

Un simulateur multiagent de trafic coopératif

M. Guériau^{a,b} R. Billot^b F. Armetta^a
maxime.gueriau@ifsttar.fr romain.billot@ifsttar.fr frederic.armetta@univ-lyon1.fr

S. Hassas^a N-E. El Faouzi^b
salima.hassas@univ-lyon1.fr nour-eddin.elfaouzi@ifsttar.fr

^a Laboratoire d'InfoRmatique en Image et Systèmes d'information,
Université de Lyon, France

^b Laboratoire d'Ingénierie Circulation Transports,
IFSTTAR-ENTPE,
Université de Lyon, France

Résumé

Cet article présente un modèle multiagent de trafic coopératif et son implémentation, vue comme une extension du simulateur de trafic MovSim. La dynamique physique des véhicules est décrite avec le point de vue du domaine de la théorie du trafic en proposant un modèle microscopique, multi-anticipatif et bilatéral de suivi de véhicules. Ce modèle est enrichi par des paradigmes agent qui influencent le comportement des véhicules grâce aux mécanismes de perception, de communication et au concept de confiance. Les résultats en simulation, utilisant des données réelles, mettent en valeur l'impact positif des véhicules connectés sur l'homogénéisation du flux de trafic, même en présence de capteurs défaillants. Le travail présenté se positionne aussi comme un outil d'aide à la décision pour le déploiement futur de véhicules coopératifs et de leur infrastructure, et pour la conception de stratégies de contrôle de tels systèmes.

Mots-clés : *Systèmes coopératifs, Simulation multiagent, Modélisation du trafic, Véhicules connectés*

Abstract

The paper presents an agent-based cooperative traffic model implemented as an extension of the Multi-model Open-source Vehicular-traffic SIMulator (MovSim). Connected vehicles dynamics are described from a traffic flow theory standpoint using a bilateral multi-anticipative microscopic model. Then, agent-based concepts allow to influence vehicles dynamics through perception and trust-based mechanisms. Sensors failures and information reliability are well captured by trust concepts. This framework is implemented into the simulator and tested with real data. Simulation results shed light on how connected vehicles improve traffic flow homogenization and ensure safety even with unreliable sensors. The proposed tool presents the poten-

tial to act as a decision support tool within the future deployment of connected vehicles and the design of cooperative traffic management strategies.

Keywords: *Cooperative Systems, Multiagent simulation, Traffic modeling, Connected Vehicles*

1 Introduction

Les Systèmes Coopératifs de Transport Intelligents (C-ITS) profitent des avancées récentes des technologies de la communication intervéhiculaire pour permettre une optimisation de l'usage de l'infrastructure routière. Plus généralement, la motivation principale des Systèmes de Transport Intelligents était de résoudre les problèmes de congestion, de plus en plus critiques dans les zones urbaines à forte densité. Les conducteurs sont déjà assistés dans leur mobilité quotidienne : de plus en plus de véhicules sont équipés de Systèmes Avancés d'Assistance à la Conduite. Les nouveaux capteurs et périphériques communicants contribuent au développement des véhicules connectés qui s'avèrent prometteurs pour l'amélioration du flux de trafic. Avant de présenter les verrous scientifiques identifiés dans ce domaine et nos contributions, nous allons clarifier certains termes relatifs au domaine des C-ITS et des véhicules connectés.

1.1 Les Systèmes Coopératifs dans un environnement connecté

Les véhicules connectés sont capables d'échanger des informations avec d'autres véhicules (communication véhicule à véhicule – V2V) et avec les Unités de Bord de Route (UBR, communication de véhicule à infrastructure / d'infrastructure à véhicule – V2I / I2V). Les capteurs embarqués sur les véhicules leur four-

nissent des connaissances leur permettant de construire une représentation locale et partielle de leur environnement de navigation. Dans ce travail, nous nous intéressons à des véhicules connectés et partiellement automatisés, équipés de quelques capteurs et d'un périphérique de communication. Le comportement longitudinal (accélération / freinage) est délégué à une loi coopérative, qui tire profit des informations issues de la perception et de la communication du véhicule. En accord avec les technologies actuelles, les véhicules connectés sont équipés d'un télémètre laser à l'avant (LIDAR¹), d'un dispositif de localisation (*e.g.* un récepteur GPS) et d'un émetteur/récepteur pour la communication (utilisant le protocole 802.11p²), comme illustré par la figure 1.

