloton) en fonction de la coordonnée Y (l'axe de circulation). La moyenne

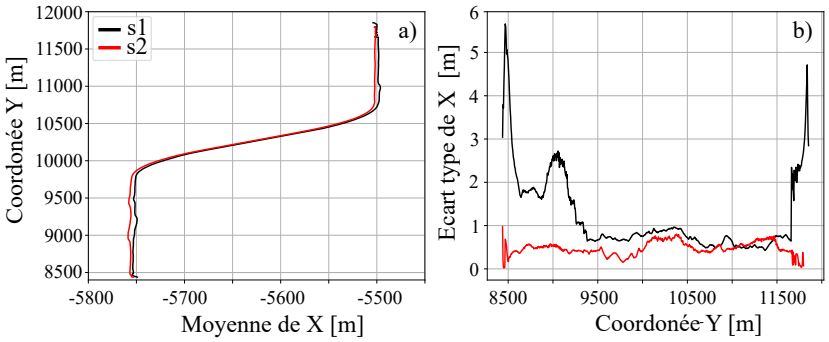


FIG. 4.3 – *Représentation de la moyenne et de l'écart-type des coordonnées GPS des trajectoires dans le peloton pour chaque sens*

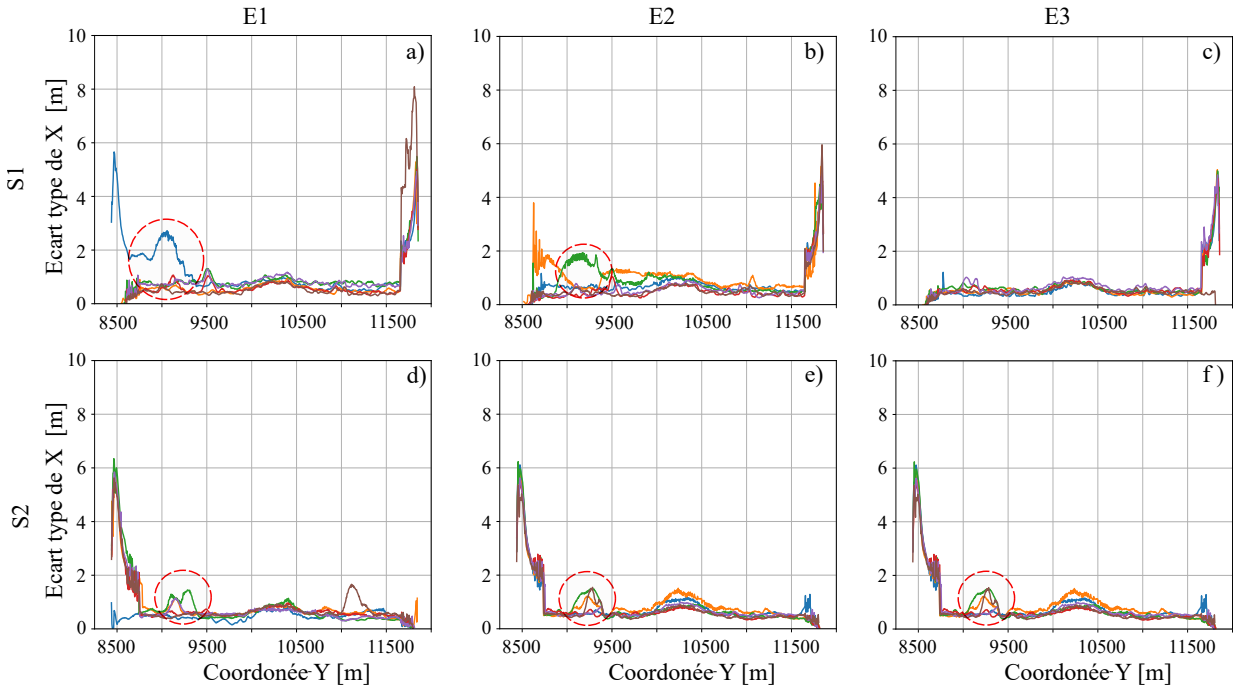


FIG. 4.4 – *Évolution de l'écart-type des trajectoires du peloton de véhicules par sens*

et l'écart-type de X sont calculés considérant des intervalles de mesures sur Y de 5 m. La taille de l'intervalle est choisie pour deux raisons :

1. une taille plus petite est très sensible au bruit des données ;
2. une taille plus grande accumule les effets de la variation de la coordonnée X de la trajectoire compte tenu de la nature de la voie. Notons que la voie n'est pas du tout rectiligne (voir la Fig. 4.1)

Sur la Fig. 4.4, on présente l'évolution de cet écart-type au long de l'axe de circulation pour chaque expérience ($E1$, $E2$ et $E3$, organisées horizontalement) et pour chaque sens de circulation ($S1$ et $S2$, organisés verticalement). Nous observons des effets forts de l'écart-type à la fin du parcours dans le sens $S1$ et des effets similaires au début du parcours dans le sens $S2$. D'abord, nous concluons que, pour une même expérience Ei, l'enregistrement des données a été continu entre $S1$ et $S2$. Cela veut dire que les véhicules à la fin du trajet dans $S1$ font le demi-tour, sans arrêter l'enregistrement de données, et commencent le trajet dans $S2$.

Le demi-tour implique donc un déplacement latéral qui est représenté par les pics de jusqu'à 8 m de l'écart-type. De plus, on remarque des petits sauts systématiques de l'écart-type entre 9000 et 9500 m de la coordonnée Y (identifiés avec le cercle rouge sur les Fig. 4.4. a-.d et .f) qui semblent être liés à des effets temporels (par ex. le phénomène de réflexion ou

l'interférence des signaux)(pour plus de détails voir la partie 1.1.2). Notons que ces effets ne sont pas observées pour le trajet de $E3$ dans le sens $S1$, présenté sur la Fig. 4.4.e. Les effets liés au virage de la route, observées entre 10000 et 10500 m, sont négligeables parce que l'écart-type est inférieur d'un mètre.

Compte tenu de ce qui précède, nous considérons les données enregistrées dans la zone comprise entre 9500 m et 11500 m (voir de la coordonnée Y sur la Fig. 4.1.b). Ainsi, en sachant que la vitesse de circulation est différente pour chaque répétition (voir les consignes de vitesse sur le tableau 4.1), la longueur temporelle des trajectoires varie entre 187, 4s (les plus courtes) et 595, 7s (les plus longues).

4.2 Trajectoires individuelles de véhicules automatisés

4.2.1 Présentation de la base de données de (Makridis *et al.*, 2021) (OpenACC)

Dans le cadre d'études sur les véhicules bénéficiant d'un système de contrôle de vitesse d'adaptative (ACC), (Makridis *et al.*, 2021) mettent à disposition du public, une base de données de trajectoires très complète dans OpenACC [2]. Cette source de données comporte différentes expériences réalisées sur quatre lieux différents : Chersaco (Italie), Vicolungo (Italie), AztaZero (Suède) et ZalaZone (Hongrie). De plus, cette expérience considère de nombreux tests avec différents types de véhicules (avec le même système commercial d'ACC), des réglages de conduite [3] et des consignes de vitesse. L'objectif de cette proposition est : « d'engager la communauté scientifique vers une meilleure compréhension des propriétés des véhicules avec ACC en vue d'anticiper leurs impacts sur le trafic et de prévenir d'éventuels problèmes liés à leur introduction généralisée » (Makridis *et al.*, 2021). Plusieurs études récentes utilisent cette base de données pour l'analyse des caractéristiques (par ex. le temps de réponse) de ces types de véhicules (Ciuffo *et al.*, 2021).

Les caractéristiques des lieux de recueil, des expérimentations et des données recueillies d'OpenACC sont présentées en détail ci-dessous.

4.2.1.1 Caractéristiques des lieux de recueil

Les premières trajectoires des véhicules en conduite automatisée ACC ont été recueillies sur des routes publiques à Cherasco et à Vicolungo pendant le dernier trimestre de 2018 et le premier trimestre de 2019, respectivement. Elles ont eu lieu à proximité du laboratoire JRC (Joint Research Center), situé à Ispra, en Italie du Nord. L'expérience réalisée à Cherasco concerne une route de 152 km dans le sens Ispra-Cherasco (Italie) qui comporte trois voies de circulation dans chaque sens. L'expérience réalisée à Vicolungo concerne une route de 43 km dans le sens Ispra-Vicolungo (Italie) qui comporte deux voies de circulation dans chaque sens. Pendant le déroulement de ces expériences, le trafic urbain quotidien intervient, donc le peloton de véhicules ACC pourrait interagir avec des véhicules extérieurs à l'expérimentation. Par conséquent, le recueil de données a été réalisé en dehors des heures de pointe (vers midi) pour éviter le trafic dense et une possible congestion. De même, le réglage du temps inter-véhiculaire du système ACC a été le plus court possible pour tous les véhicules dans les deux expériences (pour plus de détails voir le chapitre 6). Cela permet d'éviter l'insertion des véhicules externes dans le peloton de véhicules ACC et de garantir les critères

2. Voir : https ://data.jrc.ec.europa.eu/dataset/9702c950-c80f-4d2f-982f-44d06ea0009f

3. le réglage est défini comme le temps inter-véhiculaire de circulation qu'adopte le système lorsqu'il est actif. Dans les véhicules commerciaux, le réglage est choisi parmi une liste de niveaux de temps différents

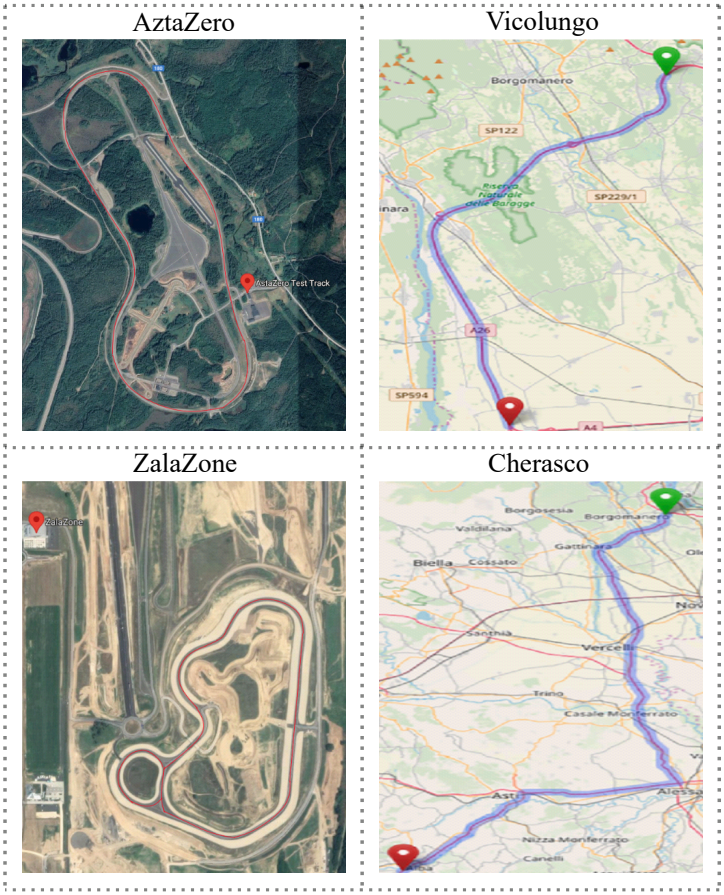


FIG. 4.5 – *Carte géographique des quatre lieux de recueil de trajectoires de la base de données OpenACC (Source des images : article (Makridis et al., 2021)).*

de sécurité sur la route. Cependant, des défauts dans ces deux expériences (Cherasco et Vicolungo) sont mentionnés dans (Makridis *et al.*, 2021) :

- Des situations d'accrochage entre les véhicules ACC et les véhicules extérieurs à l'expérimentation sur un convergent ;
- Des insertions des véhicules externes dans le peloton de véhicules ACC (rupture du peloton) ;
- La perte de signal GPS à l'intérieur du tunnel ;
- Un camion lent devant le peloton qui a empêché la circulation à la vitesse de consigne.

En conséquence, (Makridis *et al.*, 2021) ont réalisé une inspection manuelle de l'ensemble de données pour supprimer les mesures erronées ou problématiques. Ils remarquent que l'enregistrement de données a été discontinu puisqu'il est limité aux périodes pendant lesquelles le peloton est uniquement composé des véhicules prévus.

D'autres trajectoires de véhicules en conduite automatisée ont été recueillies sur des routes de test à AztaZero Test Track (Suède) et à Zalazone Ground (Hongrie) pendant le deuxième semestre de 2019, respectivement. L'expérience réalisée à AztaZero concerne une route rurale de 5.7 km et à Zalazone concerne une route « Handling Course » de 2.2 km avec des inclinations longitudinales, les deux décrivant un circuit fermé. Ces deux endroits sont des lieux d'expérimentation contrôlés où le trafic extérieur n'intervient pas dans l'expérimentation. La figure 4.5 présente la carte des quatre lieux mentionnés précédemment.

4.2.1.2 Caractéristiques des expérimentations

Cherasco

L'expérimentation à Cherasco considère un peloton de trois véhicules ACC qui enregistrent

Expérience/ lieu	Jours de recueil	Taille du peloton [véh]	Vitesse de consigne [m/s]	Réglage du temps inter-véhiculaire	Nombre de trajectoires
Cherasco	2	3	± 30	Court	33
Vicolungo	3	5	± 30	Court	60
AztaZero	2	5	$14-17$ et $25-25$	Court/long	50
ZalaZone	2	11	± 8 et $5-20$	Court/moyen/long	517
			Total de trajectoires disponibles		**660**

TAB. 4.2 – *Caractéristiques des expériences OpenACC*

leurs trajectoires sur 11 tronçons de la route parcourue. Le véhicule leader circule toujours avec le système ACC désactivé. Le conducteur de ce véhicule a été instruit pour circuler sous une consigne de vitesse de 30 m/s et pour générer manuellement de petites perturbations, décélérant et accélérant, de manière aléatoire et naturelle (avec une certaine fréquence au choix du conducteur).

Vicolungo
L'expérimentation à Vicolungo considère un peloton de cinq véhicules ACC qui enregistrent leurs trajectoires sur 12 tronçons de la route parcourue. Le véhicule leader circule toujours avec le système ACC désactivé. Le conducteur de ce véhicule a été instruit pour circuler sous une consigne de vitesse de 30 m/s et pour générer manuellement de petites perturbations, décélérant et accélérant, de manière aléatoire et naturelle.

AztaZero
L'expérimentation à AztaZero considère un peloton de cinq véhicules ACC qui enregistrent leurs trajectoires sur 10 tours complets sur la route de test. Le véhicule leader circule toujours avec le système ACC actif. Ce véhicule a été réglé pour circuler sous deux consignes de vitesse différentes : 1) entre 14 et 17 m/s dans les virages, et 2) entre 25 et 28 m/s sur les tronçons rectilignes. Le changement de consigne a été défini dans le système ACC donc le véhicule leader décélère et accélère donc de manière autonome. Les périodes d'accélération/décélération sont automatiquement ajustées en fonction de la stratégie appliquée par le système ACC. Dans cette expérience, deux réglages de temps inter-véhiculaire ont été testés : le court et le long. Tous les véhicules du peloton ont le même réglage pendant le tour.

ZalaZone
L'expérimentation à ZalaZone considère un peloton de 11 véhicules ACC qui enregistrent leurs trajectoires sur 47 tours complets sur la route de test. Le véhicule leader circule toujours avec le système ACC actif. Ce véhicule a été réglé pour circuler sous une consigne de vitesse d'environ 8 m/s qui varie entre 5 et 20 m/s en fonction des périodes fréquentes de décélération et d'accélération (appliquées de manière autonome). Toutes les décélérations déclenchées par le leader ont été exécutées à une décélération cible de $-3\ m/s^2$, tandis que toutes les accélérations ont été exécutées à $1\ m/s^2$. Dans cette expérience, trois réglages de temps inter-véhiculaire ont été testés : le court, le moyen et le long. Pour chaque tour, le peloton est composé de véhicules avec des réglages de temps inter-véhiculaire différents. Il faut mentionner que cette expérience vise à étudier l'effet de la géométrie de la route sur la performance du système ACC.

Dans le tableau 4.2, on synthétise quelques caractéristiques des expériences de la base de données OpenACC. Il faut préciser que, dans la source de données, les trajectoires ne sont pas différenciées par jour de recueil. Pour plus de détails sur les caractéristiques des

Lieu	Dispositifs utilisés	Précision des variables	Fréquence
Cherasco et Vicolungo	- Dispositifs U-blox M8 (accéléromètre, gyroscope et récepteurs GNSS) - OBD - CAN	- Position : 50 cm - Vitesse : non précisé	3-4 Hz
AztaZero	- Système inertiel de navigation - Système RT-range S multiple target ADAS - Récepteurs GNSS	- Position : 2 cm - Vitesse : 2 cm/s	100 Hz
ZalaZone	- Race logic VBOX	- Position : 2 cm - Vitesse : 0.1 km/h	100 Hz
	- Ublox 9 chipset	- Position : 0.3 m - Vitesse : 0.5 km/h	10 Hz
	- Traker app	- Position : 10 m - Vitesse : 1 km/h	1 Hz

TAB. 4.3 – *Caractéristiques des données d'OpenACC*

marques de véhicules et les types de véhicules utilisés dans chaque expérience, on peut voir les tableaux 2 et 3 dans (Makridis *et al.*, 2021), respectivement.

4.2.1.3 Caractéristiques des données

Les données de trajectoires OpenACC sont mesurées par une méthode similaire à celle *N*3 du tableau 1.1 présenté dans la section 1.2, qui s'appuie sur différents dispositifs de mesure pour faire la triangulation d'information. Les données de vitesse (en différentes directions), de latitude, de longitude, de position et autres, sont disponibles dans cette base de données. Nous présentons ci-dessous, sur le tableau 4.3, les caractéristiques des dispositifs utilisés dans chaque expérience. (Makridis *et al.*, 2021) mentionnent que :

— Les données fournies par le dispositif OBD sont souvent incomplètes et enregistrées avec une fréquence faible, dans la plupart des cas.
— Les données fournies par le dispositif GNSS contiennent un niveau de bruit significatif.

Il faut remarquer que les trajectoires disponibles ne sont pas brutes du tout, compte tenu du traitement des données appliqué par (Makridis *et al.*, 2021). Ainsi, la fréquence des données a été donc uniformisé à 10 Hz grâce à l'interpolation par la technique « Savistsky-Golay » (présentée dans le tableau 4.4), avec des "splines" de deuxième ordre (dans le cas de AztaZero et ZalaZoNE) et de troisième ordre (dans les cas de Cherasco et Vicolungo). Néanmoins, pour plus de détails sur le traitement de données et le processus de recueil, il faut lire l'article de (Makridis *et al.*, 2021) ou aller directement au site (voir au début de cette section).

4.3 Filtrage de données des trajectoires

Le recueil des données implique toujours des erreurs liées à :
— la précision du dispositif de mesure,
— la manipulation incorrecte de ces dispositifs,
— et, aux effets externes (par ex. la coupure d'électricité ou d'internet, des interférences des signaux, etc).

En conséquence, les données de position enregistrées sont plus un « nuage de points » qu'une droite de points alignés. Pour le dire simplement, il semble logique de penser que la « vraie » tendance passe au « milieu » de ce nuage de points. Plusieurs études ont été consacrées à définir une méthode pertinente pour trouver une courbe représentative des données bruitées sans perdre ou modifier l'information. Cela est appelé le lissage de données brutes. Ci-après, on explique brièvement l'intérêt du lissage de données brutes et quelques méthodes disponibles pour le faire.

4.3.1 Méthodes de filtrage disponibles

Le lissage de données est impérativement nécessaire pour que les données brutes soient exploitables. Par exemple, lorsque les données de position sont beaucoup bruitées, la vitesse et l'accélération montrent des valeurs irréalistes qui limitent l'analyse et/ou peuvent conduire à des conclusions erronées (Coifman, B. & Li, L., 2017; Montanino & Punzo, 2015). De même, si les variables (par ex. la position, la vitesse et l'accélération) sont mesurées de manière indépendante, les erreurs générèrent des inconsistances entre elles qui rendent difficile le traitement envisagé (par ex. le calage d'un modèle) (Punzo *et al.*, 2021). Ainsi, plusieurs études se concentrent pour lisser le bruit des données en appliquant différentes techniques (Ossen, 2008; Marczak & Buisson, 2014; Tian *et al.*, 2019; Thiemann *et al.*, 2008; Buisson *et al.*, 2016; Xin *et al.*, 2008; Punzo & Simonelli, 2005). Ces techniques seront présentées ci-après.

4.3.1.1 Le filtre passe-bas

Une technique classique est le filtre passe-bas (ou "Butterworth") qui supprime les « fréquences élevées » ou les valeurs physiquement illogiques identifiées en dehors d'une valeur seuil. Ce filtre est un exemple très connu qui utilise cette technique pour diminuer le bruit des signaux électriques. Cependant, cela fait un lissage discontinu parce qu'elle ne corrige que certaines valeurs identifiées à certains moments. De même, cette technique ne prend pas en compte la tendance à long terme de la courbe donc pourrait conserver des informations irréalistes traduites par ses dérivés (par ex. changements brusques d'accélération, variations instantanées du jerk, etc) (Marczak & Buisson, 2014).

4.3.1.2 La moyenne glissante ou la moyenne mobile

Une autre technique utilisée est la moyenne glissante ou la moyenne mobile (« Smooth Moving Average (SMA) » en anglais) (Ossen, 2008; Thiemann *et al.*, 2008; Tian *et al.*, 2019), qui consiste à calculer de manière continue la moyenne d'une série de valeurs à chaque ajout de point pour éliminer ceux éloignés d'une tendance globale. Ces articles appliquent la moyenne glissante pour éliminer les discontinuités des valeurs de position (Ossen, 2008), de vitesse (Thiemann *et al.*, 2008) et d'accélération (Tian *et al.*, 2019), en rapportant des bons résultats après l'application de cette technique.

L'étude (Thiemann *et al.*, 2008) propose de résoudre le problème de l'amplification du bruit (généré dans le processus de dérivation de la position) des données NGSIM en différenciant les positions des vitesses et des accélérations, puis en lissant les trois variables de manière indépendante. Ils considèrent que la vitesse doit être lissée plus faiblement que l'accélération et la position plus faiblement que la vitesse. Mais, l'étude ne mentionne pas la consistance interne des variables après l'application du lissage.

Néanmoins, (Thiemann *et al.*, 2008; Tian *et al.*, 2019) portent une attention spéciale à la taille de la fenêtre de pondération car un intervalle très grand peut modifier significativement la nature d'une trajectoire. Par exemple, un filtrage très sévère conduit à des durées de changement de voie plus longues que les durées réelles (Thiemann *et al.*, 2008). Pour résoudre ce problème, les auteurs mentionnent que le lissage concentré sur la vitesse doit être : suffisamment fort pour éliminer le bruit mais suffisamment faible pour éviter la distorsion des résultats. Ce qui précède met en évidence le besoin d'une analyse de sensibilité pour trouver la bonne taille de la fenêtre de mesure.

4.3.1.3 Le filtre Savitsky-Golay

Une troisième technique de filtrage disponible est Savitsky-Golay qui utilise des fonctions polynomiales successives (appelées en anglais "splines") en faisant la régression locale ou par morceaux. Les articles (Brockfeld *et al.*, 2004; Buisson *et al.*, 2016) appliquent cette technique pour estimer des vitesses et des accélérations instantanées et ils rapportent de bons résultats de la méthode en termes de consistance. De même, l'étude (Xin *et al.*, 2008) utilise une méthode d'optimisation pour minimiser les erreurs de mesure et préserver la cohérence interne dans l'estimation des variables.

On remarque que l'avantage de cette technique repose sur la facilité d'avoir des variables instantanées de vitesse, d'accélération ou de jerk grâce aux dérivées successives en garantissant aussi la consistance entre elles. Cependant, cette approche est très sensible au degré du polynôme choisi. On pourrait donc appliquer un lissage assez sévère dans quelques morceaux et/ou assez légers dans certains autres.

4.3.1.4 Le filtre de Kalman non stationnaire

Nous notons que parmi les techniques mentionnées jusqu'à présent aucune n'aborde la cohérence au niveau inter-véhiculaire pour vérifier que les distances entre les véhicules restent physiquement acceptables. En revanche, (Punzo & Simonelli, 2005) appliquent un filtre de Kalman non-stationnaire aux données DGPS, introduisant la distance inter-véhiculaire comme la variable à mesurer. Ils comparent les résultats des techniques Butterworth et Savitsky-Golay et mettent en évidence une différence importante entre les trajectoires filtrées par ces deux techniques et celles obtenues par la technique de Kalman. De même, l'étude (Ma & Andréasson, 2006) applique le lissage de Kalman aux variables de position et de vitesse des deux trajectoires mesurées indépendamment, mais la limitation de l'analyse ne permet évidemment pas de tester la cohérence des estimations dans un peloton de véhicules.

Enfin, cette quatrième technique permet un lissage sophistiqué des données de trafic, mais son application implique l'utilisation d'un modèle de trafic. Cet-à-dire, cette technique se base sur la prédiction de comportements qui permet de corriger les valeurs expérimentales et donc de réduire les erreurs de mesure.

Technique utilisée	Ventages	Désavantages
Filtre passe-bas de Butterworth	- supprime les valeurs physiquement illogiques	- le lissage est discontinue au cours de la trajectoire - ne prend pas la tendance générale de la trajectoire - ne garantit pas l'atténuation des affectes
Moyenne glissante (ou moyenne mobile)	- applique une lissage continue au cours de la trajectoire - se base sur la tendance à long terme des données - réduit l'amplification du bruit dans la dérivation des variables	- besoin d'une analyse de sensibilité de la taille de fenêtre de pondération - est plus efficace sur la vitesse
Savitsky-Golay (par splines)	- permet de définir des fonctions polynomiales d'ajustement - permet l'estimation instantanée des variables - garantit la cohérence interne entre les variables	- fait une régression polynomiale pour morceaux, ce qui traduit une quantité élevée de fonctions - est très sensible au degré du polynôme défini dans chaque morceau - le lissage des données peut être sévère
Filtre de Kalman non stationnaire	- considère l'interaction entre les véhicules tenant compte de la distance inter-véhiculaire - permet un lissage robuste et sophistiqué des données - se base sur la prédiction de valeurs pour la correction des données - donne des meilleures résultats que ceux obtenus par l'application des techniques de Butterworth et de Savitsky-Golay	- besoin d'un modèle microscopique de trafic - se limite aux données de position

TAB. 4.4 – *Avantages et désavantages des techniques de lissage disponibles dans la littérature*

4.3.1.5 Conclusion sur les méthodes de filtrage

Toutes les techniques de filtrage du bruit présentées précédemment sont synthétisées dans le tableau 4.4. Elles montrent des avantages et des désavantages au moment de leur application sur des données brutes. Il n'y a pas de consensus général sur la méthode meilleure ou la plus pertinente et d'ailleurs chaque méthode peut être la meilleure pour le filtrage d'un type de bruit et médiocre pour un autre bruit. On peut résumer ces travaux ainsi :

La technique de lissage doit être fondée sur un critère lié à la qualité et la quantité des données, au type de données recueillies et à l'objectif de l'analyse.

Dans la suite de cette étude, on va retenir la moyenne glissante mobile comme méthode de filtrage. On considère que cette technique est très pertinente pour notre analyse compte tenu de la bonne qualité initiale des données de position et de vitesse qui n'exigent pas une correction importante. Donc, le filtrage sera appliqué d'abord sur la vitesse qui est notre variable d'analyse, puis une correction des positions sera faite pour maintenir la consistance interne. La technique de la moyenne glissante est présentée ci-après.