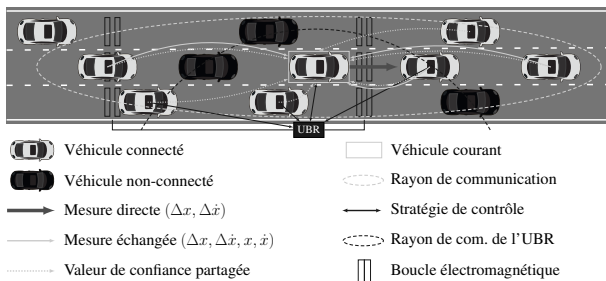


FIGURE 1 – Architecture des Systèmes Coopératifs

Il est attendu que les véhicules connectés permettent d'améliorer le trafic en termes de performance du réseau, de sécurité, de confort ou d'économie d'énergie (*e.g.* émissions de CO₂). Ces quatre axes d'actions peuvent être abordés par des stratégies globales ou individuelles de contrôle du trafic. Les véhicules connectés orientent l'étude vers le point de vue individuel, où le contrôle peut se faire à travers la définition de comportements "coopératifs" spécifiques. C'est la raison pour laquelle la syntaxe "véhicule coopératif" est aussi employée pour désigner ces véhicules connectés. La modélisation de ces véhicules doit prendre en compte la complexité des différentes dynamiques qui entrent en jeu dans le système complet : les interactions physiques, la communication et la fiabilité de l'information.

1.2 Travaux connexes

La gestion intelligente du trafic s'appuie sur des systèmes complexes (*i.e.* les Systèmes de Trans-

ports Intelligents - ITS) qui peuvent être modélisés suivant le paradigme agent. C'est pourquoi la modélisation multiagent a été largement appliquée au domaine des transports, à toutes les échelles (voir [4] pour une synthèse). A l'échelle microscopique, les concepts agent ont été utilisés pour intégrer la communication dans les ITS [5] ou pour étudier le routage dynamique des véhicules dans un réseau urbain [8, 2]. A l'échelle d'une ville, le contrôle des feux de signalisation et des intersections sont les applications les plus courantes des systèmes multiagents dans les transports, avec une tendance récente pour les intersections coopératives [7]. Cependant, l'utilisation principale de ces concepts se retrouve à l'échelle macroscopique où les agents sont utilisés comme des entités applicatives de l'infrastructure pour la gestion du trafic et pour la conception de systèmes d'aide à la décision pour le contrôle du trafic [12, 27].

Pour les véhicules connectés, l'échelle de modélisation considérée est l'échelle microscopique : les agents sont des véhicules qui communiquent entre eux (V2V) et/ou potentiellement avec l'infrastructure (V2I/I2V). Les approches classiques de modélisation (voir [11, 26] pour une synthèse) ne sont pas adaptées car elles ne prennent en compte ni la communication ni les interactions avec l'infrastructure. Concernant le trafic coopératif autoroutier, l'objectif est d'obtenir une auto-organisation d'agents coopératifs à travers l'homogénéisation du flux de trafic. Une structure multiagent auto-organisationnelle [13] est assez flexible pour atteindre ce but lorsque l'objectif est d'obtenir une forme d'organisation à travers des processus internes et autonomes. Une attention spécifique doit être accordée à l'influence mutuelle qui s'exerce entre les niveaux informationnels et comportementaux [1]. Les systèmes basés sur les concepts de confiance et de réputation [24] sont souvent utilisés à bon escient pour lier ces deux niveaux, puisque le flux d'informations doit être organisé afin d'utiliser l'information de manière efficace et assurer sa fiabilité [3]. Dans le cas d'un trafic autoroutier composé de véhicules connectés non fiables (*i.e.* aux capteurs défaillants), l'objectif collectif est d'atteindre un état de trafic alliant sécurité et comportements homogènes. Ce travail constitue l'amélioration de l'architecture proposée dans [18], où une preuve de concept incluant un modèle basé sur la confiance fut proposée. Le travail présenté dans cet article va plus loin en s'appropriant le modèle de confiance avec la spécificité d'utiliser

1. *Light Detection And Ranging*
2. aussi appelé *Wireless Access in Vehicular Environments (WAVE)*

une couche de confiance, qui peut être décrite comme la couche d'apprentissage, qui contrôle les dynamiques physiques et de communication.