4.3.2 Présentation de la méthode de la moyenne glissante

La moyenne glissante est une méthode qui nous permet de supprimer les fluctuations transitoires de la vitesse grâce à la considération des tendances à long terme. Cette moyenne est mobile parce qu'elle est recalculée à une fréquence déterminée (normalement il s'agit de la fréquence d'enregistrement des données), en utilisant à chaque calcul un sous-ensemble de valeurs (comprises dans un intervalle mobile de taille définie) dans lequel des nouvelles valeurs remplacent les plus anciennes. Il existe différents types de moyenne glissante comme la triangulaire, l'exponentielle, l'uniforme et autres, qui donnent un poids à chaque valeur dans l'intervalle de calcul en fonction de sa forme. En particulier, nous allons appliquer la moyenne glissante triangulaire symétrique.

L'intervalle de calcul (qui correspond à la base du triangle isocèle) est un paramètre important de la méthode. Ainsi, les poids de chaque terme décroissent linéairement de sorte que les plus proches ont un poids très fort et les plus éloignés un poids très faible. Similaire à la moyenne mobile simple, le calcul de la moyenne pondérée exige de conserver toutes les valeurs utilisées par les moyennes précédentes. Cela garanti une courbe de vitesse propre et exploitable. Dans notre étude, nous considérons un intervalle ou fenêtre de mesure de 1s (10 enregistrements sachant que la fréquence des données est 10 Hz), inspirés par l'analyse de sensibilité faite dans (Thiemann *et al.*, 2008; Tian *et al.*, 2019). Nous garantissons la consistance entre les variables $(x, \dot{x})$ donc la correction des données de position est réalisée en conformité avec la courbe de vitesse lissée.

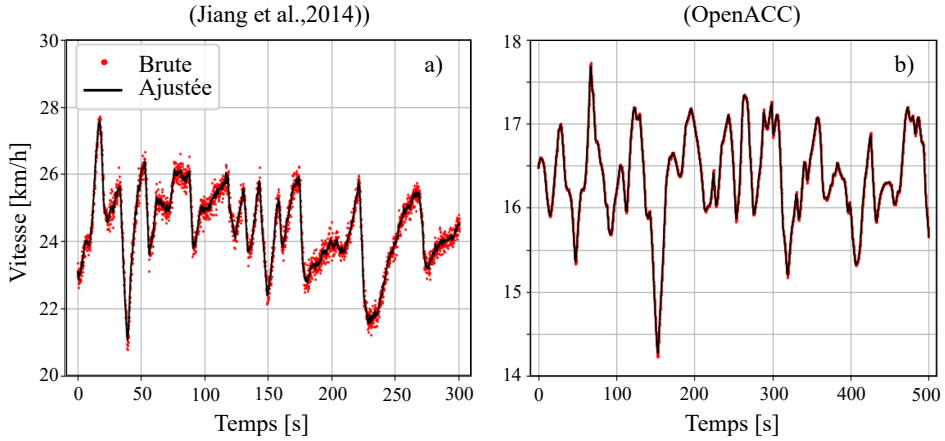


FIG. 4.6 – *Représentation des effets du lissage de la vitesse avec la méthode de la moyenne glissante. a) trajectoire extraite de la source de données de (Jiang et al., 2015). b) trajectoire extraite de la source de données OpenACC.*

Sur la Fig. 4.6, nous présentons le lissage de la vitesse avec la méthode SMA appliqué sur deux cas différents : sur une trajectoire de la base de données de Hefei (à gauche) et sur une autre de la base de données OpenACC. Pour la Fig. 4.6.a, on observe quelques différences entre les données de vitesse brutes et filtrées, mais l' effet de ce filtrage n'est pas sévère (plus petit que 1 m/s) en raison de la qualité initiale des données. De même, à l'aide de la Fig. 4.6.b, on met en évidence que les effets de la méthode SMA sur la vitesse sont presque

nuls car les trajectoires sont identiques (ces effets sont observés sur l'accélération comme il est rapporté par Ian, 2021). Il faut souligner qu'un filtrage avait déjà été appliqué sur les données OpenACC avec la méthode Savitsky-Golay (pour plus de détails voir l'article de (Makridis *et al.*, 2021)). D'ailleurs, les effets de la méthode SMA sur la position, dans les deux cas, sont négligeables.

4.4 Sélection de trajectoires de véhicules en poursuite

Ici, nous considérons le comportement de poursuite comme l'interaction longitudinale entre deux véhicules qui circulent consécutivement sur une même voie (voir la partie 2.2.2). La poursuite est observée lorsque le comportement d'un véhicule (suiveur) est limité par un autre véhicule devant lui (leader), ces deux véhicules deviennent alors un couple. En effet, le comportement du suiveur est gouverné par les actions de son leader. Il est donc logique d'imaginer que les trajectoires des deux véhicules sont très similaires. D'ailleurs, (Newell, 2002) suppose que ces deux trajectoires sont égales, mais translatées dans le temps et dans l'espace (voir la Fig. 2.3.a).

Dans cette étude, nous appliquerons quatre critères différents pour sélectionner les trajectoires de véhicules des bases de données de (Jiang *et al.*, 2015) et de (Makridis *et al.*, 2021), ce qui nous permettra le calage des modèles de poursuite. Ces critères sont :

1. Taille homogène : les trajectoires des véhicules d'un même peloton ne doivent pas avoir de données manquantes.
2. Longueur temporelle minimale : on a choisi une longueur minimale de trois minutes.
3. Qualité de la relation espacement-vitesse : chaque véhicule, pendant son parcours, doit décrire une relation cohérente et régulière entre l'espacement et la vitesse (permettant que l'ajustement linéaire soit possible, ce qui permet d'avoir une forme similaire à la loi fondamentale de Newell présentée sur la Fig. 4.8).
4. Corrélation minimale et indicateur de concavité : ces indicateurs sont basés sur l'application de la méthode de corrélation croisée des trajectoires d'un couple de véhicules, proposée par (Makridis *et al.*, 2019).

4.4.1 Trajectoires des véhicules en conduite manuelle

A l'aide de la méthode de (Makridis *et al.*, 2019), nous sélectionnerons les couples de véhicules en vraie poursuite de la base de données de Hefei. Cette sélection se base sur deux critères : la corrélation minimale et l'indicateur de concavité de la courbe de corrélation (expliqué plus loin). Bien que l'expérimentation de (Jiang *et al.*, 2015) soit censée faire circuler des véhicules toujours en poursuite, nous mettons en évidence ici qu'il y a des véhicules qui n'interagissent pas longitudinalement. Cette méthode sera présenté ci-après.

4.4.1.1 Présentation de la méthode de corrélation croisée

(Makridis *et al.*, 2019) proposent, pour deux véhicules ($n-1$ et n) circulant en poursuite, une méthode afin d'estimer le temps de réponse (TR) du véhicule n, en utilisant l'analyse de la corrélation croisée entre les courbes $\Delta v_{n-1,n}$ et a_n. Les auteurs font une analogie entre les courbes qui décrivent le comportement d'un couple de véhicules et les courbes d'un couple de signaux détectés par des capteurs indépendants (par ex. signaux de radio). Il faut rappeler que TR est le temps que prend un véhicule (conducteur-voiture) pour exécuter une

action (accélération ou décélération) dans le sens longitudinal. Pour l'analyse du comportement de poursuite, on parle du temps séparant une action du véhicule leader de la réaction observée du véhicule suiveur.

La méthode suppose donc que si le couple de véhicules est en poursuite il existe un décalage temporel entre les deux signaux (supposé par les auteurs constant au cours du temps) où la corrélation entre eux est maximale, pour tous les P points p de mesure de la trajectoire. Notons qu'ici nous utilisons des mesures d'une fréquence f de 10 Hz, cet-à-dire, les instants t_p d'enregistrement sont séparés chaque 0.1 s. Ce décalage est défini par (Makridis *et al.*, 2019) comme le temps de réponse. Ainsi, en considérant les signaux $\Delta v_{n-1,n}(t)$ et $a_n(t)$ qui comprennent P points de mesure, la méthode consiste à appliquer un temps de décalage ($T_i : T_i = N/f; N \in \mathbb{Z}^+$) à la courbe d'accélération ; donc calculer la valeur de corrélation entre les deux courbes.

Cette corrélation entre les signaux est calculée grâce à l'expression ci-dessous [4] :

$$r_{\Delta v,a}(T_i) = \frac{\frac{1}{P-1}\Sigma_{p=1}^{P}(\Delta v_{n-1,n}(t) - \mu_{\Delta v}) \cdot (a_n(t+T_i) - \mu_a)}{\sqrt{\sigma_{\Delta v}^2 \cdot \sigma_a^2}} \tag{4.1}$$

En tenant compte de l'équation précédente, on teste un ensemble de valeurs T_i comprises entre T_{min} et T_{max}. Ainsi, le temps de réponse (TR) correspond à la valeur T_i qui donne la valeur maximale de corrélation, appelée T_i^*. Alors,

$$TR = ArgMax(r_{\Delta v,a}(T_i)) \tag{4.2}$$

où ; $T_i = \{T_{min}, ..., T_{i-1} + 1/f, T_{max}\}$
Nous observons que les valeurs T_i sont définies en accord avec la fréquence de recueil des données (dans ce cas 10 Hz).

On considère l'intervalle de variation entre $T_{min} = 0$ s et $T_{max} = 4$ s pour faire une exploration complète des valeurs de corrélation et avoir une courbe bien définie (voir ci-après). Par ailleurs, on sait que les valeurs du TR trouvées par des études empiriques varient entre 0.5 et 3.5 s Tian *et al.* (2019). Les distributions de TR obtenues après l'application de cette méthode seront présentées et comparées dans la section 5.3.

Cependant, dans cette thèse, on ne va pas seulement calculer le temps de réponse des véhicules avec cette méthode présentée, mais aussi on va sélectionner les couples de véhicules en vraie poursuite. En appliquant la méthode, nous avons constaté qu'il y a des véhicules dans l'expérimentation de (Jiang *et al.*, 2015) qui n'interagissent pas longitudinalement.

4.4.1.2 Analyse des courbes de corrélation : Pourquoi ne sont-elles pas toutes du même type ?

La Fig. 4.7 représente les courbes d'évolution de la corrélation en fonction de la « translation » appliquée à l'accélération, selon T_i. Comme prévu, on obtient toujours des courbes concaves avec un pic (étroit ou plat) qui représente le maximum global de la fonction $r_{\Delta v,a}$ (T_i^*). Néanmoins, on constate que ces courbes de corrélation obtenues ne décrivent pas toujours le même comportement. Dans notre étude, nous avons identifié principalement trois types de courbes de corrélation : concave plate, concave semi-plate, et concave étroite. A l'aide de la Fig 4.7, on illustre ces courbes de corrélation.

4. Nous avons constaté que l'équation proposée par (Makridis *et al.*, 2019) présente des ambiguïtés indiquées par la notation de t et $t - T_i$ dans les indices inférieurs. L'équation 4.1 est une version modifiée de la formule originale pour éviter une interprétation erronée (Merci à Cécile Appert-Rolland d'avoir identifié cette ambiguïté dans une version précédente de ce manuscrit).

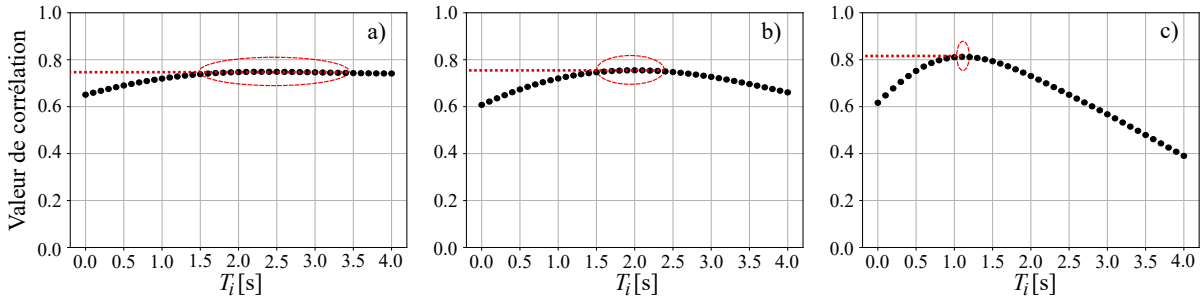


FIG. 4.7 – *Types de concavité de la courbe de corrélation. a) courbe concave plate, b) courbe concave semi-plate, c) courbe concave étroite. Ces courbes ont été obtenues en appliquant la méthode de cross-corrélation de (Makridis et al., 2019) sur les trajectoires de la base de données de Hefei.*

Sur la Fig 4.7.a, on observe que la courbe concave devient « plate » après une certaine valeur de T_i (1.5 s). L'estimation de la valeur maximale de la corrélation est donc difficile car il existe plusieurs valeurs de T_i qui peuvent maximiser $r_{\Delta v,a}$ (voir l'ovale rouge et pointillé). De même, sur la Fig 4.7.b, on observe que la courbe de corrélation monte et descend doucement en décrivant un comportement concave « semi-plat ». Cela rend aussi difficile l'estimation d'une valeur maximale unique. L'ovale rouge identifie les valeurs possibles que T_i peut prendre sans générer une variation remarquable de la corrélation. En revanche, à l'aide de la Fig 4.7.c, on remarque que la courbe de corrélation monte et descend très rapidement en décrivant un comportement « concave étroit ». La courbe met en évidence un pic bien défini pour lequel existe une valeur unique T_i^* qui maximise la fonction $r_{\Delta v,a}$ (voir le cercle rouge et pointillé). Ce type de courbe de corrélation est le plus souhaité car il permet l'estimation précise de TR.

Les courbes de corrélation plate et semi-plate semblent être ambiguës : d'une part, elles tendent à estimer des valeurs imprécises (et inhabituelles) de TR ; d'autre part, les valeurs de corrélation maximale qui varient entre 0.5 et 0.9 sont acceptables. Cette apparente incohérence met en doute la pertinence de l'application de la méthode de (Makridis *et al.*, 2019) pour l'estimation du temps de réponse pour ces trajectoires. Cependant, cela peut être à cause de deux raisons :

— la méthodologie d'application de la méthode n'était pas correcte et la robustesse de la méthode n'est pas suffisante pour reconnaître la qualité des signaux. Nous suspectons que les signaux $(\Delta v_{n-1,n}(t), a_n(t))$ qui présentent des courbes de corrélation du type concave plate ou semi-plate ont des comportements constants et/ou partialement indépendants au cours du temps ;
— La méthode est définitivement imprécise.

Pour répondre aux questions ci-dessus, nous considérons l'hypothèse suivante :

Hypothèse : l'application de la méthode proposée par (Makridis et al., 2019) n'était pas pertinente pour nos données (Jiang et al., 2015) parce qu'il n'y a pas un comportement de poursuite dans tous les couples de véhicules considérés.

Ainsi, pour valider ou refuser notre hypothèse, nous étudierons la liaison entre le type de courbe de corrélation et les caractéristiques de circulation du couple de véhicules. Notre idée repose sur le fait que le type de courbe de corrélation montre indirectement la qualité d'interaction longitudinale entre le véhicule suiveur et son leader.

4.4.1.3 Analyse de la relation entre l'espacement et la vitesse des couples de véhicules

La Fig. 4.8 présente l'évolution de l'espacement en fonction de la vitesse d'un véhicule n pendant son parcours (à gauche) et la courbe de corrélation entre $\Delta v_{n-1,n}$ et a_n (à

droite)(définie par la méthode de (Makridis *et al.*, 2019)), pour trois trajectoires différentes. On observe sur les deux premières lignes, à gauche, que pour une même valeur de vitesse, par exemple 50 km/h, les véhicules choisissent différents espacements qui varient entre 20 m et 70 m dans la premier ligne, et entre 18 et 45 m dans la deuxième ligne. Dans tout l'intervalle de variation de la vitesse, dans chaque cas, cette variation n'est pas logique et décrit une forme irrégulière qui ne permettrait pas évidemment l'ajustement linéaire ou le bon calage du modèle de Newell (pour se renseigner voir la partie 2.2.2.2). De plus, on remarque que ces trajectoires génèrent des courbes de corrélation très plates (voir la deuxième colonne) qui ne sont pas souhaitables dans notre étude en raison à l'estimation erronée du temps de réponse (TR proche à 4s). De même, la valeur maximale de la courbe de corrélation est inférieure à 0.6.

En revanche, sur la troisième ligne à gauche, on observe que la relation entre la vitesse et l'espacement décrit une boucle dense et bien définie. Plusieurs études ont trouvé des résultats expérimentaux similaires (Ahn *et al.*, 2013; Laval, 2011; Yeo, 2008). Cette boucle est connue comme la boucle d'hystérésis qui représente l'asymétrie du comportement de la poursuite devant les processus d'accélération et décélération (pour plus de détails voir la partie 2.1.5). Ici, la variation de l'espacement (largeur de la boucle) n'est pas supérieur à 5m dans tout l'intervalle de variation de la vitesse (entre 10 et 30 m/s). On souligne aussi, sur la Fig. 4.8.f que la courbe de corrélation présente un pic très bien défini à 1.2 s avec une valeur maximale de l'ordre de 0.83.

Grâce à cette analyse quantitative, nous identifions que toutes les trajectoires dans le sens $s2$ présentent un comportement similaire à celles des Fig. 4.8.a et .c.Nous concluons donc que ces véhicules, même si circulent un derrière de l'autre, circulent de manière indépendante. Une raison à cela peut être la vitesse "élevée" de consigne, notons que dans $s2$ sont particulièrement entre 40 et 50 km/h (voir le tableau 4.1). Ainsi, les trajectoires recueillies dans le sens $s2$ ne seront pas prises dans cette étude. Nous constatons aussi que la concavité de la courbe de corrélation est directement liée au type de trajectoire souhaitée donc peut établir un bon indicateur pour sélectionner quantitativement les trajectoires en vrai poursuite.

A la suite de ce qui précède, nous validons l'hypothèse soulevée précédemment, en soulignant que l'application de la méthode de la corrélation croisée proposée par (Makridis *et al.*, 2019) sur les trajectoires de (Jiang *et al.*, 2015), où l'interaction longitudinale n'est pas garantie, n'est pas du tout pertinente pour estimer le temps de réponse des véhicules. Notons que dans l'étude de (Makridis *et al.*, 2019) cette méthode est appliqué sur des trajectoires de véhicules avec le système ACC. En revanche, la méthode nous permettra de sélectionner les trajectoires en vrai poursuite par l'identification du type de la courbe de corrélation donnée.

4.4.1.4 Indicateur de concavité et corrélation minimale

Nous utilisons l'indicateur de concavité et la corrélation minimale comme les critères pour sélectionner uniquement les couples de trajectoires qui garantissent que la trajectoire du suiveur est dictée par des interactions longitudinales. Cela sera indispensable pour permettre le calage des modèles de poursuite (présenté dans le prochain chapitre).
Sur la Fig. 4.8.g, on illustre ces indicateurs adoptés ici.

A la suite des résultats de la section précédente, nous constatons que :
— Il y a des couples de trajectoires dans l'ensemble de données (Jiang *et al.*, 2015) qui ne correspondent pas à un comportement de poursuite. Ces couples ne sont pas souhaitables pour calibrer un modèle de poursuite.
— La méthode de (Makridis *et al.*, 2019) n'est pas pertinente pour estimer le temps de réponse sur des couples de véhicules qui ne sont pas en vraie poursuite. Cependant,

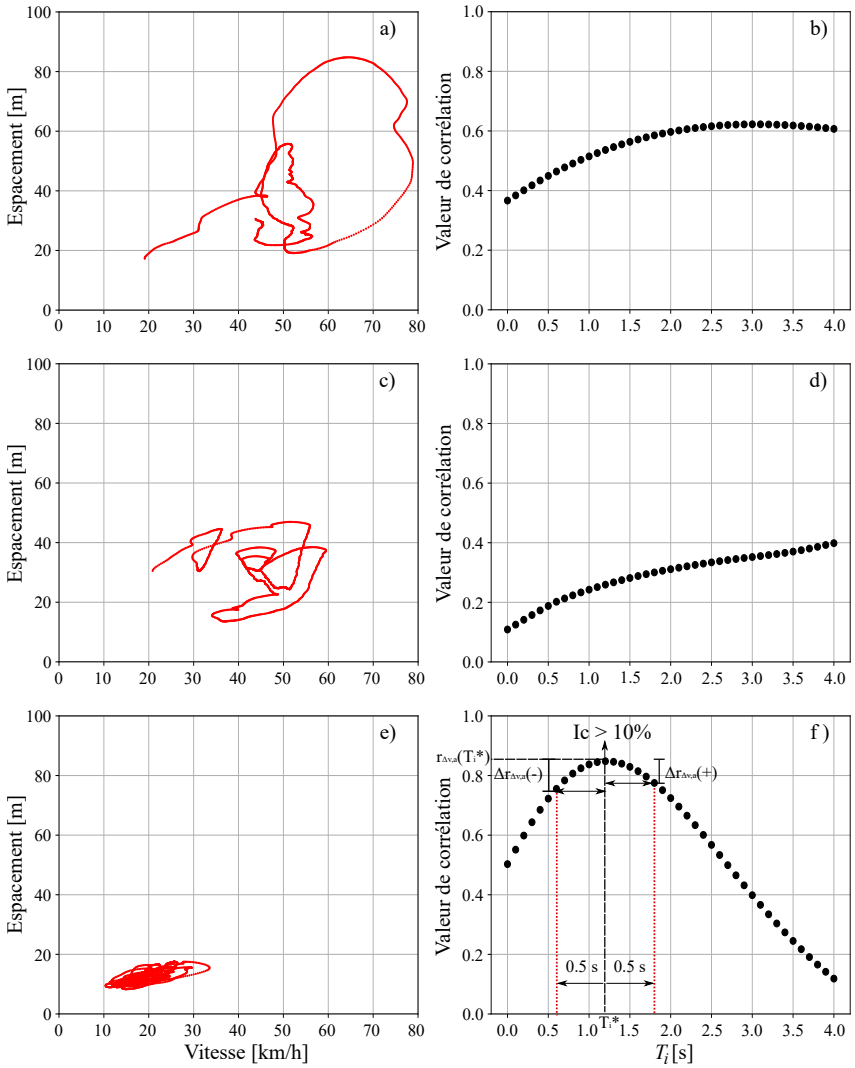


FIG. 4.8 – *Analyse des interactions longitudinales entre les paires de véhicules : représentation de relation entre l'espacement et la vitesse du véhicule suiveur pour trois véhicules différents de la base de données de Hefei, et représentation de la courbe de corrélation entre $\Delta v_{n-1,n}$ et a_n associée.*

l'application de cette méthode peut être utile pour identifier ou vérifier le comportement de poursuite entre deux véhicules consécutifs.

Dans un premier temps, un critère très simple de corrélation minimale est défini pour faire une présélection des trajectoires. Cela veut dire qu'on ne va prendre que les courbes de corrélation qui satisfont le critère suivant : $r_{\Delta v,\,a}(T_i^*) > r_{min}$.

En sachant que $r_{\Delta v,\,a}(T_i^*) = 1$ est la corrélation parfaite où les signaux sont identiques, nous considérons $r_{min} = 0.6$ comme une valeur de corrélation déjà très acceptable pour trouver les couples de trajectoires les plus similaires. Ainsi, les courbes de corrélation doivent garantir que :

$$r_{\Delta v,\,a}(T_i^*) > 0.6 \tag{4.3}$$

Dans un deuxième temps, le choix d'un indicateur de concavité est inspiré par l'indicateur de précision utilisé par (Duret *et al.*, 2010). Ici, cet indicateur mesure la variation de la courbe de corrélation pendant 0.5s avant et 0.5s après la valeur maximale trouvée à T_i^*. L'expression mathématique est présentée ci-dessous :

$$I_c = min\Big[\frac{r_{\Delta v,\,a}(T_i^*) - r_{\Delta v,\,a}(T_i^* - 0.5)}{r_{\Delta v,\,a}(T_i^*)};\ \frac{r_{\Delta v,\,a}(T_i^*) - r_{\Delta v,\,a}(T_i^* + 0.5)}{r_{\Delta v,\,a}(T_i^*)}\Big] \cdot 100 \tag{4.4}$$

Cet indicateur nous permet de quantifier le grade de concavité de la courbe obtenue. On note qu'une courbe plate (par ex. celle sur la Fig. 4.8.a) a un $I_c \approx 0$. En sachant que l'étude ne s'intéresse qu'aux couples de véhicules en poursuite qui sont représentés par des courbes étroites de corrélation, nous ne considérons que celles avec le I_c supérieur à 10 %.

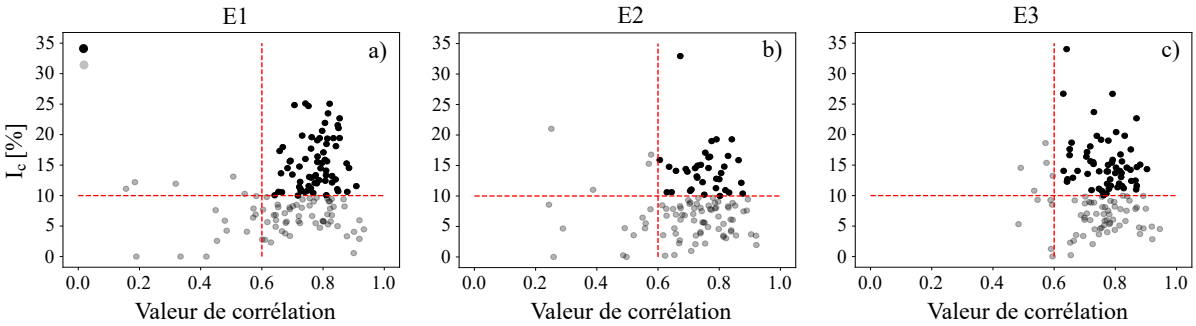


FIG. 4.9 – *Valeurs obtenues de l'indicateur de concavité en fonction de la corrélation minimale. Les points noirs représentent les trajectoires sélectionnées donc les points gris les rejetées.*

La Fig. 4.9 présente les valeurs de $r_{\Delta v,\, a}(T_i^*)$ et de I_c des trajectoires finalement sélectionnées (point noirs) sur les trajectoires pré-sélectionnées par les critères précédents. Le tableau 4.5 présente la synthèse des critères de sélection appliqués et le nombre de trajectoires filtrées dans chaque étape. *In fine,* l'échantillon est composé de 166 trajectoires que nous utiliserons dans le chapitre suivant pour caler les paramètres des modèles.

Étape de filtrage	**Critère de sélection**	**Total de trajectoires**
0	—	900
1	Taille homogène	800
2	Longueur temporelle supérieure à trois minutes	411
3	Analyse quantitative de la relation espacement-vitesse	400
4	Corrélation supérieure à 0.6 et indice de concavité supérieur à 10 %	166

TAB. 4.5 – *Nombre de trajectoires de la base de données de (Jiang et al., 2015) sélectionnées avec chaque critère de sélection.*

4.4.2 Trajectoires de véhicules OpenACC

Pour sélectionner les trajectoires de la base de données OpenACC, nous appliquons les mêmes critères de sélection présentés dans la partie précédente. Dans le tableau 4.6, on présente le nombre de trajectoires filtrées dans chaque étape.

De l'analyse du tableau 4.6, il faut remarquer que :

— De l'expérience à Cherasco, la trajectoire du dernier véhicule dans chaque peloton (dans les 11 trajets enregistrés) sont incomplètes. De même, une quantité remarquable de trajectoires présentent des trous pendant tout le parcours de l'expérience à Zala-Zone. On constate que ces trous sont identifiés synthétiquement dans les données des dernières véhicules dans le peloton. En conséquence, on ne choisit que les premiers cinq véhicules (sur 11 véhicules du peloton).

— En tenant compte de l'analyse quantitative de la relation entre l'espacement et la vitesse, nous constatons que la totalité de trajectoires des véhicules suiveurs décrivent une relation régulière pendant tout le parcours et donc on a conclu que tous les véhicules circulent en poursuite. Les trajectoires filtrées dans l'étape 3 correspondent à celles des véhicules leaders de chaque peloton.

Étape de filtrage	Critère de sélection	Nombre de trajectoires				Total de trajectoires
		Cherasco	Vicolungo	AztaZero	ZalaZone	
0	—	33	60	50	517	660
1	Taille homogène	22	60	50	165	297
2	Longueur temporelle supérieure à trois minutes	20	55	50	160	285
3	Analyse quantitative de la relation espacement-vitesse	10	44	40	120	214
4	Corrélation supérieure à 0.6	5	28	35	105	173

TAB. 4.6 – *Nombre de trajectoires de la basse de données OpenACC sélectionnées avec chaque critère de sélection.*

— L'indice de concavité n'a pas été appliqué ici compte tenu que tous les véhicules interagissent longitudinalement. L'indice de corrélation minimale est utilisé pour définir la distribution du temps de réponse (TR)

4.5 Conclusion du chapitre

Nous présentons deux sources de données de trajectoires de véhicules circulant dans le comportement de poursuite : les données de Henfei (recuillies par (Jiang *et al.*, 2015)) et les données OpenACC (recuillies par (Makridis *et al.*, 2021)).

D'une part, grâce au travail de Rui Jiang et de son équipe et à leur décision de partager leurs données, on a eu à disposition une bonne source de données recueillies avec 25 conducteurs différents et des vitesses variant de 7 à 50 km/h. La diversité des conditions de trafic et des habitudes de conduite est donc bonne. De plus, la taille de l'échantillon initial est de 800 trajectoires chacune ayant une durée comprise entre 3 minutes et près de 10 minutes.

D'autre part, nous avons accès à une source de données qui comporte quatre expériences différentes de recueil de trajectoires de véhicules dont la conduite en file est automatisée avec le contrôle de vitesse adaptatif. Différents réglages du système, lieux, jours de récolte, conditions de circulation et tailles du peloton, font partie de ce travail expérimental. Ainsi, on a récupéré 660 trajectoires directement de cette source de libre accès.

Un travail de filtrage a été fait sur ces données en appliquant la méthode de lissage de la moyenne glissante. Néanmoins, on a mis en évidence que l'effet de ce filtrage n'a pas été significatif (beaucoup moins pour les données OpenACC) grâce à la qualité initial des données. Ensuite, on a décide de sélectionner les trajectoires les plus fidèles à la poursuite pour garantir la fiabilité du calage des modèles prévu pour l'étape suivante. Ainsi, nous avons proposons quatre critères de sélection : i) taille homogène des trajectoires, ii) longueur temporelle minimale, iii) bonne relation entre espacement et la vitesse et iv) valeur de corrélation et indice de concavité minimal.

Pour ce dernier critère mentionné, on a utilisé la méthode de la cross-corrélation proposé par (Makridis *et al.*, 2019). Cela nous a permis d'analyser quantitativement la qualité d'interaction longitudinale entre le véhicule suiveur et son leader, traduite par la courbe de corrélation.

Finalement, on a retenu 166 trajectoires des données Henfei et 173 trajectoires de des données OpenACC.

Chapitre 5

Distributions expérimentales des paramètres de la poursuite : calage de modèles

5.1 Calage des modèles de poursuite

Le calage (ou la calibration [1]) des modèles sera fait sur les trajectoires sélectionnées dans le chapitre 4 de cette thèse (voir le tableau 4.5 et le tableau 4.6). Dans ce chapitre, nous avons expliqué comment nous avons sélectionné les trajectoires de couples de véhicules pour garantir leur qualité et qu'il y ait une interaction longitudinale entre les deux véhicules d'une paire. Le fait d'avoir uniquement les couples de véhicules qui garantissent l'interaction longitudinale nous permettra une calibration fiable des modèles de poursuite. Le processus de calibration d'un modèle consiste à trouver les valeurs optimales des paramètres qui permettent de minimiser la différence entre la modélisation et l'observation. Ainsi, il y a plusieurs aspects importants à retenir dans le processus de calibration (Punzo *et al.*, 2021; Sharma *et al.*, 2019a) :

— le modèle et sa résolution numérique,
— la qualité et la quantité de données,
— les comportements et les phénomènes repérés,
— la cohérence entre les variables à analyser (par ex. la position, la vitesse et l'accélération),
— la mesure de performance du calage (MP),
— la fonction objectif pour le calage (FO),
— la méthode d'optimisation de l'exploration des valeurs.

Nous rappelons que dans les sections précédentes, nous avons déjà présenté : la vérification de la qualité des données, le lissage fin de données par la méthode de la moyenne glissante (Smooth Moving Average (SMA)), la vérification de cohérence entre les variables, le choix des trajectoires en poursuite réelle et l'étude en simulation des modèles de Newell, Tampère et Gipps pour la modélisation de la poursuite. Il reste alors à discuter de ce qui concerne la méthodologie du calage des modèles : MP, la FO et la méthode d'optimisation. Dans cette section, nous présenterons quelques méthodologies de calage disponibles et ainsi que celle retenue pour notre étude.

1. Bien qu'en français le terme calibration soit en toute rigueur réservé au tri d'objets suivant leur calibre, on utilise souvent, par proximité avec l'anglais, le terme calibration pour désigner l'ajustement des paramètres d'un modèle. Dans le reste du document l'un sera strictement le synonyme de l'autre.

5.1.1 Méthodologies de calage disponibles

Plusieurs méthodes de calage sont trouvées dans la littérature. Par exemple, pour calibrer les modèles de poursuite, des méthodes classiques sont basées sur le calcul de la distance euclidienne entre la variable mesurée et la variable modélisée (par ex. l'espacement) (Duret *et al.*, 2008; Vincenzo Punzo *et al.*, 2011) La formulation mathématique établie pour minimiser la différence entre ces deux variables serait adoptée comme fonction objectif (Duret *et al.*, 2008) Ainsi, les paramètres optimaux du modèle (dans un ensemble de valeurs discrètes testées) sont ceux qui correspondent à la valeur la plus faible de cette fonction.

Cependant, ces méthodes classiques :

— Limitent l'exploration continue des paramètres,
— Ne permettent pas l'efficience de l'optimisation,
— sont sensibles aux erreurs de données,
— sont déficientes pour capter la dynamique des comportements observés (Ossen et al, 2008).

D'autres méthodes beaucoup utilisées adoptent explicitement des fonctions objectifs tels que RMSE, RMSPE, MAE, le coefficient de Theil…, des variables de mesure de la performance comme l'espacement (Δx), la vitesse ($\dot{x}$), l'accélération ($\ddot{x}$) et des algorithmes d'optimisation comme d'essai/erreur, de boite complexe ou l'algorithmes génétiques. (Punzo *et al.*, 2021) font une revue extensive de la littérature à propos des méthodes de calibration des modèles de poursuite. Une longue liste des différentes méthodes disponibles (combinaison de 14 MP et 4 FO) montre l'intérêt et les efforts des différentes études antérieures pour explorer des solutions de calibration. Cependant, cela révèle aussi l'incapacité des auteurs à être en accord sur une méthode unique qui serait pertinente et adaptée à toutes les analyses (Punzo *et al.*, 2021). En effet, les auteurs de (Punzo *et al.*, 2021) mettent en évidence que cela génère des contradictions et des confusions qui limitent la reproductibilité des recherches. Le même article met en évidence que, grâce à la classification temporelle de nombreuses études à partir de 2005 (voir la table 1 dans l'article (Punzo *et al.*, 2021)), l'utilisation de certaines méthodes de calibrage semble être un sujet lié à la période de publication de l'étude et/ou aux préférences des chercheurs.

Après avoir mis en évidence l'absence antérieure d'une justification solide pour le choix d'une méthode de calibration, l'article (Punzo *et al.*, 2021) propose une méthodologie basée sur l'analyse de performance des plusieurs méthodes de calibration. Cette analyse considère :

1. toutes les combinaisons possibles entre les FOs et les MPs disponibles dans la littérature,
2. deux modèles de poursuite (IDM et Gipps),
3. deux algorithmes de contrôle adaptatif de vitesse,
4. quatre bases de données différentes (incluent la conduite automatisée et la conduite humaine).

L'article cherche à trouver la combinaison de FOs et MPs la plus performante qui permettra d'établir une méthode pertinente pour la calibration des modèles de poursuite. Dans l'étude, les auteurs affirment que la calibration des modèles de poursuite devrait être un problème multi-objectif, c'est-à-dire, plusieurs MPs avec le même degré d'importance. Ils proposent une fonction multi-objectif qui considère simultanément plusieurs MPs telles que l'espacement, la vitesse et l'accélération, puis mettent en évidence que cette fonction multi-objectif NRMSE(Δx,$\dot{x}$, $\ddot{x}$) est la méthode la plus robuste dans tous les cas étudiés.

Néanmoins, le même article dit que l'optimisation mono-objectif, avec strictement l'espacement comme MP, est équivalente à l'optimisation multi-objectif avec la vitesse et l'espacement (Δx). Le travail de calibration du modèle de (Gipps, 1981) fait dans (Ossen & Hoogendoorn, 2007) montre que l'espacement comme MP est beaucoup plus pertinent que la vitesse ou la calibration multi-objetif d'espacement/vitesse. (Kesting & Treiber, 2008) suggèrent le NRMSE(Δx) comme méthode de calibration pour deux modèles de poursuite différents. La minimisation des erreurs sur Δx garantit la minimisation des erreurs sur la vitesse (Kesting & Treiber, 2008; Hamdar *et al.*, 2015), en raison de la forte relation entre ces deux variables dans le comportement de poursuite (Punzo & Montanino, 2016). Cela veut dire que la calibration est optimale sur l'espacement et sous-optimale sur la vitesse (Punzo *et al.*, 2021). En conclusion, si on veut considérer une seule MP (problème mono-objectif) pour la calibration d'un modèle de poursuite, Δx doit être choisi.

5.1.2 Fonction objectif et mesure de performance du calage : présentation de la méthode mono-objectif NRMSE(Δx)

On a présenté précédemment plusieurs méthodes de calibration mono-objectifs et multi-objectifs disponibles dans la littérature. Néanmoins, certains entre eux ont montré beaucoup plus de performance et sont systématiquement utilisées par des études (voir dans l'article de (Punzo *et al.*, 2021)). Par exemple, l'approche multi-objectif a présenté les meilleurs résultats dans l'étude de (Punzo *et al.*, 2021) mais cet article prouve aussi qu'une approche mono-objectif basée sur l'espacement est une solution simple et bonne. De même, le RMSE, le NRMSE ou le coefficient U, sont des fonctions objectif équivalentes et efficaces avec des erreurs de calibration toujours inférieures à 5 % (voir l'annexe C dans l'article de (Punzo *et al.*, 2021)).

En conséquence, dans notre travail, nous retiendrons le NRMSE comme la fonction objectif et l'espacement comme la mesure de performance. La méthode de calibration est présentée ci-dessous :

$$NRMSE(\Delta x) = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N}[\Delta x_n^{simule} - \Delta x_n^{observe}]^2}{N}}}{\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N}[\Delta x_n^{observe}]^2}{N}}} \tag{5.1}$$

Où N est le nombre de points de la trajectoire étudiée qui dépend notamment de sa longueur et de sa fréquence d'échantillonage. Il faut noter que la variable Δx représente l'espacement ou la distance inter-véhiculaire entre deux véhicules consécutifs (leader-suiveur) (pour plus de détails lire la partie 1.2.2).

5.1.3 Méthode d'optimisation : présentation de l'algorithme génétique

Le processus de calage d'un modèle consiste à trouver les valeurs des paramètres qui minimisent la différence entre la modélisation et l'observation. Dans ce cas, le calage du modèle de poursuite vise à modéliser le mieux possible les trajectoires des véhicules observés. Il s'agit donc d'un problème d'optimisation où l'objectif est de trouver les valeurs optimales (au sens d'un critère défini par le MP et la FO) des paramètres des modèles de poursuite, .

Ce travail semble être facile lorsque le nombre de paramètres est très faible (un ou deux) donc une exploration systématique de combinassions de valeurs, par la méthode d'essai et erreur, peut être suffisante. Cependant, la difficulté augmente notamment en fonction de la quantité de paramètres à optimiser et devient un problème non-linéaire. On aurait

besoin de plusieurs années et d'efforts informatiques intenses pour tester les millions de combinaisons des valeurs possibles des paramètres. De plus, la précision de ces estimations serait notablement limitée.

Pour pallier ce problème, il existe des méthodes plus robustes tels que la boîte complexe ou l'algorithme génétique. Néanmoins, au cours des dernières années, l'algorithme génétique s'est relevé le plus efficace parmi les méthodes d'optimisation disponibles. Plusieurs études mettent en évidence son efficacité dans le processus d'optimisation pour le calage des modèles de poursuite (Kesting & Treiber, 2008; Hamdar *et al.*, 2015; Sharma *et al.*, 2019a; Tian *et al.*, 2019).

Compte tenu de cela, nous retenons l'algorithme génétique pour estimer les valeurs optimales des paramètres de chaque modèle retenu. Notons que le modèle de Newell a trois paramètres (voir le tableau 2.1) et le modèle de Gipps a cinq paramètres (voir le tableau 2.3). Ci-après, on présentera brièvement les caractéristiques de cet algorithme et son adaptation à notre problème d'optimisation pour le calage des modèles.

L'algorithme génétique s'inspire des processus biologiques comme l'évolution des êtres vivants ou la conservation des espèces. Par exemple, une population d'individus se conserve de génération en génération grâce à la reproduction de ses meilleurs individus (les plus forts ou les mieux adaptés). Dans chaque génération, ces individus (les plus forts) combinent leur matériel génétique entre eux ou avec d'autres individus pour avoir des descendants avec de meilleures caractéristiques. De plus, quelques entre eux subissent des modifications (« mutations ») à cause des conditions du milieu ce qui permet l'adaptation de l'espèce, qui peut ainsi se conserver au cours du temps.

Pour ce qui concerne le problème d'optimisation, les individus représentent toutes les combinaisons de valeurs de l'ensemble de paramètres. Ces valeurs sont choisies dans un intervalle de variation logique pour chaque paramètre. La taille de la population définit le nombre de combinaisons qu'on va tester dans chaque génération. Ainsi, de génération en génération :

- Les mauvaises combinaisons sont rejetées et ne restent uniquement les plus efficaces qui peuvent devenir parents de la génération suivante. Notons que l'efficacité est mesurée par la fonction objetif (FO) et quantifiée par la performance du calage (MP) (présentées ci-dessus). Le pourcentage de parents retenus est un des paramètres de l'algorithme.
- Quelques parents de la génération précédente sont partiellement modifiées (par ex. la valeur d'un seul paramètre parmi l'ensemble de paramètres). La taille d'individus modifiés est conforme au paramètre représentant le pourcentage de mutations.
- Des nouvelles combinaisons aléatoires sont encore tirées. Notons que dans chaque génération, la taille de la population est la même.

Lorsque les mêmes combinaisons sont choisies dans plusieurs générations, on dit donc que l'algorithme converge et la combinaison la plus efficace est retenue comme solution. Cependant, l'algorithme ne converge pas toujours parce que :

- Il ne trouve pas une solution optimale dans les intervalles de variation des paramètres définis.
- Il existe plusieurs solutions dans ces intervalles.

Finalement, il est aussi possible que l'algorithme converge vers une solution absurde. Dans le cas où l'algorithme n'arrive pas à converger il dérive vers les extremums des intervalles de variations des paramètres.

Parmi les méthodologies de calage des modèles de poursuite trouvées dans la littérature, la méthodologie choisie dans cette étude est soulignée sur la figure 5.1. Pour le calage des modèles de poursuite, (Punzo *et al.*, 2021) recommandent une population minimale de

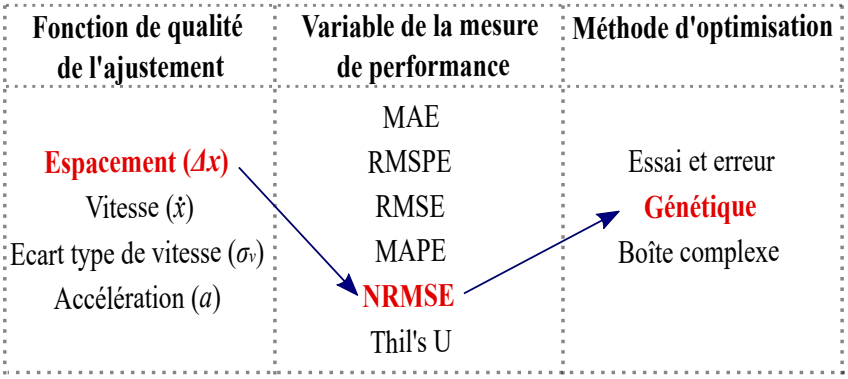


FIG. 5.1 – *Méthode de calage choisie (basé sur l'analyse de (Punzo et al., 2021).)*

100 individus pour garantir la convergence rapide de l'algorithme. Cependant, nous considérons ici une population de 250 individus pour mieux explorer l'espace de variation. On choisit 30 % des meilleurs individus dans chaque génération comme parents. Le pourcentage de parents qui subissent des mutations est considéré ici égal à 5 %. De même, on utilise 50 générations en garantissant la convergence de l'algorithme avant qu'il d'arrêt, basés sur des tests précédents. On constatera plus loin dans ce chapitre (voir les Fig. 5.2 et 5.3) que les distributions des paramètres ne sont pas concentrées près des valeurs extrêmes des intervalles explorés.

5.2 Calage des modèles de poursuite pour obtenir des distributions expérimentales des paramètres

Le calage des modèles de Newell et de Gipps sur les données de trajectoires recueillies par (Jiang *et al.*, 2015) et (Makridis *et al.*, 2021) sera fait à l'aide de la méthodologie choisie précédemment (voir la Fig. 5.1). Nous rappelons que la base de données de Hefei comporte des trajectoires de véhicules en conduite manuelle et la base de données OpenACC comporte des trajectoires de véhicules en conduite automatisée avec un système d'assistance de conduite (ACC). Dans un premier temps, nous présentons le calage de chaque modèle sur une même trajectoire, pour chaque base de données, en comparant sa performance. De même, nous ferons l'évaluation générale du calage grâce aux valeurs de NRMSE (d'espacement (Δx) et de vitesse ($\dot{x}$)) obtenues. Nous utilisons des seuils de NRMSE pour sélectionner les trajectoires les plus fidèles à chaque modèle calé et ainsi, les trajectoires retenues pour définir les distributions des paramètres sont celles pour lesquelles nous nous assurons d'avoir un calage fiable. Finalement, ces distributions expérimentales seront présentées, caractérisées et comparées.

5.2.1 Présentation du calage fait pour chaque modèle sur une même trajectoire

Ci-après, nous présenterons le calage des modèles de poursuite sur un couple de trajectoires. Nous choisissons les trajectoires avec le NRMSE(Δx) le plus faible pour chaque modèle calé. On rappelle qu'un des avantages de la méthode de calage choisie réside sur le fait que le NRMSE(Δx) garantit toujours une valeur faible du NRMSE($\dot{x}$). Cependant, cela ne veut dire que le NRMSE($\dot{x}$) soit le plus faible de l'ensemble de valeurs obtenues.

Par facilité de langage, la trajectoire avec le NRMSE(Δx) minimal, on l'appellera « la meilleure trajectoire » calée par le modèle. Sur les Fig. 5.2 et Fig. 5.3, on présente l'évolu-

tion de la vitesse (première colonne), l'évolution de l'espacement (deuxième colonne) et la relation entre l'espacement et la vitesse (troisième colonne) des meilleurs trajectoires dans chaque base de données.

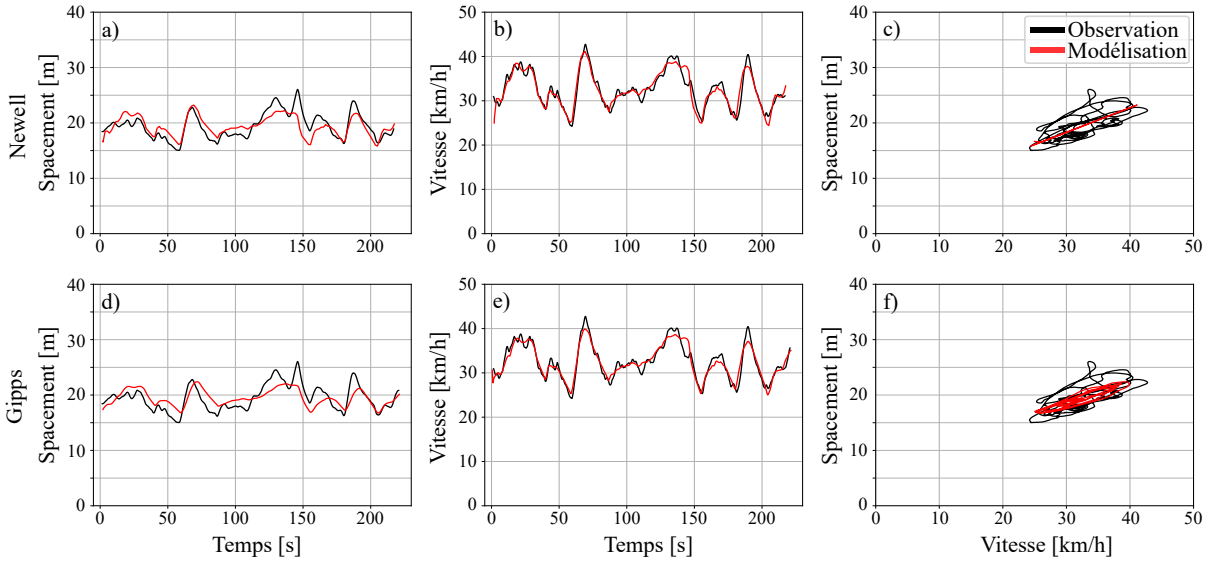


FIG. 5.2 – *Calage des modèles de Newell et de Gipps sur une même trajectoire de la base de données de Hefei.*

A l'aide de la Fig. 5.2, nous représentons la meilleure trajectoire calée sur la base de données de Hefei (avec des véhicules en conduite manuelle). Cette trajectoire correspond à la meilleure trajectoire du modèle de Newell et aussi du modèle de Gipps. Les valeurs de NRMSE obtenues par le calage des modèles sont montrés dans la description de la figure mentionnée.

Dans un premier temps, sur les Fig. 5.2.a et .b, nous observons que l'espacement varie entre 15 et 25 m et la vitesse entre 23 et 42 km/h pendant tout le trajet, d'une manière similaire. Nous constatons la bonne corrélation entre les courbes d'espacement et de vitesse à l'aide de la Fig. 5.2.c. On remarque que la trajectoire sectionnée décrit une boucle d'hystérésis bien définie (présentée dans le chapitre 2) avec une largeur constante et inférieure à 8 m dans tout l'intervalle de variation de la vitesse.

Dans un deuxième temps, nous observons que le calage des deux modèles sur cette trajectoire est très similaire. On constate que le calage sur la vitesse est beaucoup plus juste que sur l'espacement avec les deux modèles, comme prévu. C'était prévu parce que la vitesse est la variable estimée pour les modèles utilisés, même si notre variable objectif a été l'espacement. Néanmoins, la différence entre la courbe d'espacement observée et la modélisée n'est jamais supérieure à 3 m. La valeur de NRMSE(Δx) calculée est de l'ordre de 7.9 % indépendemment du modèle. En revanche, les courbes de vitesse (observée et modélisée) sont presque identiques. En effet, la valeur de NRMSE($\dot{x}$) calculée est plus faible et de l'ordre de 3.8 % avec Newell et 5.5 % avec Gipps. Malgré la similarité de l'ajustement de l'espacement entre les deux modèles, des différences sont observées avec l'ajustement de la vitesse. On constate que cela est mieux avec Gipps. A l'aide de la Fig. 5.2.c, on observe cette différence traduite par la nature de chaque modèle :

— Avec le modèle de Newell, nous constatons l'ajustement linéaire représentatif de sa formulation (comparer avec la Fig. 2.3).
— Avec le modèle de Gipps, nous visualisons la phénoménologie du modèle qui représente mieux la petite boucle d'hystérésis observée. Cela est possiblement en raison des effets de l'accélération (a^n) et de la décélération (b^n) qui sont considérées par le modèle (pour plus des détails voir 2.2.2.2).

Des résultats similaires sont observées sur la meilleure trajectoire calée par Gipps sur

la base de données d'OpenACC. A l'aide des Fig. 5.3, nous observons une trajectoire un peu différente de celle présentée sur la Fig. 5.2. Ici, on identifie une période d'accélération au début (pendant $\approx$ 40 s), après une vitesse presque constante (période stable pendant $\approx$ 200 s) et un intervalle de décélération à la fin du parcours (pendant $\approx$ 20 s). A l'aide de la Fig. 5.3.c, nous observons la bonne corrélation entre l'espacement et la vitesse qui, dans ce cas, ressemble plus à une droite qu'à une boucle. En effet, nous identifions que le modèle de Newell fait un meilleur calage (toujours au sens du NRMSE(Δx)), même s'il s'agit de la meilleure trajectoire calée par Gipps : les valeurs de NRMSE(Δx) sont de l'ordre de 3.4 % et 4.3 % avec Newell et Gipps, respectivement. Cette trajectoire (qui correspond à un véhicule équipé d'ACC), contrairement à celle présentée précédemment (un véhicule conduit par un humain), a donc un « style de conduite » plus proche de la loi de Newell.

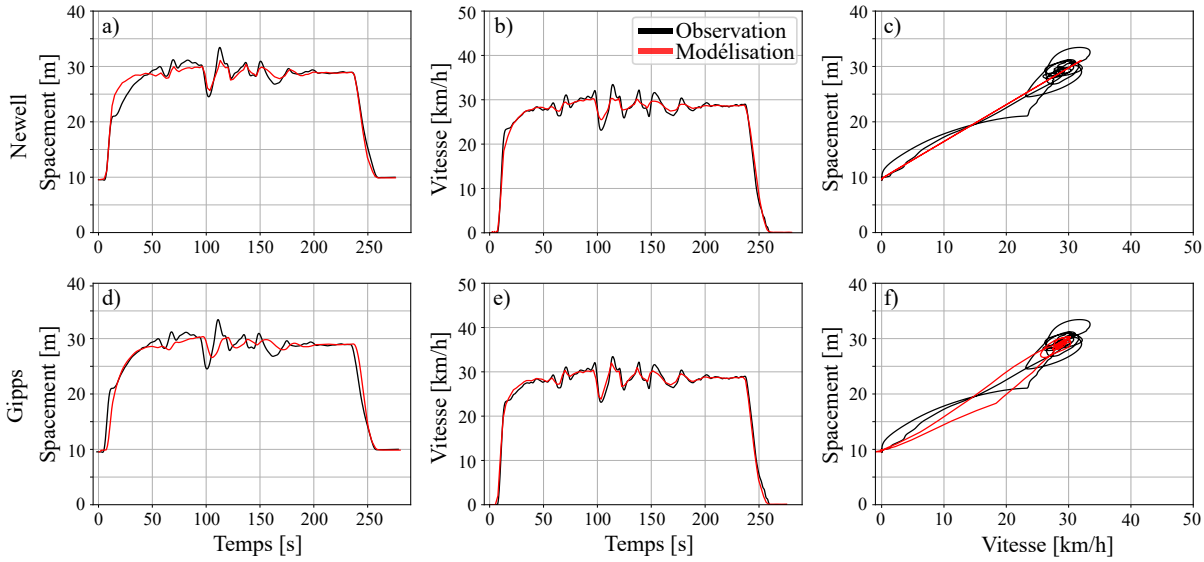


FIG. 5.3 – *Calage des modèles de Newell et de Gipps sur une même trajectoire de la base de données OpenACC.*

5.2.2 Sélection des meilleures trajectoires calées par les modèles de Newell et de Gipps : définition d'un seuil de NRMSE

Compte tenu de ce qui précède, nous concluons qu'un modèle peut s'ajuster mieux sur certaines trajectoires que sur d'autres. Ainsi, on pourrait dire que chaque modèle représente un style de conduite. De plus, dans un ensemble de trajectoires il peut y avoir plusieurs styles qui peuvent être identifiés par des modèles de poursuite de nature différente (Ossen & Hoogendoorn, 2011).