1.3 Contributions et organisation de l'article

Notre article présente un modèle d'architecture générique appliqué aux véhicules connectés et testé en simulation. Le but est d'évaluer efficacement les bénéfices apportés par la stratégie coopérative présentée, en termes de performance et de sécurité, tout en intégrant la fiabilité de l'information. L'article est organisé comme suit : l'architecture multiagent complète est présentée d'un point de vue conceptuel dans la section 2. Il s'agit d'une approche systémique générique capable de réaliser le couplage entre trois dynamiques : dynamique physique (un modèle de suivi de véhicule multi-anticipatif bilatéral qui intègre la communication V2V), dynamique informationnelle (communication intervéhiculaire V2V) et dynamique de contrôle (la fiabilité de l'information est estimée à travers le concept de confiance). Ensuite, dans la section 3 le détail de l'implémentation originale est présenté sous la forme d'une extension de MovSim [26] (*the Multi-model Open-source Vehicular-traffic SIMulator*). Les résultats des simulations, réalisées à partir de paramètres extraits d'un jeu de données réelles calibrées et de règles de communication réalistes, confirment le potentiel des véhicules connectés pour améliorer le trafic et valident la pertinence de notre approche de modélisation (section 5).

2 Une architecture multiagent en trois couches

Concernant la gouvernance du système, l'objectif est de tirer profit des informations fiables pour influencer les mouvements des véhicules et ainsi homogénéiser le flux de trafic. La figure 2 présente les interactions entre les trois couches. La couche physique représente les règles qui permettent de modéliser le comportement physique des véhicules. La couche de communication gère les échanges d'informations par des règles de proximité et de fiabilité. La couche confiance propose une représentation de la fiabilité de l'information et permet aux agents d'évaluer la confiance qu'ils accordent aux autres. Les couches communication et confiance influencent la couche physique, et donc le comportement des véhicules.

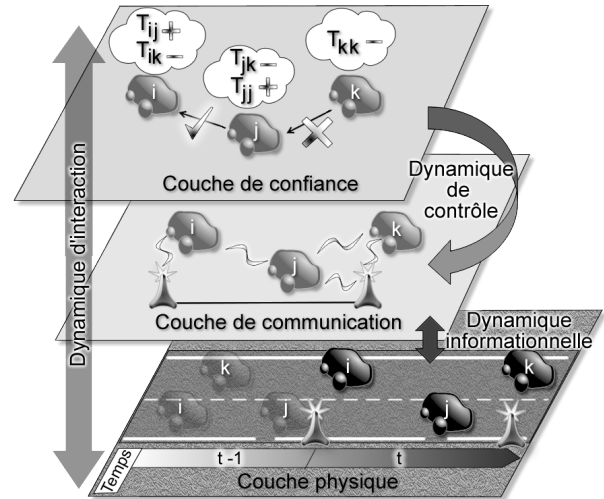


FIGURE 2 – Architecture en 3 couches

2.1 Modèle Physique

Les véhicules connectés peuvent être vus comme des véhicules semi-autonomes dont le comportement longitudinal est délégué à un contrôle par une unité embarquée, et dont le conducteur n'est responsable que des changements de voie. Ainsi, la perception directe des véhicules connectés provient de leurs capteurs embarqués alors que la perception des véhicules classiques (non connectés) provient du conducteur lui-même. Les véhicules connectés sont équipés d'un dispositif de localisation et d'un télémètre laser à l'avant (capable de mesurer l'inter-distance et la vitesse relative de son prédécesseur immédiat); cette information est complétée par la communication. La perception des véhicules non connectés est limitée à leur prédécesseur immédiat (distance/vitesse relative), sans capacité de communication.

Ces deux modèles physiques peuvent être décrits comme suit :

Véhicules non connectés : un modèle de suivi de véhicule générique donne l'accélération du véhicule courant i suivant la formule $\ddot{x}_i = f(\dot{x}_i, \Delta x_i, \Delta \dot{x}_i)$ où f est une fonction non linéaire générale, \dot{x}_i la vitesse du véhicule courant, Δx_i l'inter-distance (distance relative au prédécesseur immédiat $i + 1$) et $\Delta \dot{x}_i$ la vitesse relative entre les véhicules courant et précédent. Nous avons choisi le modèle IDM (*Intelligent Driver Model*), qui est un modèle sans collisions et capable de reproduire les instabilités d'un flux de trafic [26]. Ce modèle exploite une variable de freinage et une variable d'accélération complétés par des paramètres facilement interpré-