Notre intérêt n'est pas d'identifier la diversité de styles de conduite existantes dans un ensemble de données de trajectoires. Néanmoins, nous supposons que dans les deux ensembles de trajectoires étudiées ici, possiblement, il y a des trajectoires avec des styles de conduite significativement différents des lois de poursuite des deux modèles calés (Notons que la fidélité des trajectoires à un modèle est traduit quantitativement par les valeurs de NRMSE du calage).

Par conséquent, nous proposons un seuil de NRMSE pour sélectionner les trajectoires mieux ajustées aux modèles de Newell et de Gipps. Nous choisissons un seuil de NRMSE(Δx) égal à 20 % et de NRMSE($\dot{x}$) égale à 10 %. Notre critère de sélection est donc définit par l'expression suivante :

$$NRMSE(s) < 20\ \% \text{ et } NRMSE(v) < 10\ \%$$

Sur la Fig. 5.4, nous présentons les couples de valeurs de NRMSE(Δx) et de NRMSE($\dot{x}$) obtenues après le calage des modèles de Newell (à gauche) et de Gipps (à droite) sur la totalité des trajectoires (sélectionnées dans le chapitre 4) de chaque base de données (pour plus de détails voir les tableaux 4.5 et 4.6). On observe que les valeurs de NRMSE($\dot{x}$) varient entre 4 et 30 % et de NRMSE(Δx) varient entre 3 et 20 %, indépendemment du modèle. Les trajectoires retenues sont représentées sur cette figure par les points noirs : 127 de la base de données de Hefei et 123 de la base de données OpenACC.

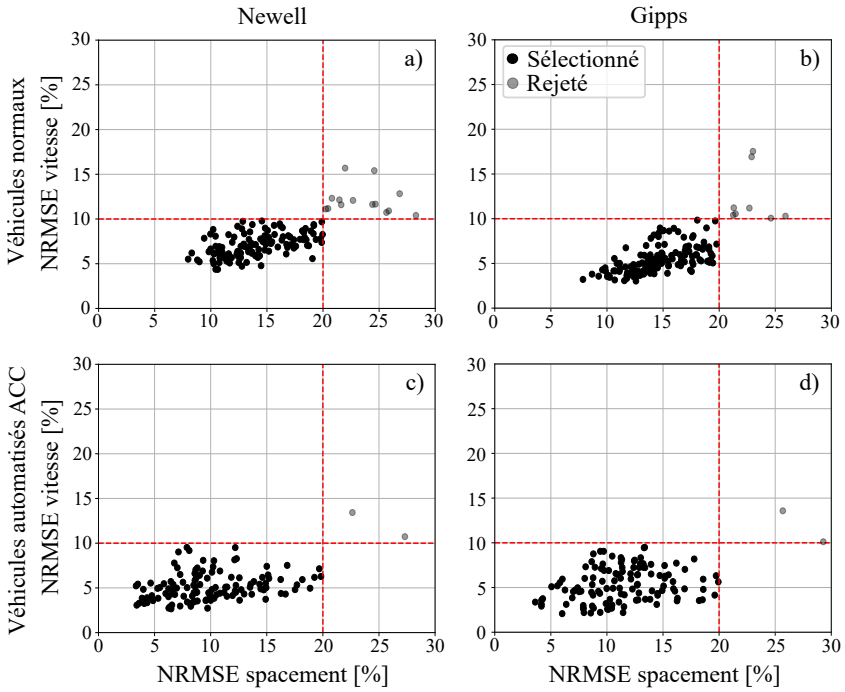


FIG. 5.4 – *Représentation des valeurs du NRMSE($\dot{x}$) en fonction du NRMSE(x) : sélection des meilleures trajectoires calées.*

5.2.3 Distributions expérimentales des paramètres de la poursuite de véhicules en conduite manuelle et de véhicules en conduite automatisée

De la section 2.3, il faut rappeler que, concernant l'accélération, le modèle de Newell n'adopte que le paramètre de l'accélération finie (a^n : accélération maximale souhaitée) ; la limitation de la décélération n'est pas prise en compte (b^n est considérée infinie) (voir l'équation 2.5). En revanche, le modèle de Gipps considère ces deux paramètres dans sa formulation (voir le tableau 2.3). Notre analyse comparative se limite aux paramètres similaires entre les deux modèles (τ , δ_0 et a). De plus, nous choisissons que le paramètre $\hat{b}$ du modèle de Gipps, lié aux caractéristiques psychologiques du conducteur, soit toujours fixe et égale à -3 m/s inspiré de (Ossen & Hoogendoorn, 2011). Ce paramètre n'a donc pas été un degré de liberté dans le processus du calage et ne sera pas mentionné dans l'analyse comparative suivante.

5.2.3.1 Caractéristiques des distributions expérimentales des véhicules en conduite manuelle

Sur la Fig. 5.5, nous présentons les distributions des paramètres obtenues par le calage du modèle de Newell (histogrammes noirs) et du modèle de Gipps (histogrammes rouges)

sur les trajectoires de véhicules sans automatisation de conduite de (Jiang *et al.*, 2015). Les valeurs de la moyenne (μ) et de l'écart-type (σ) de chaque paramètre sont montrées au dessus de chaque histogramme et synthétisées dans le tableau 5.1.

Dans un premier temps, nous mettons en évidence la variabilité inter-individuelle experimentale des caractéristiques qui est représentée par la distribution des paramètres de poursuite, comme l'on avait considéré dans le chapitre 3 (de manière théorique en simulation). Les distributions obtenues sont similaires aux distributions trouvées par des études empiriques sur des données de trajectoires (Duret *et al.*, 2008; Ossen & Hoogendoorn, 2007; Meng *et al.*, 2021; Kendziorra *et al.*, 2016).

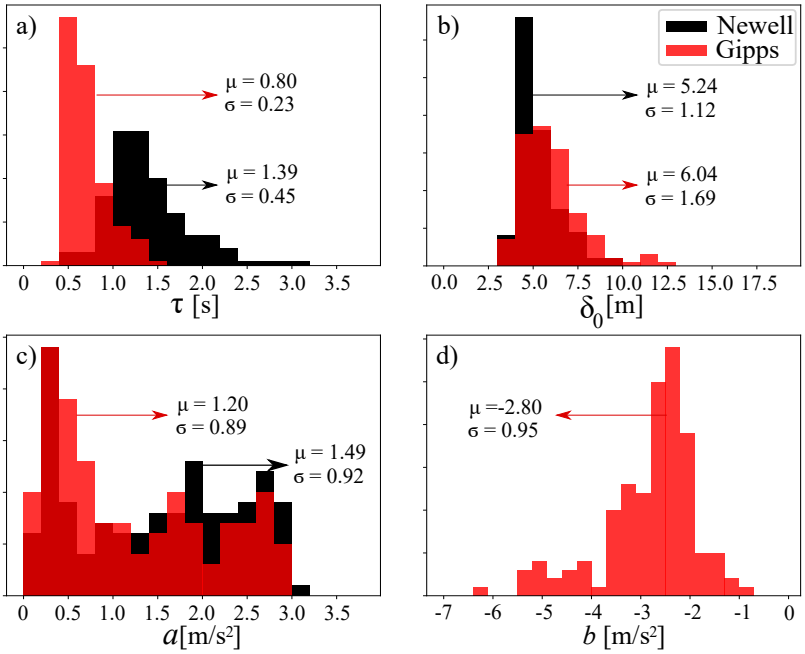


FIG. 5.5 – *Distributions expérimentales des paramètres des modèles de Newell et de Gipps obtenues avec les trajectoires des véhicules en conduite manuelle.*

Dans un deuxième temps, en comparant les deux modèles, on observe des différences remarquables entre les distributions des mêmes paramètres. Par exemple, μ_τ et σ_τ estimés par le modèle de Newell sont 1.7 et 2 fois plus grands, respectivement, que les estimés par le modèle de Gipps. De même, μ_a estimée par le modèle de Newell est 1.2 fois plus grande que la moyenne estimée par le modèle de Gipps, mais σ_a sont très similaires avec les deux modèles. Par contre, μ_{δ_0} et σ_{δ_0} estimés par le modèle de Newell sont 0.9 et 0.7 fois plus petits, respectivement, que ceux estimés par le modèle de Gipps.

Dans un troisième temps, on analyse la relation entre les paramètres τ et δ_0. On rappelle que dans la partie 3.3.4 cela a été mentionné comme important en raison que $W = \delta_0/\tau$. Ainsi, en comparant les distributions des paramètres de chaque modèle, nous constatons que τ et δ_0 sont complètement indépendants comme cela été rapporté par (Jabari *et al.*, 2014). La Fig. 5.6 présente les valeurs de τ^n en fonction des valeurs de δ_0^n estimées par le calage du modèle de Newell (à gauche) et du modèle de Gipps (à droite) sur les trajectoires de véhicules en conduite manuelle. On observe qu'il n'existe aucune corrélation entre ces paramètres dans les deux cas.

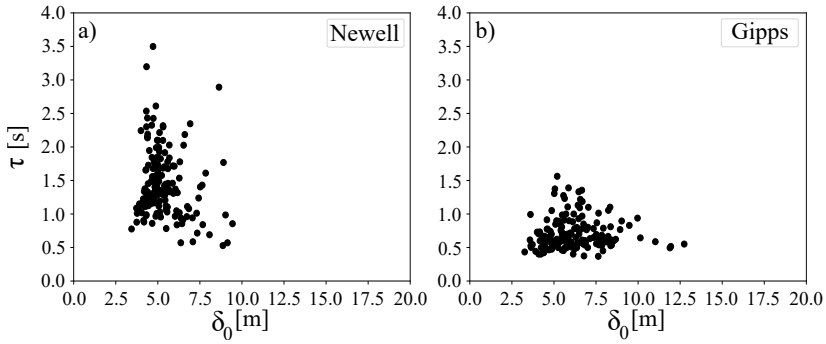


FIG. 5.6 – *Corrélation des distributions de paramètres τ et δ_0^n de chaque modèle avec les données de (Jiang et al., 2015).*

5.2.3.2 Caractéristiques des distributions expérimentales des véhicules en conduite automatisée

Les distributions expérimentales des paramètres des modèles de poursuite de Newell et de Gipps obtenues à partir des trajectoires OpenACC, sont présentées sur la Fig. 5.7. Nous observons que, même si les véhicules analysés ici bénéficient d'un même système d'assistance de conduite longitudinal (ACC), tous les paramètres sont distribués, avec une forte variabilité inter-individuelle de ces caractéristiques.

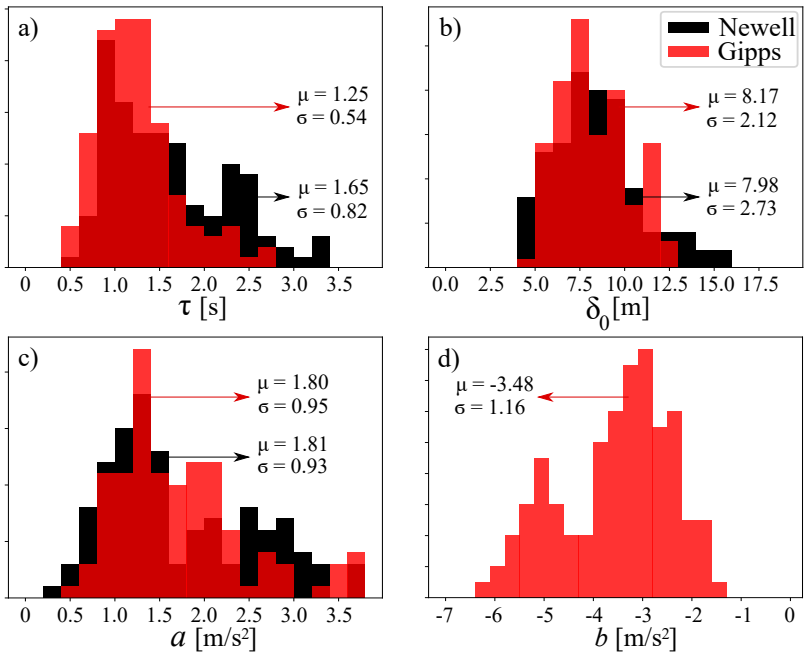


FIG. 5.7 – *Distributions expérimentales des paramètres des modèles de Newell et de Gipps obtenues avec les trajectoires des véhicules automatisés avec le système ACC.*

En comparant les résultats du calage du modèle de Newell (histogrammes noirs) et du modèle de Gipps (histogrammes rouges), on observe aussi des différences importantes entre les distributions des paramètres. A l'aide de la Fig. 5.7.a, nous constatons que la distribution du paramètre τ obtenue avec le modèle de Newell est supérieure à la distribution obtenue avec le modèle de Gipps. c'est-à-dire, la moyenne et l'écart-type de τ_{Newell} sont 1.3 et 1.5 fois plus grands, respectivement, que la moyenne et l'écart-type de τ_{Gipps}. En ce qui concerne le paramètre δ_0 (sur la Fig. 5.7.b), la moyenne est très similaire, mais l'écart-type est plus élevé qu'avec le modèle de Newell (1.3 fois par rapport à Gipps). En revanche, les distributions de l'accélération (a) avec les deux modèles sont très similaires. A l'aide de la Fig. 5.7.c,

nous constatons que les différences numériques de μ_a et σ_a, entre les deux modèles, sont négligeables.

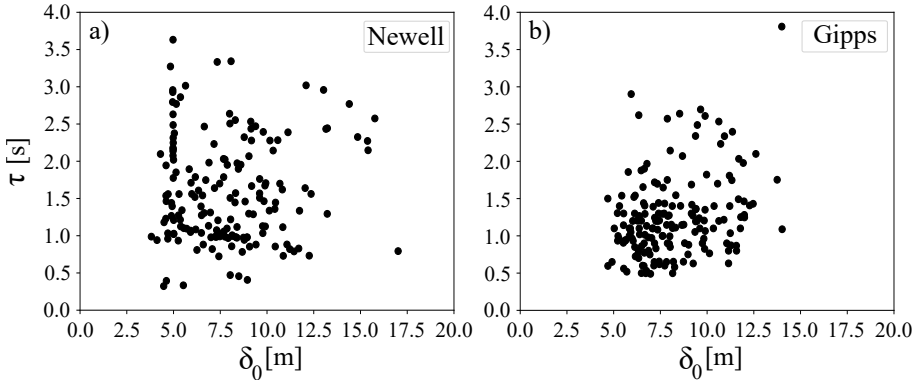


FIG. 5.8 – *Corrélation des distributions de paramètres τ et δ_0^n de chaque modèle avec les données OpenACC.*

Finalement, à l'aide de la Fig. 5.8, nous concluons que les distributions des paramètres τ et δ_0 des modèles calés sur les trajectoires de véhicules bénéficiant d'un système d'ACC, sont aussi indépendants. Cependant, ces résultats sont contradictoires avec les découvertes de (Shi & Li, 2021b), qui ont rapporté que la distance minimale ou de sécurité ("buffer distance") diminue lorsque le temps inter-véhiculaire ("time headway") augmente.

5.2.3.3 Analyse comparative des distributions expérimentales des paramètres des deux bases de données

Dans cette dernière partie du chapitre, nous présentons une analyse comparative des résultats obtenus en tenant compte des deux types de véhicules étudiés ici : les normaux (VNs) et les automatisés en bénéficiant d'un système d'ACC (VAs). Dans le tableau 5.1, on synthétise les résultats présentés précédemment pour faciliter la comparaison. La colonne $\%ET$ présente la relation entre l'écart-type σ et la moyenne (μ) de la distribution de chaque paramètre p, tel que $\%ET = \sigma_p/\mu_p \cdot 100$ (inspiré par la méthode utilisée dans le chapitre 3 de cette thèse pour définir les niveaux de variabilité testés en simulation). Les colonnes $\Delta\mu_p$ et $\Delta\sigma_p$ présentent l'augmentation des valeurs de la moyenne et de l'écart-type, respectivement, des VAs par rapport aux VNs.

	Véhicules normaux (VNs)			**Véhicules ACC (VAs)**			**VAs comparés VNs**	
p	μ_p	σ_p	$\%ET$	μ_p	σ_p	$\%ET$	$\Delta\mu_p$ [%]	$\Delta\sigma_p$[%]
Newell								
τ	1.4	0.5	33	1.6	0.8	50	+14.3	+60.0
δ_0	5.3	1.1	21	8.0	2.7	34	+50.9	+145.5
a	1.5	0.9	62	1.8	0.9	51	+20.0	+0.0
Gipps								
τ	0.8	0.2	29	1.3	0.5	43	+38.4	+150.0
δ_0	6.0	1.7	28	8.2	2.1	30	+36.7	+23.5
a	1.2	0.9	87	1.8	1.0	53	+50.0	+11.0

TAB. 5.1 – *Synthèse des résultats du calage des modèles de Newell et de Gipps sur les deux bases de données retenues.*

Dans une premier temps, nous observons de manière globale que toutes les distributions obtenues avec les VAs ont toujours une moyenne plus élevée et un plus fort écart-type que les distributions obtenues avec les VNs (voir le tableau 5.1 de gauche à droite).

Par exemple, en ce qui concerne la moyenne, μ_τ et μ_{δ_0} du modèle de Newell avec les VAs sont 14.3 % et 50.9 % supérieures par rapport aux résultats avec les VNs. Pour le modèle de Gipps, on note une augmentation de 38.4 % et 35.7 % de μ_τ et μ_{δ_0} respectivement, comparant les VAs sur les VNs. De même, μ_a est aussi plus élevée avec les VAs, 20 % avec le modèle de Newell et 50 % avec le modèle de Gipps.

De plus, on remarque aussi l'augmentation significative de l'amplitude de toutes les distributions de paramètres avec les VAs. Par exemple, on observe que σ_{δ_0} du modèle de Newell avec les VAs est 145.5 % plus grand par rapport à la valeur obtenue avec les VNs. En revanche, σ_τ augmente 60 %. Avec le modèle de Gipps, on observe que σ_τ est 150 % plus élevé avec les VNs, mais l'augmentation de σ_{δ_0} n'est plus que 23.5 %. Enfin, l'amplitude de la distribution de l'accélération ne semble pas être très différente entre les deux types de véhicules avec les deux modèles de poursuite.

5.3 Discussion sur l'estimation du temps de réaction et conclusions du chapitre

Nous avons identifié dans le travail présenté au chapitre 3 que la variabilité du paramètre individuel de temps de réaction τ est déterminante sur les caractéristiques macroscopiques, notamment la distribution de la capacité. Cependant, nous trouvons dans la littérature des définitions différentes du temps de réaction qui sont liées aux modèles et/ou à la méthode d'estimation. Par exemple, on a mis en évidence que les distributions de τ obtenues sont différentes pour les modèles de Newell et de Gipps, même si on a utilisé la méthode de calage. Cela veut dire que chaque modèle définit ce paramètre de manière différente selon sa loi de poursuite. De plus, il existe des méthodes indiquant que τ est le temps passé entre l'instant où le leader agit et l'instant où le suiveur réagit, observé directement sur le comportement d'un couple de véhicules en poursuite. Il est donc intéressant d'analyser les temps de réaction obtenus précédemment par le calage (méthode indirecte d'estimation) avec d'autres estimations du temps de réaction.

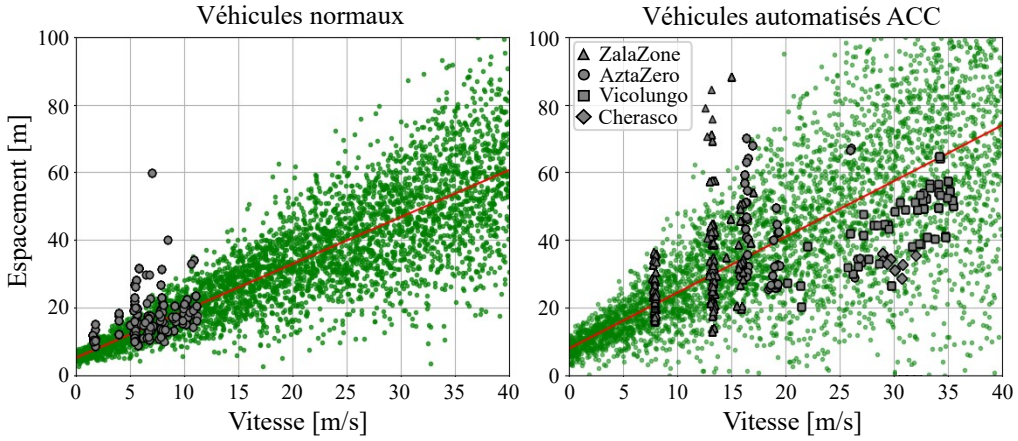


FIG. 5.9 – *Comparaison des distributions expérimentales des paramètres avec la relation de l'espacement et la vitesse : vérification du calage de modèle de Newell.*

Ici, on présente au moins deux autres méthodes pour estimer le temps de réaction : i) l'estimation du temps de réaction obtenue par l'ajustement d'une droite sur la partie

congestionnée de la relation entre l'espacement et la vitesse individuelle estimé de chaque couple de trajectoires et ii) le temps de réponse estimé tel que le décalage entre deux signaux (leader-suiveur). Notons que la première définition corresponde à la loi de Newell présentée sur la Fig. 2.3 dans la partie 2.2.2.2, et la deuxième définition corresponde à celle proposée par (Makridis *et al.*, 2019) qui a été présenté dans la partie 4.4.1.1. Pour la suite de cette thèse, ces deux méthodes sont appelés méthodes directes d'estimation du temps de réaction.

Dans un premier temps, à l'aide de la Fig. 5.9, nous comparons les valeurs du temps de réaction obtenus par la méthode indirecte (le calage de modèle de Newell) et par la méthode indirecte (ajustement d'une droite de la relation entre l'espacement et la vitesse). Sur cette figure, les points verts représentent l'espacement en fonction de la vitesse et on voit bien leur dispersion qui est causée par les distributions des paramètres τ_{Newell} et δ_0 présentés sur les Fig. 5.5 et 5.7. Les points gris correspondent aux mesures de vitesse et d'espacement réalisées sur des périodes stables de conduite des trajectoires sélectionnées. Cette méthode est similaire à celle utilisée dans (Li *et al.*, 2021). Ici, ces périodes stables ont été choisies en garantissant que la variation de la vitesse et de l'espacement (pendant un même intervalle de 60 s minimum) n'est pas supérieure à 10 %. La ligne rouge représente les valeurs de la moyenne de chaque distribution des paramètres.

Nous observons que le nuage de points des périodes stables sont presque dans son totalité comprises dans l'intervalle des valeurs obtenues par le calage du modèle de Newell et moyennés par la ligne rouge (sauf pour les valeurs élevées de vitesse). Il faut souligner que l'ajustement linéaire n'a pas été possible à cause de la quantité limitée des points dans toute l'intervalle de variation de la vitesse. Cependant, de manière qualitative, nous constatons la similitude entre les valeurs du temps de réaction estimés par les méthodes directe et indirecte, quelque soit le type de conduite (humaine à gauche, avec contrôle automatisé de la vitesse à droite). Notons que cette comparaison est une vérification du calage de la loi de Newell sur les trajectoires sélectionnées. Nous concluons donc la pertinence du calage du modèle de Newell surtout lorsque la vitesse est inférieur a 20 m/s. Néanmoins, une comparaison quantitative de ces deux méthodes devra être envisagée avec d'autres bases de données pour une étude plus complète.

Dans un deuxième temps, nous allons comparer les distributions du temps de réaction obtenues par une méthode indirecte (le calage du modèle de Newell) et celles obtenues par une deuxième méthode directe (analyse de la corrélation croisée de (Makridis *et al.*, 2019)), respectivement. Nous rappelons que cette méthode a été utilisée dans le chapitre 4 pour deux objectifs : estimer la distribution du temps de réaction (ou temps de réponse, TR) des véhicules et sélectionner les trajectoires décrivant la poursuite. Observons qu'ici on appelle TR au temps de réaction estimé par la corrélation croisée pour le différencier du temps de réaction τ_{Newell} estimé par le calage.

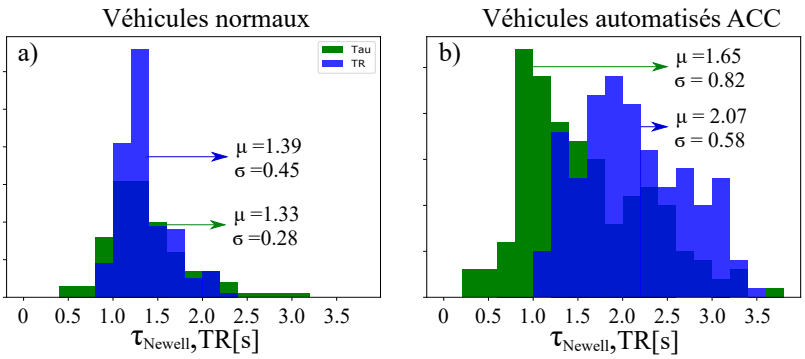


FIG. 5.10 – *Comparaison des distributions de τ_{Newell} et de TR, méthode indirecte et directe d'estimation de la valeur d'un paramètre souvent confondu.*

Sur la Fig. 5.10, nous observons les distributions obtenues avec les trajectoires des véhicules en conduite manuelle (à gauche) et avec les trajectoires des véhicules automatisés (à droite).

Dans un premier temps, on remarque que les moyennes des paramètres sont toujours plus élevées pour les véhicules en conduite automatisée, similaire aux résultats obtenus par (Sharma *et al.*, 2019b).

Dans un deuxième temps, avec les véhicules en conduite manuelle, nous constatons que les distributions de τ_{Newell} et de TR sont très similaires. Néanmoins, avec les véhicules automatisés, ces distributions sont différentes. La moyenne de TR est de l'ordre de 25 % plus élevée que celle de τ, mais l'écart-type est d'environ 29 % plus petit, respectivement.

Ces observations peuvent être expliquées par la différence entre le réglage de conduite du système ACC (qui détermine le type de conduite, capté par τ : pente de la droite entre l'espacement et la vitesse) et le temps de réponse du système du suiveur devant une action du leader. Il faut remarquer que ce système peut répondre beaucoup plus vite que l'humain, mais des expériences avec des systèmes ACC commerciaux montrent que les constructeurs de véhicules semblent ajouter un certain délai dans la réaction pour éviter une sensation de réaction excessive et ainsi garantir le confort du conducteur (Makridis *et al.*, 2019). Malheureusement, ce délai semble être surévalué. Notons que le temps de réglage peut changer pendant une déplacement au choix du conducteur, mais le temps de réponse du système n'est pas nécessairement dépendent à lui. Par revanche, avec les véhicules en conduite manuelle, le conducteur semble ajuster de lui-même son espacement de conduite à la vitesse qu'il pratique en se basant sur sa capacité de réponse. Ce pourrait être une explication à la similarité entre τ et TR pour les véhicules dont la conduite est manuelle.

Compte tenu des résultats du calage des modèles présenté dans ce chapitre, nous concluons que, contrairement à ce qu'on avait prévu, la variabilité des VAs est beaucoup plus forte que la variabilité des VNs. Ces résultats peuvent être expliqués ici par deux facteurs importants :

— La prise en compte de réglages différents dans les expériences de recueil de données. On rappelle que trois réglages de temps inter-véhiculaire ont été utilisés : le court, le moyen et le long (pour plus de détails voir le tableau 4.2).
— Les différences entre les conditions de trafic testées et l´hétérogénéité des caractéristiques de chaque expérience de recueil (voir la section 4.2).

Par ailleurs, nous mettons en évidence que la moyenne obtenue des distributions des paramètres avec les VAs est toujours supérieure, indépendemment du modèle.

Dans un deuxième temps, sur la colonne $\%ET$, on observe que les niveaux de variabilité des paramètres τ et δ_0 obtenus avec les VNs sont de l'ordre de 30 %, avec les deux modèles. Néanmoins, ces observations sont significativement différentes avec les VAs où on note des variabilités entre 30 % et 50 %, pour ces mêmes paramètres. La variabilité de l'accélération est beaucoup plus forte, mais est similaire avec les deux modèles et avec les deux types véhicules.

Nous concluons donc que le niveau de variabilité trois (NV_3) testé en simulation dans le chapitre 3 est conforme à la variabilité expérimentale de τ et δ_0 avec VNs. De même, il faut remarquer que la variabilité de l'accélération adoptée en simulation n'est pas représentative des observations. Évidemment, les distributions des paramètres testés en simulation ne sont pas représentatives des distributions expérimentales des VAs, non plus.

L'impact de ces découvertes expérimentales sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité sera étudié dans le chapitre 6 grâce à l'outil de simulation proposé dans le chapitre 3.

Chapitre 6

Analyse de la variabilité expérimentale en simulation

6.1 La conduite automatisée : état de l'art

6.1.1 Une brève présentation à propos de l'automatisation des voitures

L'automatisation des véhicules signifie passer de la conduite traditionnelle, où les humains contrôlent totalement la voiture, à la conduite assistée, où la voiture est partiellement contrôlée par son conducteur. Ainsi, on dit qu'un véhicule automatisé est celui qui bénéfice d'un système d'aide automatique à la conduite pour remplacer ou aider le conducteur dans les manoeuvres de stationnement, de changement de voie et de poursuite. Il existe cinq niveaux d'automatisation définis par la (SAE, 2020) en fonction du grade d'assistance du système au conducteur. Les niveaux I,II, III et IV concernent l'assistance partielle ou semi-automatisation ; et le niveau V concerne l'assistance totale où le véhicule est totalement autonome.

De nos jours, des systèmes d'assistance partielle tels que le contrôle de vitesse adaptative "Adaptative cruise control" (ACC en anglais et dans la suite de ce manuscrit), le régulateur de vitesse stop-and-go, l'avertissement de sortie de voie, l'avertissement anti-collision, sont désormais disponibles dans les véhicules.

Le premier système d'assistance au conducteur disponible dans le marché a été le régulateur de vitesse conventionnel (CCC) (He *et al.*, 2019). Ce système permet de réguler la position de l'accélérateur pour contrôler la vitesse du véhicule indépendamment des actions du conducteur (He *et al.*, 2019). Plus tard, le système ACC a été mis en place. Il permet au véhicule de détecter le véhicule précèdent et d'adapter automatiquement sa vitesse en fonction de l'écart par rapport au véhicule précèdent. Une extension de l'ACC est le régulateur de vitesse Stop and Go qui permet le démarrage et l'arrêt automatique du véhicule dans une fille d'attente (à faible vitesse) pour le confort du conducteur. Une autre extension de l'ACC est le système coopératif de régulation de vitesse adaptatif (CACC), mais qui n'est pas encore disponible sur le marché (Gunter *et al.*, 2019). Ce système permet au véhicule leader d'un groupe de véhicules équipés du système, de communiquer avec plusieurs véhicules suiveurs grâce à la connectivité et au partage instantané d'informations. Cela permet de réduire l'espacement entre les véhicules du peloton bénéficiant du système puisque celui-ci permet de réaliser les manœuvres dans un temps très court (van Beinum, A. *et al.*, 2018; Milanés & Shladover, 2014). Notons que cela est très différent aux considérations des modèles de poursuite que nous avons présentés plus haut (voir la partie 2.2.2.2) qui ne considèrent que l'interaction entre un couple de véhicules (leader et suiveur).

6.1.2 Présentation du système de vitesse adaptative (ACC)

Le système le plus utilisé est désormais l'ACC dont la présence dans le trafic routier devient importante (Calvert *et al.*, 2018). L'ACC est classé dans le niveau I dans l'échelle d'automatisation proposée par la SAE. Notons que ce système se concentre uniquement sur le contrôle longitudinal de la conduite. Ce système utilise des capteurs tels que des LIDAR, des radars ou des caméras intégrées dans la voiture pour mesurer la distance réelle et la différence de vitesse avec le véhicule précèdent. L'ACC peut être activé et désactivé par le conducteur appuyant sur un bouton à tout instant. Lorsque le système est actif, les systèmes d'accélération et de freinage du véhicule sont contrôlés automatiquement.

Il existe deux modes du contrôle dans le système ACC : le contrôle de vitesse et le contrôle d'espacement. Lorsque l'espacement est suffisamment long (par rapport à une valeur de seuil définie par l'algorithme), le système vise à maintenir la vitesse libre du véhicule. Lorsque l'espacement est inférieur à la valeur de seuil, le système vise à maintenir l'espacement définie par le réglage choisi par le conducteur. Ce réglage est défini comme le temps inter-véhiculaire de circulation que le système utilise lorsqu'il est actif. Dans les véhicules commerciaux, le réglage est choisi parmi une liste de niveaux de temps différents tels que : le petit, le moyen et le grand. Cependant, les fabricants des voitures ne donnent pas les valeurs exactes du temps inter-véhiculaire adopté par chaque niveau (He *et al.*, 2019; Makridis *et al.*, 2021; Milanés & Shladover, 2014). Compte tenu cela, (Ciuffo *et al.*, 2021) ont quantifié expérimentalement ces temps et ont trouvé des valeurs de l'ordre de 1.5, 2.1 et 2.5 s, respectivement. Cependant, ces valeurs ne semblent pas être identiques d'un fabricant à l'autre (Shi & Li, 2021a).

Il y a des nombreux fabricants de voitures dans le monde donc des caractéristiques différentes du système d'ACC peuvent être identifiées dans le trafic (Shladover *et al.*, 2012; He *et al.*, 2019). Notons que le fonctionnement du système d'ACC peut varier en fonction du type de la voiture, du réglage de circulation, de l'algorithme de contrôle, de la précision des capteurs, etc. Par exemple, (Ntousakis *et al.*, 2015) présentent trois stratégies différentes du contrôle longitudinal utilisé dans les systèmes d'ACC disponibles dans le marché : l'espacement constant, le temps inter-véhiculaire constant (relation linéaire entre l'espacement et la vitesse, similaire à la loi de Newell présenté dans la section 2.2.2.2) et le temps inter-véhiculaire variable (relation non-linéaire entre l'espacement et la vitesse).

De même, des différences entre les algorithmes de contrôle dans le système ACC sont aussi trouvés. (He *et al.*, 2019) présentent en détail la structure de fonctionnement des trois algorithmes importants (PID), le « model predictive » (MPC), le « Fuzzy logic » (FLC)) et synthétisent les avantages et les désavantages de chacun dans le tableau 1 de l'article (He *et al.*, 2019). Plusieurs des autres algorithmes sont aussi adoptés par les systèmes d'ACC disponibles dans le marché, mais sa connaissance reste limitée en raison aux droits de propriété intellectuelle des développeurs industriels des voitures (Milanés & Shladover, 2014). En effet, cela rend difficile l'étude et la compréhension des comportements individuels du trafic mixte actuel et de l'avenir. De plus, l'absence des normes qui permettent d'uniformiser les systèmes d'automatisation peut aboutir à amplifier l'inter-variabilité et donc impacter négativement sur la dynamique du trafic.

6.1.3 Impact de l'automatisation sur le trafic : prédictions, découvertes et - trouvés dans la littérature

La mise en place de l'automatisation des véhicules (par ex. l'ACC) a été motivée principalement par l'amélioration du confort et la sécurité routière des usagers en permettant l'assistance de la conduite d'une manière contrôlée et efficace (Li *et al.*, 2017; Milakis *et al.*,

2017). Cependant, cette conduite automatisée a un impact sur la dynamique du trafic (par ex. la stabilité)(Gunter *et al.*, 2019; Milanés & Shladover, 2014; Ciuffo *et al.*, 2021) et sur la performance opérationnelle des voies (par ex. la capacité)(Shi & Li, 2021a) qui deviennent des motivations importantes pour des études plus poussées.

(Milakis *et al.*, 2017) ont fait une conceptualisation de l'impact de l'automatisation de véhicules et identifient certains domaines impactés :

— Les coûts de déplacement et les choix de déplacement,
— La propriété et le partage de véhicules automatisés, l'urbanisme et l'utilisation de l'infrastructure de transport, et
— La société au travers de la consommation d'énergie, de la pollution de l'air, de la sécurité, de l'économie, etc.

De nombreuses études se sont concentrées sur la quantification de la consommation de l'énergie, la sécurité routière et la performance de l'infrastructure face à l'introduction des véhicules automatisés dans le trafic. Des effets contradictoires entre les différents domaines sont rapportés et des différences entre les prédictions et les observations sont mises en évidence.

Pour (Carbaugh *et al.*, 1998), la conduite longitudinale automatisée offre plus de sécurité que la conduite longitudinale manuelle grâce au contrôle automatique, constant et précis de l'espacement et de la vitesse. L'étude comparative en simulation est basée sur des consignes de vitesse identiques et caractéristiques du trafic similaires, en mesurant la fréquence et la sévérité des collisions identifiées dans un scénario de poursuite.

De même, (Marsden *et al.*, 2001), en se basant sur une simulation, rapporte des réductions de l'écart-type de l'accélération de l'ordre de 50 % grâce au système ACC. Ce qui pourrait avoir des avantages considérables sur la sécurité et aussi sur la consommation de carburant des véhicules. Cependant, dans le même article, ces auteurs analysent les données empiriques de vitesse obtenues lors d'expérimentations avec un véhicule pourvu du système ACC. Compte tenu de cela, ils indiquent que, contrairement à ce qui était prévu, les véhicules en conduite ACC rendent le trafic plus instable à cause de l'interaction du conducteur avec le système. Ceci est dû au fait que les conducteurs désactivent le système ACC pendant la congestion dense pour appliquer leur propre conduite. (Shladover *et al.*, 2012) confirment que dans des situations de conduite exigeantes le conducteur intervient sur la voiture et soulignent la difficulté de la compréhension de cette interaction entre le conducteur et le système.

Par ailleurs, (van Arem *et al.*, 2006) font une étude en simulation du système CACC en considérant le modèle MIXIC (développé pour l'étude des véhicules intelligents), une route à quatre voies dans le même sens et un trafic mixte (véhicules CACC et normaux). Ils mettent en évidence les effets positifs du système sur la stabilité du trafic et la capacité, mais uniquement avec un taux de pénétration [1] supérieur à 60 %. Avec un taux de pénétration plus faible ils mettent en évidence des effets négatifs sur le trafic.

(Kesting *et al.*, 2007) modifient le modèle de poursuite IDM (Intelligent driver model) pour introduire les caractéristiques des véhicules bénéficiant d'un système ACC en simulation. En supposant une voie simple de circulation et le trafic mixte, ils trouvent des réductions considérables du temps de la congestion et de la chute de capacité avec un taux de pénétration de 10 %, mais avec avec un taux de 30 % des véhicules ACC la congestion disparaît totalement.

(Tientrakool *et al.*, 2011) étudient en simulation un algorithme qui reproduit à la fois les caractéristiques des capteurs de distance (pour l'ACC) et la communication entre les véhicules (implantée dans le système CACC). En supposant la circulation fluide, les auteurs

1. Le taux de pénétration est défini comme la proportion de véhicules équipés d'ACC sur le nombre total de véhicules en circulation.

signalent que la capacité de la route augmente. Par rapport à la capacité obtenue avec des véhicules en conduite manuelle, ils estiment qu'elle serait 3.7 fois plus élevée si tous les véhicules bénéficiaient de l'ACC et 1.4 fois si tous les véhicules bénéficiaient du système ACC seulement.

Grâce à une étude en simulation, (Calvert *et al.*, 2012) affirment que le trafic avec des véhicules bénéficiant du CACC est plus homogène et donc permet de réduire les retards causés par la congestion (de l'ordre de 30 %) et de réduire l'écart-type de la vitesse (de l'ordre de 40 %). De plus, la capacité en aval de la congestion augmente de 7 % si la moitié des véhicules sont équipés du système CACC. Également, à l'aide de la simulation de trafic et uniquement en poursuite, (Shladover *et al.*, 2012) rapportent que si tous les véhicules bénéficient du système CACC la capacité augmente de 100 % par rapport au trafic avec 100 % de véhicules en conduite manuelle.

Cependant, si le système ACC est utilisé (donc sans communication entre les véhicules) les améliorations sur la capacité sont presque négligeables. (Ngoduy, 2013; Delis *et al.*, 2015) comparent aussi les systèmes CACC et ACC en simulation et confirment que la connectivité permet augmenter la capacité et la stabilité du trafic. Néanmoins, (van Arem *et al.*, 2006) affirment que si la communication entre les véhicules est uniquement longitudinale alors le système a un effet négatif sur la sécurité au voisinage des convergents autoroutiers. Cela est dû au fait que les pelotons CACC peuvent circuler avec des faibles espacements donc empêchent l'insertion des véhicules qui ont besoin de s'insérer (van Arem *et al.*, 2006). De plus, les observations sont d'autant plus intéressantes qu'il a pu être montré, sur des données expérimentales, que la communication n'est pas parfaite dans le peloton équipé d'ACC (Lanaud *et al.*, 2021).

Compte tenu de ce qui précède, (Naus *et al.*, 2010) proposent un contrôle d'ACC qui se base sur la communication entre un couple de véhicules (le leader et son suiveur), et suggèrent que l'espacement doit dépendre strictement de la vitesse pour garantir des améliorations sur la capacité et aussi sur la stabilité de la conduite. Dans le même esprit, grâce à une étude expérimentale,(Ge *et al.*, 2018) mettent en évidence qu'un système d'ACC bénéficiant de la connectivité (avec des autres véhicules, et/ou avec l'infrastructure, et/ou avec les usagers) permet d'absorber les oscillations générées par la conduite manuelle en améliorant la sécurité dans le trafic.

Comme nous l'avons vu, la plupart des études présentées ont été conduites en simulation en considérant toujours des caractéristiques idéalistes et avantageuses des véhicules automatisés par rapport aux véhicules en conduite manuelle. (Li *et al.*, 2017) affirment que les résultats des simulations sont fortement affectés par le choix des valeurs des paramètres. Par exemple, avec des valeurs spécifiques des paramètres du modèle IDM (temps de réaction faible et temps inter-véhiculaire élevé), la simulation conduit aux résultats qui révèlent une réduction importante du risque de collision avec des taux faibles de véhicules avec ACC. Cependant, si ces valeurs de paramètres ne sont pas bien choisies le risque de collision augmente fortement (Li *et al.*, 2017).

A l'aide des trajectoires expérimentales, plusieurs études mettent en doute les résultats et les conclusions des études en simulation présentés ci-dessus. Ceci en raison des différences trouvées entre les caractéristiques réelles des véhicules automatisés (disponibles sur le marché actuellement) avec les caractéristiques considérées dans les études théoriques.

Par exemple, (Gunter *et al.*, 2019) font une étude expérimentale de la stabilité de plusieurs véhicules avec le système ACC. L'expérience comporte un peloton de huit véhicules circulant en poursuite avec l'ACC actif sur une voie isolée. En faisant des tests avec quatre consignes de vitesse différentes (vitesse oscillatoire, vitesse faible, vitesse élevée et baisses brusques de vitesse), ils mettent en évidence qu'aucun des systèmes ACC testés n'est stable

dans sa conduite puisque les variations de vitesse sont amplifiées d'un véhicule à l'autre.

De même, (Makridis *et al.*, 2019) se sont concentrés sur l'estimation, à partir d'observation de pelotons, du temps de réponse et du temps inter-véhiculaire de véhicules bénéficiant du système ACC. Ils estiment le temps de réponse des véhicules en conduite automatisée ACC par une méthode de corrélation croisée et concluent qu'il est très similaire au temps de réponse des conducteurs humains rapportés par la littérature. De plus, les temps inter-véhiculaires avec le système ACC sont légèrement supérieur à ceux rapportés dans la littérature avec des véhicules en conduite manuelle. (Makridis *et al.*, 2021) confirment ces observations avec une base de données plus complète (base de données OpenACC présentée dans la partie 4.4.2 de cette thèse). Ils observent que la conduite instable uniquement lorsque les véhicules ACC circulent avec des temps inter-véhiculaires courts. Cependant, dans un cas, la conduite est stable avec ce même réglage. Les auteurs déduisent donc que la stabilité est liée implicitement à l'algorithme du système d'ACC utilisé.

(Ciuffo *et al.*, 2021) confirment expérimentalement l'instabilité de la conduite avec le système ACC dans un peloton de 10 véhicules commerciaux. Ils mettent en évidence que le réglage du temps inter-véhiculaire long permet de garantir la stabilité du peloton. Des résultats similaires ont été trouvés par (Shi & Li, 2021b), basés sur des trajectoires expérimentales d'un peloton de trois véhicules ACC. Néanmoins, (Shi & Li, 2021a) représentent le diagramme fondamental en comparant deux bases de données différentes avec des trajectoires des véhicules ACC et normaux. Les résultats montrent que les bénéfices sur la capacité sont observés uniquement avec des réglages de temps inter-véhiculaires courts et très courts.

6.2 Impact de la variabilité expérimentale des véhicules en conduite manuelle et des véhicules en conduite automatisée

Nous nous intéressons donc à étudier l'impact des caractéristiques expérimentales des véhicules sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité des voies. On rappelle que ces caractéristiques sont définies ici par les distributions des paramètres de poursuite (τ, δ_0 et a) obtenues par le calage des modèles de poursuite (Newell et Gipps) sur des trajectoires réelles de véhicules conduits par des humains ou équipés d'ACC.

A l'aide de notre outil de simulation proposé dans le chapitre 3 et grâce aux distributions expérimentales estimées dans le chapitre 5, on fera une analyse comparative de l'impact causé par la variabilité inter-individuelle des véhicules normaux (VNs) et des véhicules automatisés ACC (VAs). Cette analyse sera faite suivant la même méthodologie d'étude proposée dans le chapitre 3, où les distributions des paramètres (qui représentent la variabilité) ont été théoriques.

Ici, on va alimenter la simulation avec les distributions expérimentales des paramètres. Donc, la simulation sera basé sur les résultats du calage des modèles présentés dans le tableau 5.1. Par facilité, nous supposons des distributions Gaussiennes tronquées étant donné qu'on a constaté que la forme de la distribution de la variabilité n'a aucun impact sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité (voir la partie 3.3.5). Ainsi, on ne retient que la moyenne et l'écart-type pour l'analyse présenté ci-dessous.

6.2.1 Comparaison des diagrammes fondamentaux

Sur la Fig. 6.1, nous présentons les diagrammes fondamentaux (DFs) obtenus en simulation avec les distributions expérimentales des paramètres estimées par le calage du modèle

de Newell (première ligne) et du modèle de Gipps (deuxième ligne) sur de trajectoires des véhicules normaux (colonne de gauche) et des véhicules ACC (colonne de droite). On a adopté une vitesse maximale autorisée de 30 m/s pour représenter les DFs. Les ajustements linéaires des DFs ne sont pas faits ici car notre analyse comparative sera uniquement qualitative. L'analyse quantitative sera présentée dans la section suivante.

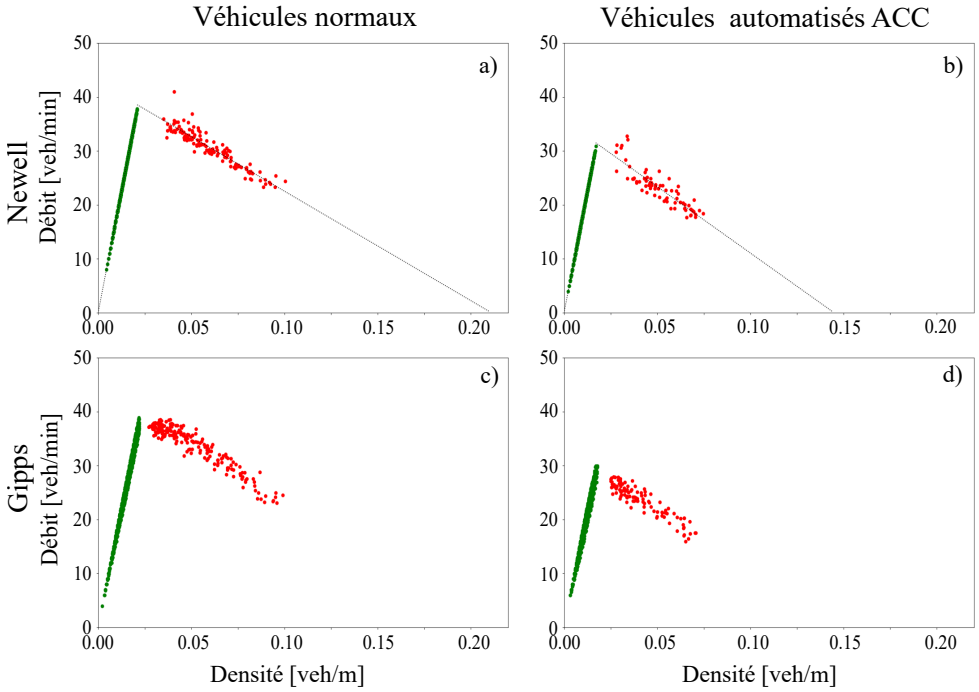


FIG. 6.1 – *Diagrammes fondamentaux obtenus en simulation (la résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé) avec tous les paramètres (τ, δ_0 et a) distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5).*

Nous observons les effets de la variabilité expérimentale sur la branche congestionnée de chaque DF. La branche du régime libre n'est pas dispersé étant donné que la distribution de la vitesse maximale n'est pas considérée dans notre simulation ni dans le calage des modèles sur les données expérimentales. Ces observations sont similaires indépendemment du modèle. Malgré la nature différente des deux modèles (constaté par la forme des DFs), on souligne aussi que la valeur de la capacité (C) des DFs obtenus avec le modèle de Newell est d'un ordre similaire à celle obtenue avec le modèle de Gipps. Cependant, si on compare la colonne de gauche (VNs) avec la colonne de droite (VAs), les différences entre les DFs sont très remarquables. Les capacités des DFs des Fig. 6.1.b et .d sont beaucoup plus petites que celles des diagrammes correspondants avec 100 % de véhicules normaux. Par exemple, cela est traduit par la valeur maximale de débit qui est plus faible sur le DF des VAs que sur le DF des VNs.

D'une manière grossière, nous constatons donc l'impact négatif des VAs sur la performance des voies, comme cela sera expliqué en détail ci-dessous.

6.2.2 Comparaison des distributions cumulatives des capacités

Dans cette partie, nous présentons l'analyse comparative de l'impact de la variabilité expérimentale sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité compte tenu des trois valeurs différentes de U_l (similaire à l'analyse fait dans le chapitre 3). On présente les fonctions de distribution cumulée (fdcs) de la capacité en amont (C_{pre-c}) (ligne noire) et de la capacité en aval (C_{post-c}) (ligne rouge) en comparant le modèle de Newell

avec le modèle de Gipps dans chaque scénario de U_l. Les résultats sont synthétisés dans le tableau 6.1.

Dans un premier temps, sur la Fig. 6.2, on présente les résultats de la simulation en considérant les distributions expérimentales des VNs. D'abord, on constate que les fdcs de C_{pre-c} sont similaires avec les deux modèles dans tous les cas de U_l, comme évoqué précédemment. De plus, on confirme que l'amplitude des capacités est légèrement supérieure à l'amplitude des fdcs du niveaux trois de variabilité ($NV30\ \% : \sigma_p = 0.3 \cdot \mu_p$) (dans la partie 3.3.3, voir le tableau 3.5).

En ce qui concerne le modèle de Newell, nous observons que la courbe de la C_{pre-c} est plus distribuée par rapport à la courbe de la C_{post-c}, mais les moyennes de ces deux courbes sont très similaires. Nous concluons que la valeur de la chute de capacité est nulle donc le paramètre d'accélération infinie (adopté dans le modèle) n'est pas suffisant pour l'expliquer.

En revanche, pour le modèle de Gipps, nous constatons des différences remarquables entre les courbes de la C_{pre-c} et de la C_{post-c} qui augmentent légèrement lorsque la valeur de U_l est plus élevée. Par exemple, la chute de capacité avec $U_l = 5\text{m/s}$ est 2.8 % et avec $U_l = 15$ m/s elle est de 5.4 % (voir le tableau 6.1).

Dans un deuxième temps, sur la Fig. 6.3, on présente les résultats obtenus en simulation avec les distributions expérimentales des véhicules automatisés ACC. De manière globale, on observe que dans tous les cas la fdc de la C_{pre-c} est beaucoup plus dispersée que la fdc de la C_{post-c} ; où l'écart-type d'une courbe est d'environ le double de l'autre. Notons que l'écart-type des capacités semble être indépendant de la valeur de U_l et pour C_{pre-c} représente une valeur de l'ordre de 5 % de la moyenne (voir le tableau 6.1).