tables. La fonction IDM f_{IDM} s'écrit

$$\ddot{x}_i = a \left[1 - \left(\frac{\dot{x}_i}{v_0} \right)^\gamma - \left(\frac{s^*(\dot{x}_i, \Delta\dot{x}_i)}{\Delta x_i} \right)^2 \right] \quad (1)$$

où s est l'inter-distance entre le véhicule considéré et son prédécesseur, $s^*(\dot{x}_i, \Delta\dot{x}_i) = s_0 + \max\left(0, \dot{x}_i T + \frac{\dot{x}_i \Delta\dot{x}_i}{2\sqrt{ab}}\right)$ est l'inter-distance désirée, a et b sont respectivement l'accélération maximale et la décélération désirée, v_0 est la vitesse désirée, s_0 est la distance minimale à l'arrêt, T est l'intervalle de sécurité temporel désiré, et γ est un facteur d'agressivité de l'accélération (généralement fixé à 4). De plus, les véhicules peuvent effectuer un changement de voie opportuniste, avant de mettre à jour leur accélération, en suivant la stratégie MOBIL [16]. Cette stratégie consiste à déterminer si un créneau disponible est suffisamment sûr, en estimant le créneau temporel disponible sur la voie adjacente. La stratégie MOBIL modélise le comportement de changement de voie humain et inclut par exemple un facteur de politesse.

Véhicules Connectés : au niveau microscopique, la communication est modélisée par une loi de poursuite multi-anticipative capable de décrire les interactions entre les véhicules (V2V) et d'apporter plus de stabilité au trafic [10]. Nous utilisons le modèle bilatéral multi-anticipatif (BMA [20]), définit comme la combinaison des influences pondérées des véhicules environnants, et qui s'écrit

$$\ddot{x}_i = f_{IDM} \left(\dot{x}_i, \sum_j a_{ij} \Delta x_{i+j}, \sum_j a_{ij} \Delta \dot{x}_{i+j} \right) \quad (2)$$

où a_{ij} est le coefficient d'interaction qui pondère l'information entre l'agent i et l'agent j qu'il perçoit, et f_{IDM} correspond à l'équation 1. Le coefficient d'interaction a_{ij} est calculé à partir de la règle de proximité dans la couche communication et à partir de la représentation de la confiance associée à chaque véhicule :

$$a_{ij} = p_{ij} \cdot T_{ij}, \quad (3)$$

où p_{ij} représente la règle de proximité (eq. 4), et T_{ij} représente la confiance que i a en j (eq. 5). Ces variables sont décrites en détail dans la section 2.2.

La formulation du modèle multi-anticipatif exécuté par les véhicules connectés proposée dans cette approche se base sur IDM (avec lequel nous nous comparons). Le choix de ce modèle

pour les véhicules non-connectés est motivé par les résultats validés obtenus dans le cadre d'un scénario de trafic autoroutier [26], reproduit en simulation dans la partie expérimentations (section 5). La stabilité de notre modèle a également fait l'étude d'une analyse [20] dans d'autres conditions et avec différentes lois de poursuites, comme *Optimal Velocity with Relative Velocity* (OVRV [15]).

2.2 Communication

Deux types de messages sont échangés par les véhicules : les messages de mesure et les messages de confiance. A chaque fois qu'un capteur d'un véhicule perçoit une nouvelle information, l'agent correspondant la partage avec les autres véhicules présents dans le rayon de communication de son périphérique communiquant. Les messages de mesure contiennent les valeurs des capteurs (télémètre et localisation) : vitesse et position dans un repère global, position et vitesse relative provenant des véhicules coopératifs voisins. Une fois par pas de simulation, les véhicules connectés utilisent les messages reçus afin d'étendre leur perception en construisant une représentation locale des véhicules de leur voisinage. Cette projection depuis l'environnement global jusqu'à une perception locale est rendue possible par l'architecture multiagent adoptée. Un véhicule connecté peut ensuite estimer et attribuer un poids à chaque véhicule perçu et présent sur la même voie. Cette pondération détermine l'importance que prendra le véhicule j perçu dans la loi multi-anticipative bilatérale (eq. 2). Ainsi, la règle de proximité p_{ij} s'écrit

$$P_{ij} = \frac{|\Delta\dot{x}_{i+j}|}{(\Delta x_{i+j})^\delta}, \text{ then } p_{ij} = \frac{P_{ij}}{\sum_{k \in \mathcal{P}_i} P_{ik}}. \quad (4)$$