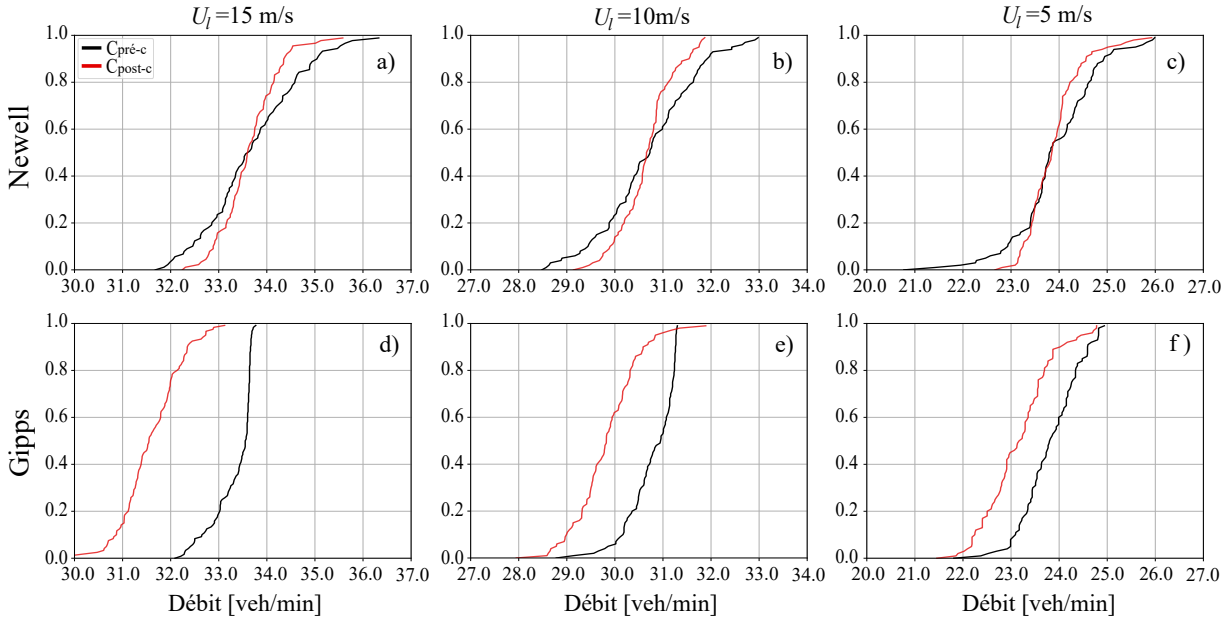


FIG. 6.2 – *Fdcs de la capacité avec les véhicules en conduite manuelle. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé.*

En comparant les deux modèles, des résultats similaires sont observés en termes de leur phénoménologie. Le modèle de Newell n'est pas capable de reproduire la chute de capacité, mais le modèle de Gipps semble le faire mieux. Ici, on observe également que la chute de capacité augmente en fonction de la croissance de U_l. Néanmoins, on observe que la chute de capacité obtenue est plus élevée avec les véhicules automatisés (comparer la Fig. 6.2 avec

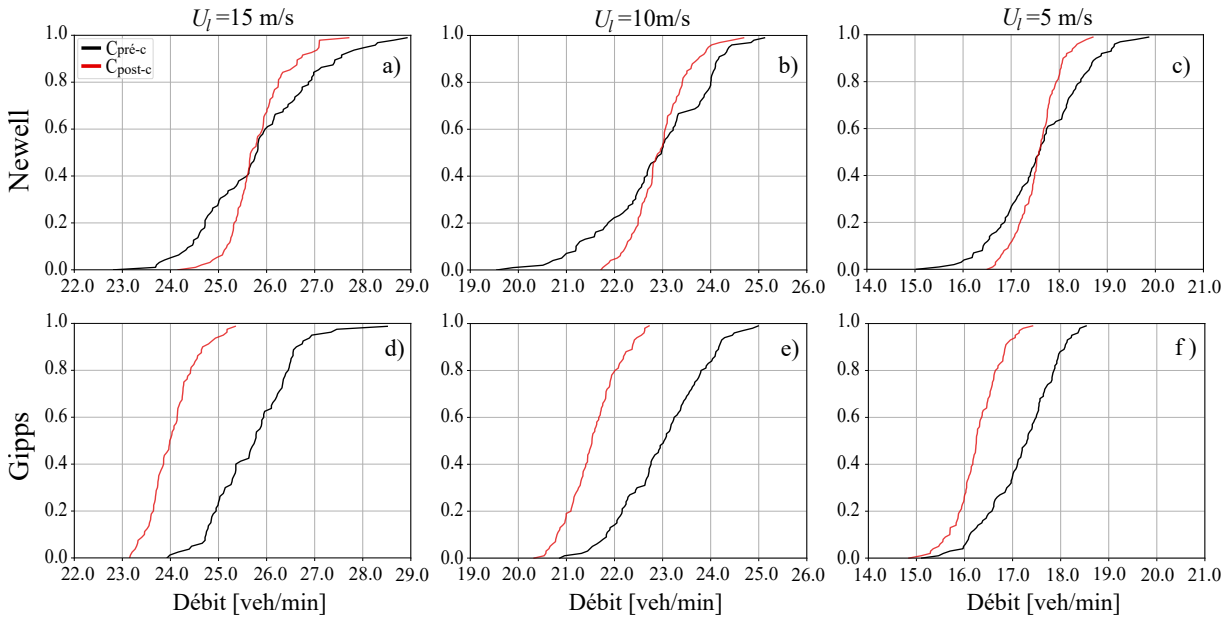


FIG. 6.3 – *Fdcs de la capacité avec les véhicules automatisés. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé.*

la Fig. 6.3). Par exemple, la valeur de la chute de capacité avec $U_l = 5$m/s est 5.4 % et avec $U_l = 15$ m/s est 6.5 % m/s, cet-à-dire, 1.9 et 1.2 fois plus grandes, respectivement, par rapport aux valeurs obtenues avec les véhicules en conduite manuelle (voir le tableau 6.1). Il faut souligner que ces valeurs de la chute de capacité sont déjà importantes et similaires aux valeurs expérimentales rapportées dans la littérature (Hall & Agyemang-Duah, 1991; Chung *et al.*, 2007; Kondyli, A. *et al.*, 2017).

L'explication de cette découverte est liée à la différence entre le processus de décélération et le processus d'accélération adopté par le modèle de Gipps (pas observé avec le modèle de Newell même si l'accélération est limitée). Sur la Fig. 6.4, on illustre l'évolution de la vitesse des cinq premiers véhicules en congestion dans une réplication avec le modèle de Newell (première ligne) et avec le modèle de Gipps (deuxième ligne) avec deux valeurs de vitesse U_l organisées dans les colonnes (5 et 15 m/s).

De manière générale, nous constatons la circulation à vitesse libre au début (U_f), après la baisse de vitesse de circulation à cause de la limitation de vitesse imposée (U_l) et finalement la reprise de la vitesse libre (U_f) (conforme aux règles de la simulation adoptées dans cette étude. Pour plus de détails sur le contexte de la simulation, voir la section 3.2).

Dans le cas du modèle de Newell, on confirme la baisse instantanée de vitesse conforme la décélération infinie du modèle, mais une croissance progressive (linéaire) de vitesse à cause de l'accélération finie (a^n) adopté dans le cadre de cette thèse (voir l'équation 2.5). En revanche, avec le modèle de Gipps, on confirme la baisse et la reprise progressive (pas linéaire) de vitesse qui est plus remarquable lorsque la valeur de U_l est plus élevée (par ex. $U_l = 15$ m/s). Cette observation est contre-intuitive si on pense que plus de temps est nécessaire dans les processus de décélération/accélération lorsque l'écart entre vitesse initiale et finale est plus grand (comme il est observé avec le modèle de Newell où le véhicule accélère/décélère toujours à la valeur maximale).

Notons que le modèle de Gipps semble adopter les valeurs d'accélération/décélération en fonction de l'écart de vitesse. Cela veut dire que si l'écart de vitesse est grand alors l'accélération est forte mais pas forcement égale à l'accélération maximale (a^n). Par contre, si l´écart de vitesse est faible alors le modèle n'adopte pas une accélération forte. A l'aide de la Fig. 6.4.c, on remarque que l'écart de vitesse entre U_f et U_l est 25 m/s et il est attendu

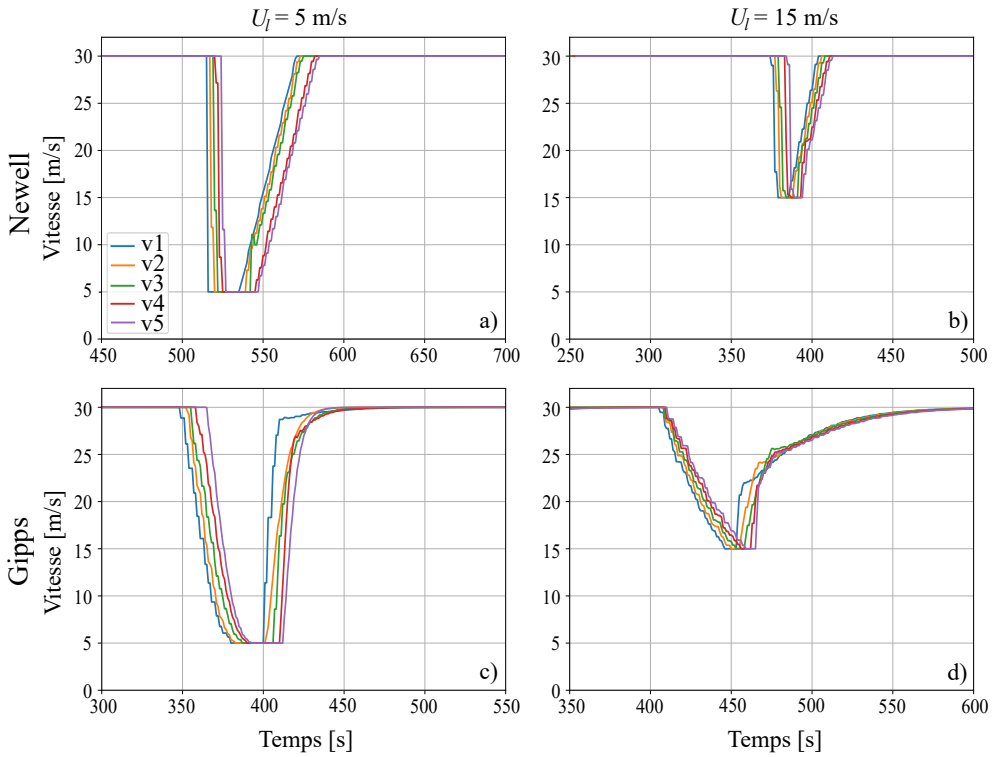


FIG. 6.4 – *Évolution de la vitesse de cinq véhicules dans la congestion pour une réplication du scénario de trafic.*

U_l		Newell μ	Newell σ	Newell CC	Gipps μ	Gipps $sigma$	Gipps CC
Véhicules normaux							
5 m/s	C_{pre-c}	23.91	0.89	0.0	23.81	0.60	2.8
	C_{post-c}	23.88	0.56		23.15	0.69	
10 m/s	C_{pre-c}	30.68	0.99	0.0	30.77	0.51	3.1
	C_{post-c}	30.65	0.57		29.82	0.65	
15 m/s	C_{pre-c}	33.67	0.99	0.1	33.34	0.42	5.3
	C_{post-c}	33.62	0.60		31.58	0.63	
Véhicules automatisés ACC							
5 m/s	C_{pre-c}	17.59	0.92	0.2	17.18	0.73	5.4
	C_{post-c}	17.56	0.45		16.25	0.48	
10 m/s	C_{pre-c}	22.84	1.15	-0.4	22.99	0.90	6.3
	C_{post-c}	22.94	0.58		21.54	0.55	
15 m/s	C_{pre-c}	25.81	1.21	0.0	25.70	0.83	6.5
	C_{post-c}	25.80	0.60		24.02	0.49	

TAB. 6.1 – *Synthèse des résultats sur les distributions de capacité pour différentes valeurs de vitesses limites avec les modèles de Newell et de Gipps et* 100 % *de véhicules en conduite manuelle ou avec ACC. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé.*

par le véhicule 5 : dans une période d'environ 30s de la décélération et d'environ 50s de l'accélération. Par contre, à l'aide de la Fig. 6.4.d, on remarque que l'écart de vitesse entre

U_f et U_l est 15 m/s et il est attendu : dans une période d'environ 50 s de la décélération et d'environ 140 s de l'accélération. Des observations opposées sont constatées avec le modèle de Newell pour lequel les périodes d'accélération/décélération sont beaucoup plus courtes.

Compte tenu de ce qui précède, nous concluons que la valeur de la chute de capacité est dépendante de la vitesse de congestion U_l traduite par l'accélération faible adoptée par le véhicule, inférieure à la valeur maximale fixée pour le paramètre a dans le modèle). Notons que ces résultats mettent en évidence que la chute de capacité est plus importante pour une congestion moins sévère (valeurs plus élevées de U_B).

6.3 Analyse de l'impact de la variabilité du trafic mixte : véhicules en conduite manuelle et véhicules en conduite automatisée

Sachant que la technologie ne transformera pas le trafic d'un jour à l'autre, de nombreuses études étudient en simulation le trafic mixte avec la motivation de quantifier l'impact des véhicules automatisés sur le trafic actuel (Ntousakis *et al.*, 2015; Calvert *et al.*, 2017; Shi & Li, 2021a; Li & Wagner, 2019). Cela est dû au fait que l'interaction de la conduite manuelle et la conduite automatisée peut modifier considérablement la performance de l'infrastructure routière existante (Li & Wagner, 2019). Ces études appuyaient leurs analyses sur des taux de pénétration différents en représentant l'arrivée graduelle des véhicules automatisés. Par exemple, (Calvert *et al.*, 2017) estiment qu'en 2025, 10 % du parc automobile sera équipé d'un système de vitesse adaptatif (ACC), et qu'en 2035 ce serait 20 %.

Compte tenu de cela, nous nous intéressons à analyser la capacité en considérant hypothétiquement l'interaction des véhicules automatisés (VAs) avec les véhicules normaux (VNs). Dans ce cas, nous proposons de mélanger les caractéristiques expérimentales de chaque type de véhicules en simulation. Ainsi, sur la Fig. 6.5, nous présentons les distributions des capacités C_{pre-c} et de la C_{post-c} en fonction des taux de pénétration des VAs dans un peloton de VNs. Ces résultats sont synthétisés dans le tableau 6.2.

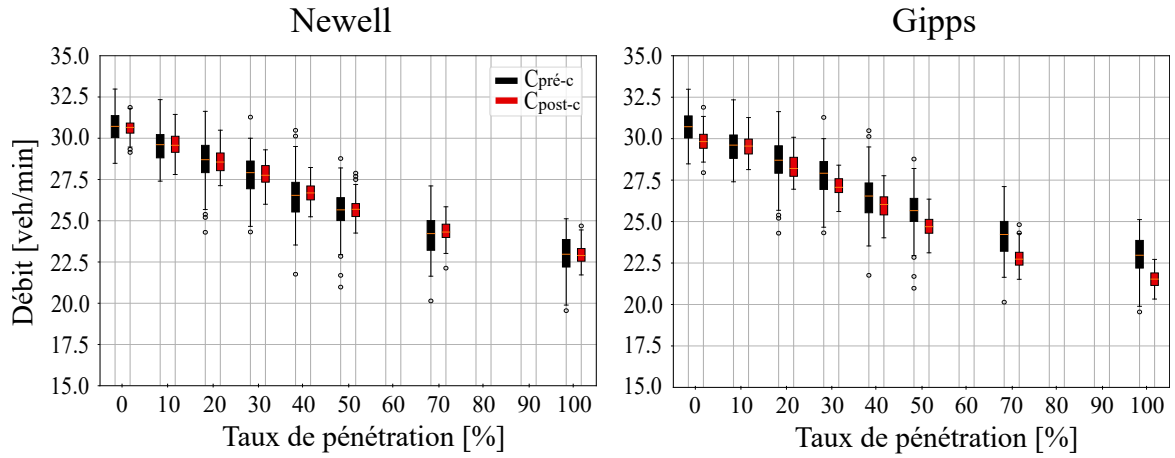


FIG. 6.5 – *Distribution de la capacité dans le trafic mixte en fonction des taux de pénétrations des véhicules automatisés dans le parc automoteur normal. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé.*

Par une observation globale, nous constatons que l'écart-type de la C_{pre-c} est toujours plus élevé que l'écart-type de la C_{pre-c}. Cela est dû au fait que la mesure de la C_{pre-c} est plus sensible à la variabilité inter-individuelle (mesure locale), mais la C_{post-c} fait une pondération dans une période (mesure globale)(pour plus de détails, voir la section 3.2). De plus, nous observons clairement que la valeur de capacité diminue avec la présence de véhicules automatisés dans le trafic, comme prévu. Néanmoins, ces résultats sont contradictoires aux prédictions faites dans plusieurs études en simulation et conformes aux découvertes expérimentales récentes (voir ci-dessus). On remarque que cette diminution est plus forte avec des taux de pénétration inférieures à 50 %, indépendamment du modèle. Par exemple, C_{pre-c} diminue de 16 % avec la moitié des véhicules en conduite automatisée ACC, mais diminue de 9 % lorsque le taux de pénétration augmente de 50 % à 100 %.

De même, on souligne que les valeurs de chute de capacité obtenues avec le modèle de Gipps semble être indépendante du taux de pénétration, sauf pour les deux cas avec 100 % de véhicules d'un type. Cela veut dire que si le trafic est mixte, la chute de capacité est de l'ordre de 2.5 %. Cependant, lorsque le trafic est représenté uniquement par les caractéristiques des véhicules en conduite manuelle (taux de pénétration 0 %) la chute de capacité est 3 %, mais lorsque le trafic est considéré totalement automatisé ACC (taux de pénétration 100 %) la chute de capacité est 6.3 %.

Enfin, la chute de capacité n'est pas observée avec le modèle de Newell pour le trafic mixte.

Taux de pénétration		Newell			Gipps		
		Mean	SD	CC	Mean	SD	CC
0 %	C_{pre-c}	30.68	0.99	0.1	30.77	0.51	3.0
	C_{post-c}	30.65	0.57		29.82	0.65	
10 %	C_{pre-c}	29.57	1.13	-0.2	30.34	0.95	2.7
	C_{post-c}	29.61			29.54	0.60	
20 %	C_{pre-c}	28.64	1.40	0.1	28.98	0.92	2.4
	C_{post-c}	28.61	0.77		28.26	0.70	
30 %	C_{pre-c}	27.74	1.28	-0.3	27.69	1.00	2.2
	C_{post-c}	27.82	0.69		27.01	0.63	
40 %	C_{pre-c}	26.59	1.46	-0.3	26.70	1.00	2.7
	C_{post-c}	26.68	0.63		25.99	0.75	
50 %	C_{pre-c}	25.69	1.34	0.1	25.26	1.13	2.3
	C_{post-c}	26.68	0.63		24.69	0.64	
70 %	C_{pre-c}	24.23	1.32	-0.5	23.87	0.97	2.5
	C_{post-c}	24.35	0.64		22.80	0.62	
100 %	C_{pre-c}	22.84	1.15	-0.4	22.99	0.90	6.3
	C_{post-c}	22.94	0.58		21.54	0.55	

TAB. 6.2 – *Synthèse des résultats du trafic mixte en simulation. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. Les valeurs de μ et σ sont expérimentales obtenues par le calage des modèles (voir chapitre 5). La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé. Le taux de pénétration est le pourcentage de véhicules équipés du système ACC dans le trafic.*

Conclusion générale

De nombreuses études ont eu pour objectif les observations macroscopiques (par ex. l'apparition de la congestion, l'explication des oscillations, la chute de capacité...) par l'émergence d'effets collectifs issus des interactions microscopiques. Ces interactions sont liées à deux comportements principaux des véhicules à l'échelle microscopique : le changement de voie et la poursuite.

Sur la partie de l'état de l'art (chap. 2)
Nous avons vu que les changements de voie sur la route peuvent être une bonne explication des phénomènes de trafic observés. Néanmoins, la modélisation du changement de voie reste encore limitée à cause de la complexité de la formulation mathématique, de la quantité de paramètres et de l'incertitude que comporte nécessairement la modélisation de la psychologie de l'humain. De même, on a identifié que l'observation des changements de voie pour la validation des modèles est imparfaite et difficile en raison du fait que l'absence de ces manœuvres peut correspondre à deux situations où le conducteur ne réalise pas le changement de voie parce que : i) les conditions dans la voie cible ne sont pas satisfaisantes ou ii) il ne désire pas changer de voie.

Dans cette thèse, nous avons considéré que le comportement longitudinal joue également un rôle important dans ces observations macroscopiques. Nous avons vu dans la littérature que différentes caractéristiques du comportement de poursuite peuvent expliquer des phénomènes macroscopiques. Par conséquent, pour une analyse de certains phénomènes macroscopiques (par ex. la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité), nous considérons qu'un focus sur la variabilité inter-individuelle entre les comportements des véhicules peut être fait dans un premier temps.

Sur la partie de la modélisation (chap. 3)
Nous avons proposé une simulation microscopique pour créer un ensemble de trajectoires synthétiques de véhicules grâce à certains modèles de poursuite. L'outil de simulation nous a permis de représenter différents situations de trafic en simplifiant la réalité pour étudier la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité qui ne sont pas encore complètement comprises à cause de la limitation des données expérimentales. Nos scénarios sont tous bâtis autour d'une voie unique avec une zone de limitation de vitesse variable, ce qui nous permet de tester l'apparition de la congestion dans des cas simples.

Nous avons analysé l'impact de la variabilité liée aux paramètres temps de réaction, (τ), distance à l'arrêt (δ_0), accélération (a) et ses combinaisons (variabilité de tous les paramètres corrélés ou indépendants). Cela nous a permis de tester plusieurs scénarios de trafic en considérant des modèles de poursuite différents. De plus, on a étudié l'impact de la résolution numérique en simulation (lorsque la variabilité des paramètres est prise en compte) en comparant les modèles de Newell et de Tampère. Ainsi, on a étudié la capacité à reproduire la chute de capacité introduite par la prise en compte de la variabilité des paramètres en comparant les modèles de de Newell et de Gipps. Notre intérêt pour comparer les méthodes de résolution vient du fait que le paramètre τ, lorsqu'il est distribué, a un impact

significatif sur les capacités et leurs distributions. Les méthodes de résolution numériques classiques modifient potentiellement ces effets, puisque les arrondis qu'elles introduisent ne sont pas négligeables.

La conclusion clé de ce travail est l'impact significatif de la distribution du paramètre de temps de réaction τ. Dans de nombreux outils de simulation microscopique, τ est égal au pas de temps de calcul et donc uniforme pour tous les véhicules. Des outils de simulation microscopique sont souvent utilisés pour tester les méthodes de contrôle du trafic. Cependant, comme la distribution des temps de réaction a un impact significatif sur l'estimation de la capacité, et en particulier sur sa distribution, la simplification apportée par l'utilisation d'une valeur unique pour le temps de réaction est donc une source potentielle d'estimation erronée de l'impact de ces contrôles sur la base d'outils de simulation microscopiques.

Dans cet esprit, cette étude a mis en évidence le fort impact de la méthode classique de résolution numérique sur l'estimation de la capacité, lorsque uniquement τ est distribué. Nous concluons que les effets générés par la méthode étudiée peuvent être réduits en utilisant un pas de temps très faible (inférieur à $\mu_\tau/20$). Cependant, une faible valeur de Δt induit un temps de simulation excessif car le nombre de calculs à réaliser augmente en proportion de $1/\Delta t$. Nous avons montré aussi que si τ^n est strictement égal au pas de temps, alors le seul paramètre dont la variabilité impacte la distribution de la capacité est la distance minimale. Nous avons montré ici que cette variabilité a beaucoup moins d'impact que celle du temps de réaction sur la variabilité de la capacité.

Dans la configuration de notre étude, l'impact de la variabilité de l'accélération est négligeable sur la distribution de la capacité, indépendamment de la valeur de la vitesse. Un résultat similaire est trouvé avec les modèles de Newell et de Gipps. En revanche, l'impact de la variabilité de la distance minimale (δ_0) est plus grand que celui de l'accélération. On confirme que l'impact de la variabilité de δ_0 augmente lorsque la valeur limite de vitesse diminue, comme prévu. En effet, la variation de la distance minimale a un impact plus important sur la partie de la branche du régime congestionné proche de la densité maximale que sur la partie proche de la densité critique. La variabilité du paramètre τ a le plus d'impact lorsque la limite de vitesse est plus grande.

Nous concluons que lorsqu'un seul paramètre varie, le paramètre le plus impactant, en termes de variabilité, sur les distributions de la capacité est τ, la variabilité de δ_0 a un impact important mais plus faible, et la distribution de a un impact très faible. Comme attendu, lorsque τ et δ_0 varient simultanément, W restant constant, l'impact est maximal et visible quelle que soit la valeur limite de vitesse. La combinaison de la variabilité de tous les paramètres n'augmente pas de manière significative les largeurs des distributions de capacités. Nous montrons que la variabilité de ces paramètres a un fort impact sur les distributions des capacités, surtout lorsque τ et δ_0 varient de manière dépendante, W constant.

Par conséquent, nous considérons que dans notre cas d'étude spécifique, où aucun changement de voie n'est possible, la variabilité d'accélération maximale souhaitée a un impact très limité. Ce résultat doit être comparé à celui présenté dans (Leclercq *et al.*, 2016) où la variabilité d'accélération du changeur de voie aux échangeurs est, par calcul analytique, montré comme ayant un fort impact sur la chute de capacité. Plus généralement, nous établissons que les observations expérimentales de l'amplitude de la chute de capacité, avec notre configuration de trafic, ne sont pas liées à la distribution des paramètres de la poursuite.

La forme de la distribution des paramètres a été également étudiée. Nous avons choisi trois fonctions différentes (Gaussienne, Gamma et Uniforme) pour représenter la variabilité

des paramètres. Bien que les formes soient significativement différentes, on a montré que l'impact sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité est négligeable.

Sur la partie de l'analyse de trajectoires individuelles (chap. 4 et 5)

En ce qui concerne les données expérimentales, indispensables pour confronter notre travail sur les modèles avec des observations, nous avons retenu deux sources de données de trajectoires de véhicules. Ces sources concernent d'une par la conduite manuelle, d'autre part la conduite automatisée. Pour le filtrage des données, on a appliqué la moyenne glissante mobile. Cette technique a été choisie compte tenu de la bonne qualité initiale des données de position qui n'exigent pas une correction importante. On a mis en évidence que les effets de cette méthode sur la vitesse sont presque nuls, pour les deux bases de données.

Pour les trajectoires des véhicules en conduite manuelle, nous avons constaté qu'il n'y a pas un comportement de poursuite dans tous les couples de véhicules considérés, bien que l'expérimentation ait été conçue pour que tous les véhicules soient en poursuite. Pour garantir cela, nous avons utilisé l'indicateur de concavité et la corrélation minimale comme les critères permettant de sélectionner uniquement les couples de trajectoires où la trajectoire du suiveur est dictée par des interactions longitudinales avec le leader. Ainsi, sur les trajectoires sélectionnées, on a pu caler les modèles de Newell et de Gipps.

Suivant les méthodologies de calage des modèles de poursuite trouvées dans la littérature, on a choisit le NRMSE comme fonction objectif, l'espacement comme la mesure de performance du calage et l'algorithme génétique comme méthode d'optimisation. Cette méthodologie nous a permis une solution simple et bonne.

Nous avons mis en évidence la variabilité inter-individuelle des caractéristiques représentée par les distributions des paramètres obtenues. Ces distributions obtenues sont similaires aux distributions trouvées par des études empiriques sur des données de trajectoires (Duret *et al.*, 2008; Ossen & Hoogendoorn, 2007; Meng *et al.*, 2021; Kendziorra *et al.*, 2016). Néanmoins, nous avons observé que les distributions des paramètres τ et δ_0 des modèles calés sur les trajectoires de véhicules (dans la conduction manuelle et dans la conduite automatisée), sont indépendants.

Nous avons identifié que tous les paramètres sont distribués donc représentent une forte variabilité inter-individuelle des caractéristiques. Mais la découverte la plus remarquable est que la variabilité des véhicules automatisés est beaucoup plus forte que la variabilité des véhicules normaux, contrairement à ce qui a été initialement dit par plusieurs auteurs (Marsden *et al.*, 2001; Tientrakool *et al.*, 2011; Kesting *et al.*, 2007). Cependant, cela confirme les observations de quelques études récentes (Makridis *et al.*, 2019; Ciuffo *et al.*, 2021; Makridis *et al.*, 2021). Étant donné que tous les véhicules analysés bénéficient du même système d'assistance longitudinal (ACC), cette découverte peut être attribuée à la différence de réglages du système testés dans les expériences (voir la section 4.2). Son importance réside dans le fait que, dans les véhicules commerciaux, le conducteur peut choisir en tout moment le réglage souhaité parmi une liste proposée par la voiture. Cela signifie que "cette liberté de choix" contribue à augmenter l'inter-variabilité des caractéristiques de la poursuite.

Sur la partie de l'étude comparative des deux types de conduite (chap. 6)

Dans une revue de littérature sur l'automatisation des véhicules, nous avons vu que la plupart des études présentées, surtout celles antérieures à 2018, ont été conduites en simulation en considérant toujours des caractéristiques idéalistes et avantageuses des véhicules automatisés par rapport aux véhicules normaux. Mais à l'aide des trajectoires expérimentales, plusieurs études mettent en doute les résultats et les conclusions des études en simulation disponibles. Ceci en raison des différences trouvées entre les caractéristiques réelles des véhicules automatisés (disponibles sur le marché actuellement) avec les caractéristiques consi-

dérées dans les études théoriques.

Dans cette thèse, on a fait une analyse comparative de l'impact causé par la variabilité inter-individuelle des véhicules normaux et des véhicules automatisés. Cela a été possible grâce au fait d'alimenter la simulation avec les distributions expérimentales des paramètres. Donc, dans la dernière partie de cette étude, la simulation a été basée sur les résultats du calage des modèles trouvés. Par facilité, nous avons considéré des distributions Gaussiennes tronquées étant donné qu'on a constaté que la forme de la distribution de la variabilité n'a aucun impact sur la distribution de la capacité et la valeur de la chute de capacité.

En comparant les modèles de Newell et de Gipps, on a observé que le modèle de Newell n'est pas capable de reproduire la chute de capacité ($\approx$ 0 %), mais que le modèle de Gipps semble le faire mieux (entre 2.8 et 6.5 %) (dans notre configuration sans changement de voie). Dans cette étude, on a observé également que la chute de capacité augmente de 5.4 à 6.5 % conforme la vitesse en congestion augmente de 5 à 15 m/s, pour le cas des véhicules automatisés. L'explication de cette dépendance est traduite par l'accélération faible adoptée par les véhicules, inférieure à la valeur maximale fixée pour le paramètre a dans le modèle. Ces résultats ont mis en évidence que la chute de capacité est plus importante pour une congestion moins sévère.

Finalement, nous avons analysé la capacité en considérant hypothétiquement l'interaction des véhicules automatisés avec les véhicules normaux. Dans ce cas, nous avons mélangé les caractéristiques expérimentales de chaque type de véhicules dans la simulation. Nous avons constaté que la capacité diminue 25 % lorsque la présence des véhicules automatisés est 100 %.

Sur la définition du « temps de réaction »

Nous avons vu dans cette thèse, l'importance du paramètre du temps de réaction pour expliquer les caractéristiques macroscopiques, notamment la capacité. Des études mentionnent son importance sur la sécurité routière en soulignant son rôle dans la stabilité du trafic. Cependant, différentes méthodes et définitions du « temps de réaction » sont trouvées dans la littérature. Cela aboutit à des confusions, des contradictions, des mauvaises interprétations, des mauvaises utilisations et à des conclusions erronées.

Plusieurs confusions proviennent de la considération faite par (Newell, 2002) et des autres auteurs qui disent que le temps de réaction (τ : temps minimal entre deux actions successives) est égal au temps de réponse (TR temps entre l'action du leader et la réaction du suiveur). Une découverte importante de notre étude est que pour les véhicules en conduite manuelle cette considération est juste ($TR \approx \tau$). Cependant, pour les véhicules en conduite automatisée TR est supérieur à τ (voir la section 5.3). Donc, on vérifie l'hypothèse faite dans la partie 3.3.2 [2].

Dans le tableau 6.3, on synthétise quelques définitions du « temps de réaction » identifiées dans cette étude. Nous recommandons donc que l'utilisation de ce paramètre doit être liée à l'objectif prévu de l'étude. Par exemple, τ_N^* serait pertinent pour l'étude de la capacité et TR pour l'étude de stabilité du trafic. Les paramètres obtenus par le calage des modèles devront être utilisés en simulation en garantissant la cohérence avec le même modèle (similaire à la méthodologie proposée dans cette thèse.).

Pour des recherches futures, nous recommandons l'intégration du comportement de changement de voie, l'étude de plusieurs modèles de comportements microscopiques et

2. Même si l'observation d'un conducteur n dans la conduite est un processus continu, il ne peut pas réagir deux fois successives dans un intervalle plus petit que son temps de réaction (τ^n). Cela veut dire que le temps de réponse (TR) doit être strictement égal ou supérieur au temps de réaction.

Notation	Définition	Méthode de détermination	Références
θ	Temps de réponse de l'équation 2.1. Ce paramètre est désigné par τ dans le modèle de Tampere	(I) Calage des modèles avec le paramètre explicite dans son équation	(Tampère, 2004)
τ	Paramètre de temps de réaction de la loi de poursuite	(I) Calage des modèles avec le paramètre implicite dans son équation	(Newell, 2002; Gipps, 1981)
γ	Rapport entre Δx et $\Delta \dot{x}$. Ce paramètre est équivalent à τ_{Newell}	(I) Calage d'un modèle avec γ implicite dans son équation (par ex. le modèle de Tampere)	(Tampère, 2004)
TR	Temps séparant une action du véhicule leader de la réaction observée du véhicule suiveur	(D) Analyse de la cross-corrélation	(Makridis *et al.*, 2019; Tian *et al.*, 2019)
		(D) Analyse de la variance de l'accélération	(Lanaud *et al.*, 2021)
τ_N^*	Pente optimale de la droite de la relation entre l'espacement et la vitesse pour des états stables	(D) Ajustement linéaire	(Duret *et al.*, 2008)
τ	Rapport entre la distance minimale et la vitesse des ondes de sur-congestion ($\tau = \delta_0/W$)	(D) Calcul mathématique	(Chiabaut *et al.*, 2010)

TAB. 6.3 – *Différentes définitions et méthodes de détermination du « temps de réaction ». (I) indique les méthodes de mesure indirectes et (D) les méthodes de mesure directes.*

l'analyse de bases de données additionnelles qui soient recueillies dans des scénarios de trafic quotidiens. Dans le cas des données des véhicules en conduite automatisée (système ACC), il est nécessaire de disposer d'une quantité importante des trajectoires d'un peloton véhicules avec un réglage (du temps-inter-véhiculaire) identique pour caractériser la variabilité des paramètres de la poursuite.

Bibliographie

Ahmed, K. I. (1999). *Modeling drivers' acceleration and lane changing behavior*. Thesis, Massachusetts Institute of Technology. Accepted : 2005-08-19T19 :16 :47Z.

Ahn, S. & Cassidy, M. J. (2007). Freeway Traffic Oscillations and Vehicle Lane-Change Maneuvers.

Ahn, S., Vadlamani, S. & Laval, J. (2013). A method to account for non-steady state conditions in measuring traffic hysteresis. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 34 :138–147.

Brilon, W., Geistefeldt, J. & Regler, M. (2005). Reliability of Freeway Traffic Flow. In *Transportation and Traffic Theory*, pages 125–144. Elsevier.

Brockfeld, E., Kühne, R. D. & Wagner, P. (2004). Calibration and validation of microscopic traffic flow models. *Transportation Research Record*, 1876(1) :62–70.

Buisson, C. & Lesort, J. (2010). *Comprendre le trafic routier. Méthodes et calculs*. Coll. Références. CERTU.

Buisson, C., Villegas, D. & Rivoirard, L. (2016). Using Polar Coordinates to Filter Trajectories Data without Adding Extra Physical Constraints.

Calvert, S. C., Schakel, W. J. & van Lint, J. W. C. (2017). Will Automated Vehicles Negatively Impact Traffic Flow ? *Journal of Advanced Transportation*, 2017 :e3082781. Publisher : Hindawi.

Calvert, S. C., van den Broek, T. A. & van Noort, M. (2012). Cooperative driving in mixed traffic networks—optimizing for performance. In *2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 861–866. IEEE.

Calvert, S. C., van Wageningen-Kessels, F. L. M. & Hoogendoorn, S. P. (2018). Capacity drop through reaction times in heterogeneous traffic. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 5(2) :96–104.

Carbaugh, J., Godbole, D. N. & Sengupta, R. (1998). Safety and capacity analysis of automated and manual highway systems. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 6(1) :69–99.

Cassidy, M. J. & Ahn, S. (2005). Driver Turn-Taking Behavior in Congested Freeway Merges. *Transportation Research Record*, page 8.

Cassidy, M. J. & Rudjanakanoknad, J. (2005). Increasing the capacity of an isolated merge by metering its on-ramp. *Transportation Research Part B : Methodological*, 39(10) :896–913.

Chen, D. & Ahn, S. (2018). Capacity-drop at extended bottlenecks : Merge, diverge, and weave. *Transportation Research Part B : Methodological*, 108 :1–20.

Chen, D., Ahn, S., Laval, J. & Zheng, Z. (2014). On the periodicity of traffic oscillations and

capacity drop : The role of driver characteristics. *Transportation Research Part B : Methodological*, 59 :117–136.

Chen, D., Laval, J., Zheng, Z. & Ahn, S. (2012). A behavioral car-following model that captures traffic oscillations. *Transportation Research Part B : Methodological*, 46(6) :744–761.

Chevallier, E. & Leclercq, L. (2009). Do microscopic merging models reproduce the observed priority sharing ratio in congestion ? *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 17(3) :328–336.

Chiabaut, N., Buisson, C. & Leclercq, L. (2009). Fundamental Diagram Estimation Through Passing Rate Measurements in Congestion. *Ieee Transactions On Intelligent Transportation Systems*, 10 :355–359.

Chiabaut, N., Leclercq, L. & Buisson, C. (2010). From heterogeneous drivers to macroscopic patterns in congestion. *Transportation Research Part B : Methodological*, 44(2) :299–308.

Cho, H. W. & Laval, J. A. (2020). Combined Ramp-Metering and Variable Speed Limit System for Capacity Drop Control at Merge Bottlenecks. *Journal of Transportation Engineering, Part A : Systems*, 146(6) :04020033. Publisher : American Society of Civil Engineers.

Choudhury, C. F., Ben-Akiva, M., Toledo, T., Lee, G. & Rao, A. (2007). Modeling Cooperative Lane Changing and Forced Merging Behavior.

Chung, K., Rudjanakanoknad, J. & Cassidy, M. J. (2007). Relation between traffic density and capacity drop at three freeway bottlenecks. *Transportation Research Part B : Methodological*, 41(1) :82–95.

Ciuffo, B., Mattas, K., Makridis, M., Albano, G., Anesiadou, A., He, Y., Josvai, S., Komnos, D., Pataki, M., Vass, S. *et al.* (2021). Requiem on the positive effects of commercial adaptive cruise control on motorway traffic and recommendations for future automated driving systems. *Transportation research part C : emerging technologies*, 130 :103305.

Coifman, B. & Kim, S. (2011). Extended Bottlenecks, the Fundamental Relationship, and Capacity Drop on Freeways. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 17 :44–57.

Coifman, B., Wu, M., Redmill, K. & Thornton, D. A. (2016). Collecting ambient vehicle trajectories from an instrumented probe vehicle : High quality data for microscopic traffic flow studies. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 72 :254–271.

Coifman, B. & Li, L. (2017). A critical evaluation of the Next Generation Simulation (NGSIM) vehicle trajectory dataset. *Transportation Research Part B : Methodological*, 105 :362–377.

Daamen, W., Loot, M. & Hoogendoorn, S. P. (2010). Empirical Analysis of Merging Behavior at Freeway On-Ramp. *Transportation Research Record*, 2188(1) :108–118.

Daganzo, C. F. (2006). In traffic flow, cellular automata=kinematic waves. *Transportation Research Part B : Methodological*, 40(5) :396–403.

Daganzo, C.F. (1995). The cell transmission model, part II : Network traffic. *Transportation Research Part B : Methodological*, 29(2) :79–93.

Delis, A. I., Nikolos, I. K. & Papageorgiou, M. (2015). Macroscopic traffic flow modeling with adaptive cruise control : Development and numerical solution. *Computers & Mathematics with Applications*, 70(8) :1921–1947.

Delpiano, R., Herrera M, J. & Coeymans A, J. (2015). Characteristics of lateral vehicle in-

teraction. *Transportmetrica A : Transport Science*, 11(7) :636–647.

Department Transportation-FHWA, U. (2008). Next Generation SIMulation (NGSIM :) Vehicle Trajectories and Supporting Data. Type : dataset.

Dumbuya, A., Booth, A., Reed, N., Kirkham, A., Philpott, T., Zhao, J. & Wood, R. (2009). Complexity of traffic interactions : Improving behavioural intelligence in driving simulation scenarios. In *Complex systems and self-organization modelling*, pages 201–209. Springer.

Duret, A., Bouffier, J. & Buisson, C. (2010). Onset of Congestion from Low-Speed Merging Maneuvers within Free-Flow Traffic Stream : Analytical Solution. *Transportation Research Record*, 2188(1) :96–107. Publisher : SAGE Publications Inc.

Duret, A., Buisson, C. & Chiabaut, N. (2008). Estimating Individual Speed-Spacing Relationship and Assessing Ability of Newell's Car-Following Model to Reproduce Trajectories. *Transportation Research Record*, 2088(1) :188–197. Publisher : SAGE Publications Inc.

Edie, L. C. (1965). Discussion of traffic stream measurements and definitions. *Proceedings of the Second International Symposium on the Theory of Traffic Flow, London 1963.*, pages 139–154. OCLC : 291099209.

Ge, J. I., Avedisov, S. S., He, C. R., Qin, W. B., Sadeghpour, M. & Orosz, G. (2018). Experimental validation of connected automated vehicle design among human-driven vehicles. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 91 :335–352.

Gipps, P. G. (1981). A behavioural car-following model for computer simulation. *Transportation Research Part B : Methodological*, 15(2) :105–111.

Gipps, P. G. (1986). A model for the structure of lane-changing decisions. *Transportation Research Part B : Methodological*, 20(5) :403–414.

Goni Ros, B., Knoop, V. L., van Arem, B. & Hoogendoorn, S. (2013). Car-Following Behavior at Sags and Its Impacts on Traffic Flow.

Gunter, G., Gloudemans, D., Stern, R. E., McQuade, S., Bhadani, R., Bunting, M., Monache, M. L. D., Lysecky, R., Seibold, B., Sprinkle, J., Piccoli, B. & Work, D. B. (2019). Are commercially implemented adaptive cruise control systems string stable ? *arXiv :1905.02108 [cs]*. ArXiv : 1905.02108.

Hall, F. L. & Agyemang-Duah, K. (1991). Freeway capacity drop and the definition of capacity. *Transportation Research Record*, (1320).

Hamdar, S. H., Mahmassani, H. S. & Treiber, M. (2015). From behavioral psychology to acceleration modeling : Calibration, validation, and exploration of drivers' cognitive and safety parameters in a risk-taking environment. *Transportation Research Part B : Methodological*, 78 :32–53.

Han, Y. & Ahn, S. (2018). Stochastic modeling of breakdown at freeway merge bottleneck and traffic control method using connected automated vehicle. *Transportation Research Part B : Methodological*, 107 :146–166.

He, Y., Ciuffo, B., Zhou, Q., Makridis, M., Mattas, K., Li, J., Li, Z., Yan, F. & Xu, H. (2019). *Adaptive Cruise Control Strategies Implemented on Experimental Vehicles : A Review*, vol. 52. Journal Abbreviation : IFAC-PapersOnLine Pages : 27 Publication Title : IFAC-PapersOnLine.

Helly, W. (1959). Simulation of bottlenecks in single-lane traffic flow.

Hill Corey, Elefteriadou Lily & Kondyli Alexandra (2015). Exploratory Analysis of Lane Changing on Freeways Based on Driver Behavior. *Journal of Transportation Engineering*, 141(4) :04014090.

Ibrahim, A. T. & Hall, F. L. (1994). Effect of adverse weather conditions on speed-flow-occupancy relationships. *Transportation Research Record*, (1457).

Jabari, S. E., Zheng, J. & Liu, H. X. (2014). A probabilistic stationary speed–density relation based on Newell's simplified car-following model. *Transportation Research Part B : Methodological*, 68 :205–223.

Ji, A. & Levinson, D. (2020). A review of game theory models of lane changing. *Transportmetrica A : Transport Science*, 16(3) :1628–1647. Publisher : Taylor & Francis _eprint : https ://doi.org/10.1080/23249935.2020.1770368.

Jiang, R., Hu, M.-B., Zhang, H. M., Gao, Z.-Y., Jia, B. & Wu, Q.-S. (2015). On some experimental features of car-following behavior and how to model them. *Transportation Research Part B : Methodological*, 80 :338–354.

Jin, W.-L., Gan, Q.-J. & Lebacque, J.-P. (2015). A kinematic wave theory of capacity drop. *Transportation Research Part B : Methodological*, 81 :316–329.

Jin, W.-L. & Laval, J. (2018). Bounded acceleration traffic flow models : A unified approach. *Transportation Research Part B : Methodological*, 111 :1–18.

Kaur, R. & Sharma, S. (2018). Modeling and simulation of driver's anticipation effect in a two lane system on curved road with slope. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 499 :110–120.

Kendziorra, A., Wagner, P. & Toledo, T. (2016). A Stochastic Car Following Model. *Transportation Research Procedia*, 15 :198–207.

Kesting, A. & Treiber, M. (2008). Calibrating Car-Following Models using Trajectory Data : Methodological Study. *Transportation Research Record*, 2088(1) :148–156. ArXiv : 0803.4063.

Kesting, A., Treiber, M. & Helbing, D. (2007). General Lane-Changing Model MOBIL for Car-Following Models. *Transportation Research Record*, 1999(1) :86–94.

Keyvan-Ekbatani, M., Knoop, V. L. & Daamen, W. (2016). Categorization of the lane change decision process on freeways. *Transportation research part C : emerging technologies*, 69 :515–526.

Kim, S. & Coifman, B. (2013). Driver relaxation impacts on bottleneck activation, capacity, and the fundamental relationship. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 36 :564–580.

Knoop, V. L. & Buisson, C. (2014). Calibration and Validation of Probabilistic Discretionary Lane-Change Models. *IEEE Trans. Intell. Transport. Syst.*, pages 1–10.

Knoop, V. L., Wang, M., Wilmink, I., Hoedemaeker, D. M., Maaskant, M. & Van der Meer, E.-J. (2019). Platoon of SAE Level-2 Automated Vehicles on Public Roads : Setup, Traffic Interactions, and Stability. *Transportation Research Record*, 2673(9) :311–322. Publisher : SAGE Publications Inc.

Knoppers, P., Van Lint, H. & Hoogendoorn, S. (2012). Automatic stabilization of aerial traffic images. Tech. rep.

Kolen, H. (2013). Modelling merging behaviour on freeway on-ramps.

Kondoh, T., Yamamura, T., Kitazaki, S., Kuge, N. & Boer, E. R. (2008). Identification of Visual Cues and Quantification of Drivers' Perception of Proximity Risk to the Lead Vehicle in Car-Following Situations. *Journal of Mechanical Systems for Transportation and Logistics*, 1(2) :170–180.

Kondyli, A., Bryan St., G., Elefteriadou, L. & Bonyani, G. (2017). Defining, Measuring, and Modeling Capacity for the Highway Capacity Manual. *Journal of Transportation Engineering, Part A : Systems*, 143(3) :04016014.

Kusuma, A., Liu, R., Choudhury, C. & Montgomery, F. (2015). Lane-Changing Characteristics at Weaving Section.

Lanaud, E., Ladino, A. & Buisson, C. (2021). First observations about response times and connectivity in a vehicles platooning experiment. *Transport Findings*.

Laval, J. A. (2011). Hysteresis in traffic flow revisited : An improved measurement method. *Transportation Research Part B : Methodological*, 45(2) :385–391.

Laval, J. A. & Leclercq, L. (2008). Microscopic modeling of the relaxation phenomenon using a macroscopic lane-changing model. *Transportation Research Part B : Methodological*, 42(6) :511–522.

Laval, J. A. & Leclercq, L. (2010). A mechanism to describe the formation and propagation of stop-and-go waves in congested freeway traffic. *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 368(1928) :4519–4541.

Laval, J. A., Toth, C. S. & Zhou, Y. (2014). A parsimonious model for the formation of oscillations in car-following models. *Transportation Research Part B : Methodological*, 70 :228–238.

Lebacque, J. P. (2003). Two-Phase Bounded-Acceleration Traffic Flow Model : Analytical Solutions and Applications. *Transportation Research Record*, 1852(1) :220–230. Publisher : SAGE Publications Inc.

Leboeuf, P. (2006). Géoportail : Le portail des territoires et des citoyens. *Le Monde des cartes*, pages 20–23.

Leclercq, L. (2007). Bounded acceleration close to fixed and moving bottlenecks. *Transportation Research Part B : Methodological*, 41(3) :309–319.

Leclercq, L. (2009). Le modèle lwr : théorie, confrontation expérimentale et applications au milieu urbain. *Mémoire d'HDR, école doctorale MEGA*.

Leclercq, L., Chiabaut, N., Laval, J. & Buisson, C. (2007). Relaxation Phenomenon After Lane Changing : Experimental Validation with NGSIM Data Set. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 1999 :79–85.

Leclercq, L., Knoop, V. L., Marczak, F. & Hoogendoorn, S. P. (2016). Capacity drops at merges : New analytical investigations. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 62 :171–181.

Leclercq, L., Laval, J. A. & Chiabaut, N. (2011). Capacity Drops at Merges : an endogenous model. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 17 :12–26.

Lee, G. (2006). *Modeling gap acceptance at freeway merges*. Thesis, Massachusetts Institute of Technology.

Lenz, H., Wagner, C. & Sollacher, R. (1999). Multi-anticipative car-following model. *The*

European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems, 7(2) :331–335.

Li, D. & Wagner, P. (2019). Impacts of gradual automated vehicle penetration on motorway operation : a comprehensive evaluation. *European transport research review*, 11(1) :1–10.

Li, T., Chen, D., Zhou, H., Laval, J. & Xie, Y. (2021). Car-following behavior characteristics of adaptive cruise control vehicles based on empirical experiments. *Transportation Research Part B : Methodological*, 147 :67–91.

Li, X., Peng, F. & Ouyang, Y. (2010). Measurement and estimation of traffic oscillation properties. *Transportation Research Part B : Methodological*, 44(1) :1–14.

Li, Y., Li, Z., Wang, H., Wang, W. & Xing, L. (2017). Evaluating the safety impact of adaptive cruise control in traffic oscillations on freeways. *Accident Analysis & Prevention*, 104 :137–145.

Lighthill, M. J. & Whitham, G. B. (1955). On kinematic waves ii. a theory of traffic flow on long crowded roads. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A. Mathematical and Physical Sciences*, 229(1178) :317–345.

Lorenz, M. & Elefteriadou, L. (2000). A Probabilistic Approach to Defining Freeway Capacity and Breakdown. In *Transportation Research Circular E-CO18, (4th International Symposium on Highway Capacity) Transportation Research Board, National Research Council*, pages 84–85.

Lu, Y., Wong, S. C., Zhang, M. & Shu, C.-W. (2009). The Entropy Solutions for the Lighthill-Whitham-Richards Traffic Flow Model with a Discontinuous Flow-Density Relationship. *Transportation Science*, 43(4) :511–530. Publisher : INFORMS.

Ma, X. & Andréasson, I. (2006). Driver reaction time estimation from real car following data and application in gm-type model evaluation. In *Proceedings of the 85th TRB annual meeting*, pages 1–19.

Makridis, M., Mattas, K., Anesiadou, A. & Ciuffo, B. (2021). OpenACC. An open database of car-following experiments to study the properties of commercial ACC systems. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 125 :103047.

Makridis, M., Mattas, K. & Ciuffo, B. (2019). Response time and time headway of an adaptive cruise control. an empirical characterization and potential impacts on road capacity. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 21(4) :1677–1686.

Manual, H. C. (1985). Hcm1985. *Special Report*, 209.

Manual, H. C. (2010). Hcm2010. *Transportation Research Board, National Research Council, Washington, DC*, 1207.

Marczak, F. (2014). *Observation empirique et modélisation des discontinuités du réseau autoroutier : vers l'estimation des capacités*. phdthesis, École Nationale des Travaux Publics de l'État [ENTPE].

Marczak, F. & Buisson, C. (2014). Analytical derivation of capacity at diverging junctions. *Transportation Research Record*, 2422(1) :88–95.

Marsden, G., McDonald, M. & Brackstone, M. (2001). Towards an understanding of adaptive cruise control. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 9(1) :33–51.

Mauch, M. & Cassidy, M. J. (2002). Freeway traffic oscillations : observations and predictions.

Meng, D., Song, G., Wu, Y., Zhai, Z., Yu, L. & Zhang, J. (2021). Modification of Newell's car-following model incorporating multidimensional stochastic parameters for emission estimation. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 91 :102692.

Milakis, D., van Arem, B. & van Wee, B. (2017). Policy and society related implications of automated driving : A review of literature and directions for future research. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 21(4) :324–348. Publisher : Taylor & Francis _eprint : https ://doi.org/10.1080/15472450.2017.1291351.

Milanés, V. & Shladover, S. E. (2014). Modeling cooperative and autonomous adaptive cruise control dynamic responses using experimental data. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 48 :285–300.

MOCoPo (2013). Mocopo.

Monamy, T., Haj-Salem, H. & Lebacque, J.-P. (2011). Experimental Analysis of Trajectories for the Modeling of Capacity Drop. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 20 :445–454.

Montanino, M. & Punzo, V. (2015). Trajectory data reconstruction and simulation-based validation against macroscopic traffic patterns. *Transportation Research Part B : Methodological*, 80 :82–106.

Naus, G. J., Vugts, R. P., Ploeg, J., van De Molengraft, M. J. & Steinbuch, M. (2010). String-stable cacc design and experimental validation : A frequency-domain approach. *IEEE Transactions on vehicular technology*, 59(9) :4268–4279.

Newell, G. F. (1965). Theories of instability in dense highway traffic. page 47.

Newell, G. F. (2002). A simplified car-following theory : a lower order model. *Transportation Research Part B : Methodological*, 36(3) :195–205.

Ngoduy, D. (2013). Instability of cooperative adaptive cruise control traffic flow : A macroscopic approach. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 18(10) :2838–2851.

Ngoduy, D., Lee, S., Treiber, M., Keyvan-Ekbatani, M. & Vu, H. L. (2019). Langevin method for a continuous stochastic car-following model and its stability conditions. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 105 :599–610.

Ntousakis, I. A., Nikolos, I. K. & Papageorgiou, M. (2015). On microscopic modelling of adaptive cruise control systems. *Transportation Research Procedia*, 6 :111–127.

Oh, S. & Yeo, H. (2012). Estimation of Capacity Drop in Highway Merging Sections. *Transportation Research Record*, 2286(1) :111–121.

Oh, S. & Yeo, H. (2015). Impact of stop-and-go waves and lane changes on discharge rate in recovery flow. *Transportation Research Part B : Methodological*, 77 :88–102.

Ossen, S. (2008). *Longitudinal Driving Behavior : Theory and Empirics*.

Ossen, S. & Hoogendoorn, S. P. (2007). Driver Heterogeneity in Car following and Its Impact on Modeling Traffic Dynamics. *Transportation Research Record*, 1999(1) :95–103.

Ossen, S. & Hoogendoorn, S. P. (2011). Heterogeneity in car-following behavior : Theory and empirics. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 19(2) :182–195.

Parzani, C. & Buisson, C. (2012). Second-Order Model and Capacity Drop at Merge. *Transportation Research Record*, 2315(1) :25–34. Publisher : SAGE Publications Inc.

pNEUMA (2020). pNEUMA | open-traffic – An open data initiative.

Punzo, V. & Montanino, M. (2016). Speed or spacing ? Cumulative variables, and convolution of model errors and time in traffic flow models validation and calibration. *Transportation Research Part B : Methodological*, 91 :21–33.

Punzo, V. & Simonelli, F. (2005). Analysis and Comparison of Microscopic Traffic Flow Models with Real Traffic Microscopic Data. *Transportation Research Record*, 1934(1) :53–63.

Punzo, V., Zheng, Z. & Montanino, M. (2021). About calibration of car-following dynamics of automated and human-driven vehicles : Methodology, guidelines and codes. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 128 :103165.

Richards, P. I. (1956). Shock Waves on the Highway. *Operations Research*, 4(1) :42–51. Publisher : INFORMS.

SAE (2020). Society of automotive engineers (sae).

Saifuzzaman, M. & Zheng, Z. (2014). Incorporating human-factors in car-following models : A review of recent developments and research needs. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 48 :379–403.

Sharma, A., Zheng, Z. & Bhaskar, A. (2019a). Is more always better ? The impact of vehicular trajectory completeness on car-following model calibration and validation. *Transportation Research Part B : Methodological*, 120 :49–75.

Sharma, A., Zheng, Z., Kim, J., Bhaskar, A. & Haque, M. M. (2019b). Estimating and comparing response times in traditional and connected environments. *Transportation Research Record*, 2673(4) :674–684.

Shi, X. & Li, X. (2021a). Constructing a fundamental diagram for traffic flow with automated vehicles : Methodology and demonstration. *Transportation Research Part B : Methodological*, 150 :279–292.

Shi, X. & Li, X. (2021b). Empirical study on car-following characteristics of commercial automated vehicles with different headway settings. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 128 :103134.

Shladover, S. E., Su, D. & Lu, X.-Y. (2012). Impacts of Cooperative Adaptive Cruise Control on Freeway Traffic Flow. *Transportation Research Record*, 2324(1) :63–70. Publisher : SAGE Publications Inc.

Srivastava, A. & Geroliminis, N. (2013). Empirical observations of capacity drop in freeway merges with ramp control and integration in a first-order model. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 30 :161–177.

Sun, D. & Elefteriadou, L. (2011). Information Categorization Based on Driver Behavior for Urban Lane-Changing Maneuvers. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 2249 :89–94.

Sun, J., Zuo, K., Jiang, S. & Zheng, Z. (2018). Modeling and Predicting Stochastic Merging Behaviors at Freeway On-Ramp Bottlenecks.

Tampère, C. M. J. (2004). *Human-kinetic multiclass traffic flow theory and modelling : with application to advanced driver assistance systems in congestion*. No. T2004/11 in TRAIL thesis series. Netherlands TRAIL Research School, Delft. OCLC : 837895190.

Thiemann, C., Treiber, M. & Kesting, A. (2008). Estimating Acceleration and Lane-

Changing Dynamics from Next Generation Simulation Trajectory Data. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 2088 :90–101.

Tian, J., Zhang, H. M., Treiber, M., Jiang, R., Gao, Z.-Y. & Jia, B. (2019). On the role of speed adaptation and spacing indifference in traffic instability : Evidence from car-following experiments and its stochastic model. *Transportation Research Part B : Methodological*, 129 :334–350.

Tientrakool, P., Ho, Y.-C. & Maxemchuk, N. F. (2011). Highway Capacity Benefits from Using Vehicle-to-Vehicle Communication and Sensors for Collision Avoidance. In *2011 IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*, pages 1–5. IEEE, San Francisco, CA, USA.

Toledo, T., Koutsopoulos, H. N. & Ben-Akiva, M. E. (2003). Modeling Integrated Lane-Changing Behavior. *Transportation Research Record*, 1857(1) :30–38.

Treiber, M., Hennecke, A. & Helbing, D. (2000). Congested Traffic States in Empirical Observations and Microscopic Simulations. *Physical Review E*, 62(2) :1805–1824. ArXiv : cond-mat/0002177.

Treiber, M. & Kesting, A. (2013). The Lighthill–Whitham–Richards Model. In M. Treiber & A. Kesting, eds., *Traffic Flow Dynamics : Data, Models and Simulation*, pages 81–126. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.

Treiber, M. & Kesting, A. (2017). The Intelligent Driver Model with Stochasticity -New Insights Into Traffic Flow Oscillations. *Transportation Research Procedia*, 23 :174–187.

Treiber, M., Kesting, A. & Helbing, D. (2007). Influence of Reaction Times and Anticipation on Stability of Vehicular Traffic Flow. *Transportation Research Record*, 1999(1) :23–29.

Treiterer, J. & Myers, J. (1974). The hysteresis phenomenon in traffic flow. *Transportation and traffic theory*, 6 :13–38.

van Arem, B., van Driel, C. J. G. & Visser, R. (2006). The Impact of Cooperative Adaptive Cruise Control on Traffic-Flow Characteristics. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 7(4) :429–436. Conference Name : IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.

van Beinum, A., Farah, H., Wegman, F. & Hoogendoorn, S. (2016). Critical Assessment of Methodologies for Operations and Safety Evaluations of Freeway Turbulence. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 2556 :39–48.

van Beinum, A., Farah, H., Wegman, F. & Hoogendoorn, S. (2018). Driving behaviour at motorway ramps and weaving segments based on empirical trajectory data. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 92 :426–441.

Vincenzo Punzo, Maria Teresa Borzacchiello & Biagio Ciuffo (2011). On the assessment of vehicle trajectory data accuracy and application to the Next Generation SIMulation (NGSIM) program data. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 19(6) :1243–1262.

Wagner, P., BUISSON, C. & NIPPOLD, R. (2016). Challenges in Applying Calibration Methods to Traffic Models. In *TRB 2016, Transportation Research Board 95th annual meeting*, vol. 2560, page 13 p. WASHINGTON D.C, United States.

Wong, G. C. K. & Wong, S. C. (2002). A multi-class traffic flow model – an extension of LWR model with heterogeneous drivers. *Transportation Research Part A : Policy and Practice*, 36(9) :827–841.

Wu, C.-X. (2015). Traveling wave solution of higher-order traffic flow model with discontinuous fundamental diagram. *Int. J. Mod. Phys. B*, 29(20) :1550137. Publisher : World Scientific Publishing Co.

Wu, J., Brackstone, M. & McDonald, M. (2000). Fuzzy sets and systems for a motorway microscopic simulation model. *Fuzzy sets and systems*, 116(1) :65–76.

Xie, K., Ozbay, K., Yang, D., Yang, H. & Zhu, Y. (2021). Modeling lane-specific breakdown probabilities at freeway diverge sections. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 561 :125231.

Xin, W., Hourdos, J. & Michalopoulos, P. G. (2008). Vehicle trajectory collection and processing methodology and its implementation. Tech. rep.

Xu, T. & Laval, J. (2020). Statistical inference for two-regime stochastic car-following models. *Transportation Research Part B : Methodological*, 134 :210–228.

Xu, T. & Laval, J. A. (2019). Analysis of a Two-Regime Stochastic Car-Following Model : Explaining Capacity Drop and Oscillation Instabilities. *Transportation Research Record*, page 0361198119850464.

Yang, Y., Wada, K., Oguchi, T. & Iryo-Asano, M. (2017). Variability of observed drivers' car-following behavior on expressway basic segment. *Transportation Research Procedia*, 25 :1503–1532.

Yeo, H. (2008). Asymmetric Microscopic Driving Behavior Theory.

Yeo, H. & Skabardonis, A. (2009). Understanding stop-and-go traffic in view of asymmetric traffic theory. In *Transportation and Traffic Theory 2009 : Golden Jubilee*, pages 99–115. Springer.

Yuan, K., Knoop, V. L. & Hoogendoorn, S. P. (2015). Capacity drop : a relation between the speed in congestion and the queue discharge rate. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 2491 :72–80.

Yuan, K., Knoop, V. L. & Hoogendoorn, S. P. (2017a). A Microscopic Investigation Into the Capacity Drop : Impacts of Longitudinal Behavior on the Queue Discharge Rate. *Transportation Science*, 51(3) :852–862.

Yuan, K., Knoop, V. L., Leclercq, L. & Hoogendoorn, S. P. (2017b). Capacity drop : a comparison between stop-and-go wave and standing queue at lane-drop bottleneck. *Transportmetrica B : Transport Dynamics*, 5(2) :145–158. Publisher : Taylor & Francis _eprint : https ://doi.org/10.1080/21680566.2016.1245163.

Yuan, K., Laval, J., Knoop, V. L., Jiang, R. & Hoogendoorn, S. P. (2019). A geometric Brownian motion car-following model : towards a better understanding of capacity drop. *Transportmetrica B : Transport Dynamics*, 7(1) :915–927. Publisher : Taylor & Francis.

Zhang, H. M. & Kim, T. (2005). A car-following theory for multiphase vehicular traffic flow. *Transportation Research Part B : Methodological*, 39(5) :385–399.

Zheng, Z. (2014). Recent developments and research needs in modeling lane changing. *Transportation research part B : methodological*, 60 :16–32.

Zheng, Z., Ahn, S., Chen, D. & Laval, J. (2011). Freeway Traffic Oscillations : Microscopic Analysis of Formations and Propagations using Wavelet Transform. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 17 :702–716.

Zheng, Z., Ahn, S., Chen, D. & Laval, J. (2013). The effects of lane-changing on the immediate follower : Anticipation, relaxation, and change in driver characteristics. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 26 :367–379.

Zhu, H. B., Zhou, Y. J. & Wu, W. J. (2020). Modeling traffic flow mixed with automated vehicles considering drivers ' character difference. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 549 :124337.

Annexes

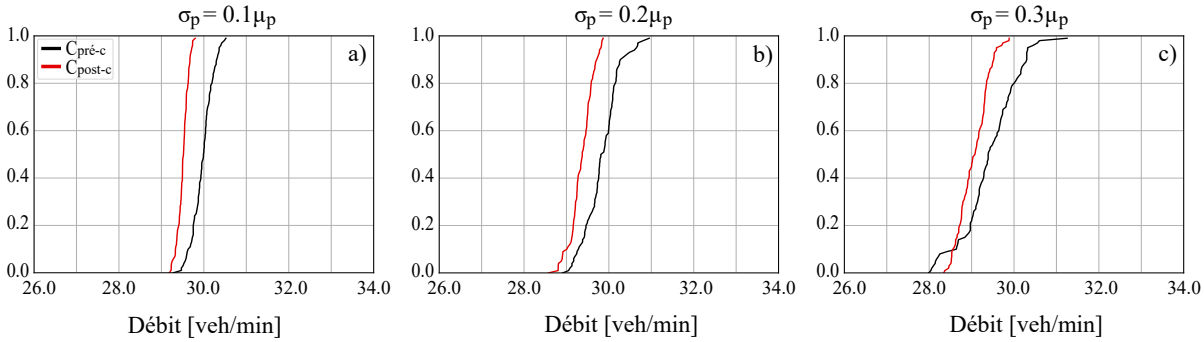


FIG. 6.6 – *Fdcs des capacités en fonction de l'amplitude de la variabilité des paramètres avec le modèle de Gipps. Tous les paramètres (τ, δ_0 et a) sont distribués à partir d'une fonction Gaussienne. La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé.*

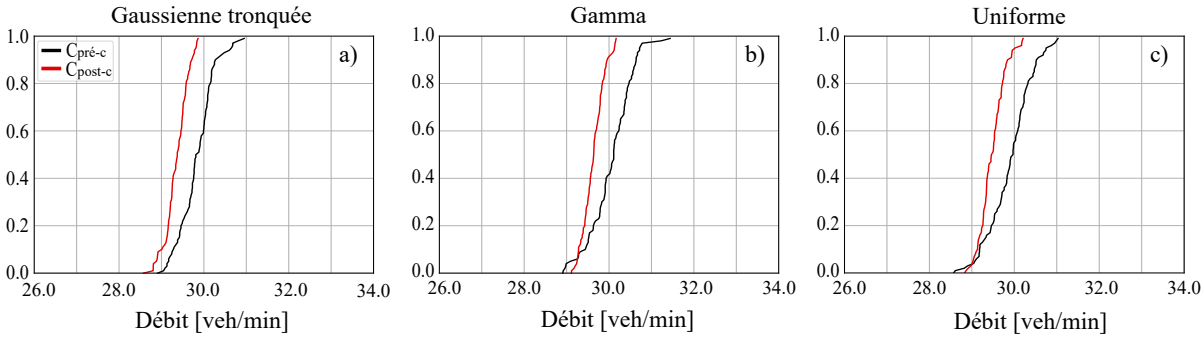


FIG. 6.7 – *Fdcs des capacités en fonction de la forme de la variabilité des paramètres (τ, δ_0, a) avec le modèle de Gipps. Chaque fonction garantit $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé.*

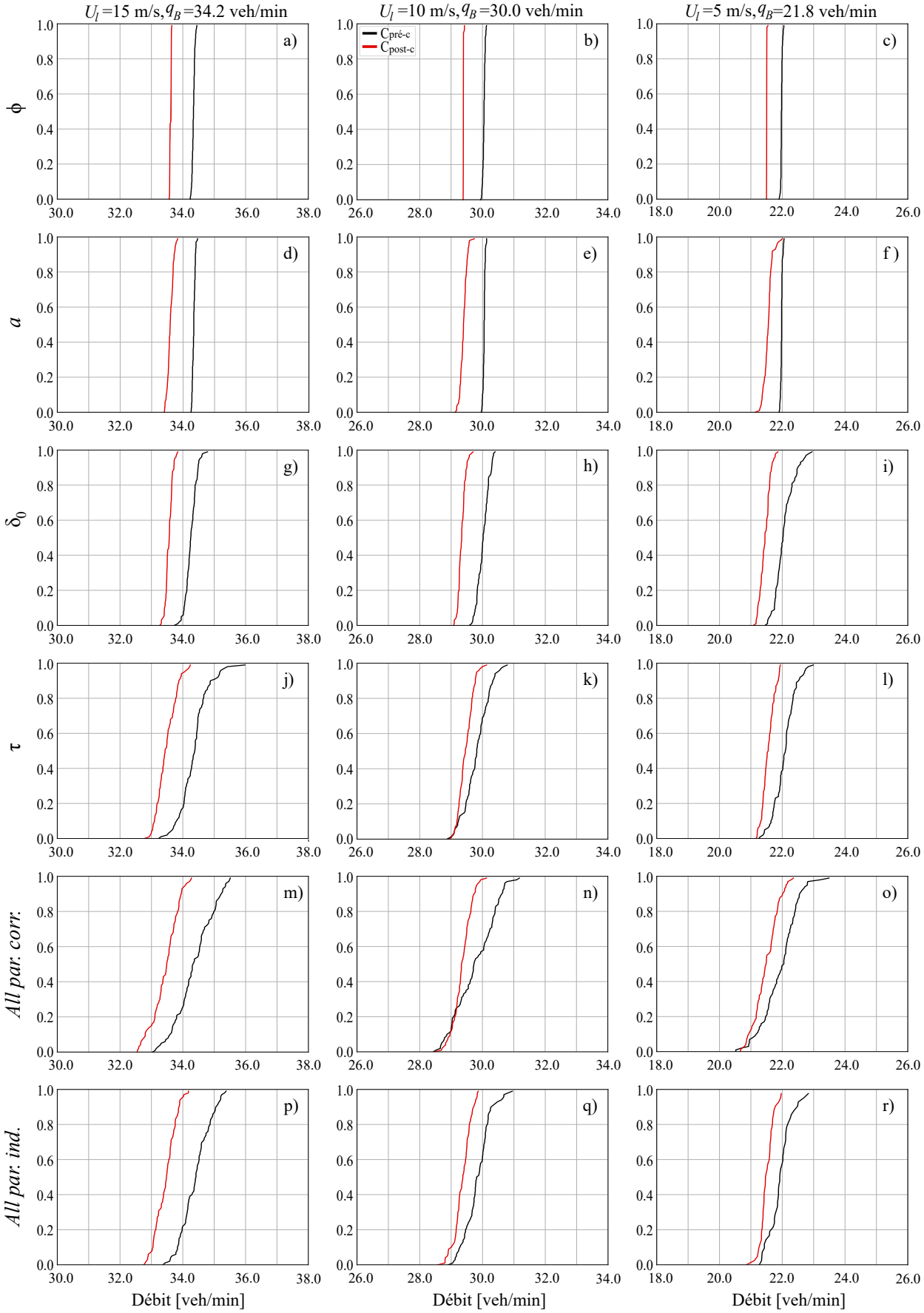


FIG. 6.8 – *Fdcs des différentes configurations de variabilité compte tenu des valeurs différentes de vitesse de limitation (niveaux de variabilité) avec le modèle de Gipps. Chaque paramètre est distribué à partir d'une fonction Gaussienne avec* $\sigma = 0.2 \cdot \mu$. *La résolution numérique utilise le schéma à pas de temps individualisé.*

Table des matières

Liste des figures **15**

Liste des tableaux **19**

Introduction **21**

1 Dispositifs de mesure et variables du trafic routier **25**
1.1 Dispositifs de mesure de données 25
1.1.1 Les capteurs fixes utilisés pour des mesures collectives 25
1.1.2 Les capteurs utilisés pour des mesures individuelles 26
1.1.2.1 Dispositifs externes aux véhicules 26
1.1.2.2 Dispositifs internes au véhicule 28
1.1.2.3 Conclusion sur les observations individuelles de véhicules . 29
1.2 Variables du trafic routier 31
1.2.1 A l'échelle macroscopique 31
1.2.1.1 Présentation des variables 31
1.2.1.2 Relations entre les variables : le diagramme fondamental . . 33
1.2.2 A l'échelle microscopique 35
1.2.2.1 Variables liées au véhicule 36
1.2.2.2 Variables liées aux paires de véhicules 37

2 Phénomènes collectifs et individuels du trafic routier : état de l'art **41**
2.1 Observations à l'échelle macroscopique 41
2.1.1 L'apparition de la congestion 41
2.1.2 Les définitions de la capacité 42
2.1.3 La distribution de la capacité 43
2.1.4 La chute de capacité 43
2.1.5 Les oscillations 44
2.1.6 L'hystérésis 45
2.1.7 Synthèse de la section : observations macroscopiques 46
2.2 Échelle microscopique : observations, modélisation et impacts macroscopiques 46
2.2.1 Le comportement de changement de voie 48
2.2.1.1 Observations 48
2.2.1.2 Impacts macroscopiques 50
2.2.2 Le comportement de poursuite 51
2.2.2.1 Observations 51
2.2.2.2 Modèles de poursuite 53
2.2.2.3 Impacts macroscopiques 59

3 Modélisation de la variabilité inter-individuelle en simulation 65
3.1 Hypothèses de recherche et méthodologie . . . 65
3.2 Présentation du contexte de la simulation . . . 66
3.2.1 Définition des données d'entrée . . . 66
3.2.1.1 Présentation de la voie de circulation . . . 66
3.2.1.2 Définition de l'offre dynamique de trafic : zone de limitation de vitesse . . . 66
3.2.1.3 Définition du profil de demande de trafic . . . 68
3.2.1.4 Définition des scénarios de trafic . . . 69
3.2.2 Processus de simulation : définition d'un ensemble de trajectoires . . . 70
3.2.2.1 Création des trajectoires . . . 70
3.2.2.2 Méthode de (Edie, 1965) pour l'estimation du débit et de la densité à partir des trajectoires . . . 71
3.2.2.3 Méthode de détection de la congestion . . . 71
3.2.3 Analyse des données de sortie . . . 72
3.2.3.1 Estimation des diagrammes fondamentaux . . . 72
3.2.3.2 Définition des indicateurs macroscopiques pour quantifier l'impact de la variabilité . . . 72
3.3 Impact de la variabilité des paramètres de la poursuite . . . 74
3.3.1 Comparaison des diagrammes fondamentaux dans un scénario sans variabilité . . . 74
3.3.2 Variabilité et résolution numérique des modèles . . . 76
3.3.2.1 Impact de la variabilité avec une méthode de résolution numérique classique : calcul à pas de temps uniforme . . . 76
3.3.2.2 Méthode de résolution numérique proposée : calcul à pas de temps individualisé . . . 81
3.3.3 Impact de l'amplitude de la distribution des paramètres de la poursuite 82
3.3.4 Analyse comparative de la variabilité individuelle des paramètres . . . 84
3.3.5 Évaluation de différentes formes de distributions des paramètres . . . 88
3.4 Conclusion du chapitre . . . 89

4 Présentation, filtrage et sélection de trajectoires 91
4.1 Trajectoires individuelles de véhicules en conduite manuelle . . . 91
4.1.1 Présentation de la base de données de Hefei . . . 91
4.1.1.1 Caractéristiques du lieu de l'expérimentation . . . 91
4.1.1.2 Caractéristiques de l'expérimentation . . . 91
4.1.1.3 Caractéristiques des données recueillies . . . 93
4.1.2 Sélection de la zone d'étude . . . 93
4.2 Trajectoires individuelles de véhicules automatisés . . . 95
4.2.1 Présentation de la base de données de (Makridis *et al.*, 2021) (OpenACC) 95
4.2.1.1 Caractéristiques des lieux de recueil . . . 95
4.2.1.2 Caractéristiques des expérimentations . . . 96
4.2.1.3 Caractéristiques des données . . . 98
4.3 Filtrage de données des trajectoires . . . 99
4.3.1 Méthodes de filtrage disponibles . . . 99
4.3.1.1 Le filtre passe-bas . . . 99
4.3.1.2 La moyenne glissante ou la moyenne mobile . . . 99
4.3.1.3 Le filtre Savitsky-Golay . . . 100
4.3.1.4 Le filtre de Kalman non stationnaire . . . 100
4.3.1.5 Conclusion sur les méthodes de filtrage . . . 101

4.3.2 Présentation de la méthode de la moyenne glissante 102
4.4 Sélection de trajectoires de véhicules en poursuite 103
4.4.1 Trajectoires des véhicules en conduite manuelle 103
4.4.1.1 Présentation de la méthode de corrélation croisée 103
4.4.1.2 Analyse des courbes de corrélation : Pourquoi ne sont-elles pas toutes du même type ? 104
4.4.1.3 Analyse de la relation entre l'espacement et la vitesse des couples de véhicules 105
4.4.1.4 Indicateur de concavité et corrélation minimale 106
4.4.2 Trajectoires de véhicules OpenACC 108
4.5 Conclusion du chapitre 109

5 Distributions expérimentales des paramètres de la poursuite : calage de modèles 111
5.1 Calage des modèles de poursuite 111
5.1.1 Méthodologies de calage disponibles 112
5.1.2 Fonction objectif et mesure de performance du calage : présentation de la méthode mono-objectif NRMSE(Δx) 113
5.1.3 Méthode d'optimisation : présentation de l'algorithme génétique . . . 113
5.2 Calage des modèles de poursuite pour obtenir des distributions expérimentales des paramètres 115
5.2.1 Présentation du calage fait pour chaque modèle sur une même trajectoire 115
5.2.2 Sélection des meilleures trajectoires calées par les modèles de Newell et de Gipps : définition d'un seuil de NRMSE 117
5.2.3 Distributions expérimentales des paramètres de la poursuite de véhicules en conduite manuelle et de véhicules en conduite automatisée . 118
5.2.3.1 Caractéristiques des distributions expérimentales des véhicules en conduite manuelle 118
5.2.3.2 Caractéristiques des distributions expérimentales des véhicules en conduite automatisée 120
5.2.3.3 Analyse comparative des distributions expérimentales des paramètres des deux bases de données 121
5.3 Discussion sur l'estimation du temps de réaction et conclusions du chapitre . 122

6 Analyse de la variabilité expérimentale en simulation 125
6.1 La conduite automatisée : état de l'art 125
6.1.1 Une brève présentation à propos de l'automatisation des voitures . . . 125
6.1.2 Présentation du système de vitesse adaptative (ACC) 126
6.1.3 Impact de l'automatisation sur le trafic : prédictions, découvertes et - trouvés dans la littérature 126
6.2 Impact de la variabilité expérimentale des véhicules en conduite manuelle et des véhicules en conduite automatisée 129
6.2.1 Comparaison des diagrammes fondamentaux 129
6.2.2 Comparaison des distributions cumulatives des capacités 130
6.3 Analyse de l'impact de la variabilité du trafic mixte : véhicules en conduite manuelle et véhicules en conduite automatisée 134

Références 143

Annexes 155

FOLIO ADMINISTRATIF

THÈSE SOUTENUE DEVANT L'ÉCOLE NATIONALE DES TRAVAUX PUBLICS DE L'ÉTAT

NOM : Gómez Patiño **DATE DE SOUTENANCE :** 11/03/2022
Prénoms : Carlos Mario

TITRE :
Variabilité inter-individuelle du comportement longitudinal de véhicules à conduite manuelle ou automatisée : impacts sur la capacité des voies

NATURE : Doctorat **Numéro d'ordre :** 2022LYSET005
École doctorale : MEGA (Mécanique, Énergétique, Génie Civil et Acoustique) **Spécialité :** Génie civil

RÉSUMÉ :
Malgré le développement de l'infrastructure routière et les actions en faveur des différents modes de transport en commun, la congestion est encore un problème important du trafic routier. Ceci provoque l'élévation excessive du temps de parcours des usagers et affecte la sécurité routière et l'économie, tout en ayant des impacts écologiques et sur la santé des personnes.
Compte-tenu de l'importance de la congestion pour la société, la plupart des études de caractérisation de la circulation sur les routes portent sur l'apparition de la congestion. On peut, par exemple, identifier :

— les études portant sur l'activation probabiliste d'une tête de bouchon et la détermination de la distribution de la capacité (valeur de demande à partir de laquelle la congestion apparaît) ;
— les études de quantification de la chute de capacité qui est la différence observée, au même point de la route, entre le débit maximal avant l'apparition de la congestion et le débit maximal de décharge (en aval de la tête de bouchon) pendant la congestion.

Dans cet esprit, cette thèse s'intéresse à mieux comprendre ces observations macroscopiques, avec une méthode basée sur la modélisation et l'observation. Nous nous concentrons sur l'étude des interactions longitudinales des véhicules, Notre hypothèse de recherche est que la variabilité inter-individuelle des véhicules dans le comportement de poursuite peut expliquer une partie de la distribution de la capacité ainsi que de la valeur de la chute de capacité. On considère que cette variabilité peut être représentée par trois paramètres importants de la poursuite : le temps de réaction, la distance à l'arrêt et l'accélération maximale souhaitée. L'ajustement, pour deux modèles de poursuite, de ces paramètres sur des données réelles conduit à des distributions dont la variabilité est significative. Cette variabilité explique à son tour une partie de la variabilité de la capacité.
Cette approche nous permet en outre de prévoir l'impact de l'automatisation des véhicules tel que le système de vitesse adaptatif (ACC) qui devient très important dans la dynamique du trafic futur. Il est estimé qu'en 2035, 20 % du parc automobile serait équipé de ce système.Nous montrons que la capacité réduit en fonction de la proportion d'ACC, jusqu'à 25 % s'ils représentent 100 % des véhicules.
Enfin, la méthodologie proposée améliore les méthodes numériques existantes pour permettre d'effectuer une étude cohérente sur la variabilité interindividuelle du trafic.

Mots-Clés : trafic routier, modélisation, poursuite, variabilité inter-individuelle, conduite manuelle, conduite automatisée, capacité des voies, capacités.

Laboratoire(s) de recherche : LICIT (Laboratoire d'Ingénierie Circulation Transports)

Directeur de thèse : Christine BUISSON

Président du jury : Ludovic Leclercq

Composition du jury :

Ludovic Leclercq	DR	Licit (U. Eiffel - ENTPE)	Président
Cécile Appert-Roland	DR	LPT (CNRS - Paris 6)	Rapporteuse
Jorge Laval	Professeur, PhD	Georgia Tech University	Rapporteur
Jordi Casas	Directeur R&D	Aimsun SLU	Examinateur
Alexandre Nicolas	CR	ILM (CNRS)	Examinateur
Christine Buisson	DR	Licit (U. Eiffel - ENTPE)	Directrice de thèse