où \mathcal{P}_i est l'ensemble des agents perçus par i et δ permet d'ajuster l'interaction avant/arrière de l'aspect bilatéral (les valeurs choisies sont respectivement 2 et 0.5 afin d'assurer la stabilité de la file de véhicules et respecter les propriétés physiques du flux de trafic), afin de donner plus d'importance aux véhicules les plus proches et/ou aux véhicules qui présentent une différence de vitesse plus importante. Ainsi, les véhicules connectés peuvent anticiper pour adopter le bon comportement et la sécurité/homogénéité du flux est assurée par la règle de proximité. Dans le cas d'un problème de communication qui empêcherait un véhicule de recevoir tous les messages, le modèle BMA (eq. 2) ainsi sim-

plifié restitue alors exactement le modèle non-coopératif de suivi de véhicule IDM (eq. 1).

2.3 Confiance et fiabilité de l'information

La notion de confiance est liée au concept de délégation qui est un aspect critique dans les Systèmes MultiAgents [6]. Le trafic coopératif autoroutier est un parfait exemple de système basé sur la délégation puisque les actions d'un véhicule dépendent directement des actions des autres véhicules. Il existe de nombreux modèles de confiance et de réputation dans la littérature (voir [23] pour une revue). Nous proposons d'introduire le concept de confiance comme un mécanisme capable de faire face aux problèmes de fiabilité des capteurs. Nous avons adapté le modèle présenté dans [21, 18], qui utilise une structure de données correspondant à un réseau de confiance et nommé *TrustNet* [25]. Ce modèle fournit une représentation numérique de la confiance calculée à partir des expériences non-agrégées acquises par les agents. Dans ce modèle, la confiance des agents correspond à l'opinion de la majorité; ce qui pourrait être néfaste dans certains systèmes mais pas pour le trafic où la fiabilité moyenne est supposée digne de confiance. Nous ne considérons pas les comportements égoïstes ou de triche dans cette approche. Seule la fiabilité de l'information basée sur les erreurs des capteurs embarqués dans les véhicules a un impact sur la confiance qu'un agent accorde aux autres (et à lui-même). Pendant leur processus de décision, les agents comparent les informations dont ils disposent (encapsulées dans les messages de confiance). Chaque agent i mémorise et met à jour une opinion locale, envers chacun des agents j précédemment perçus, sous la forme d'une valeur de confiance T_{ij} :

$$T_{ij} = \frac{T_{ii}DT_{ij} + IT_{ij}}{T_{ii} + 1}. \quad (5)$$

Cette valeur de confiance est calculée à chaque pas de temps de simulation t . Elle s'exprime comme une moyenne pondérée de trois composantes $\in [0,1]$:

1. **La confiance directe** DT_{ij} : elle représente une erreur de mesure. Cela consiste à évaluer le pourcentage d'erreur induit par les capteurs en termes de position relative, depuis les mesures du véhicule j . Elle s'écrit :

$$DT_{ij} = \frac{|\Delta x_i + x_i - x_j|}{\Delta x_i + x_i}, \quad (6)$$

où Δx_i et x_i correspondent aux mesures du véhicule courant i (donnés respectivement par son télémètre laser et son périphérique de localisation); x_j est la position de j dans l'espace global (donnée par son propre périphérique de localisation).

2. **La confiance indirecte** IT_{ij} : elle concerne les valeurs de confiance partagées par les autres agents dans les messages de confiance, en d'autres termes les "témoignages" d'autres agents. Elle s'écrit

$$IT_{ij} = \frac{\sum_{k \in \mathcal{W}_i} T_{ik} T_{kj}}{\sum_{k \in \mathcal{W}_i} T_{ik}}, \quad (7)$$

où \mathcal{W}_i est l'ensemble des agents k qui ont partagé leur valeur de confiance en j avec l'agent i (les agents k sont situés dans le rayon de communication de i). Cela implique que k doit avoir précédemment comparé ses mesures directes avec j , ce qui permet de réduire de manière significative la complexité des calculs.

3. **La confiance en soi** T_{ii} : elle correspond à la moyenne des valeurs de confiance que les autres agents ont en l'agent i , au temps t ; elle prend donc en compte les valeurs de confiance gardées en mémoire. Elle s'écrit

$$T_{ii} = \frac{\sum_{k \in \mathcal{C}_i} T_{kk} T_{ki}}{\sum_{k \in \mathcal{C}_i} T_{kk}}, \quad (8)$$

où \mathcal{C}_i est l'ensemble des agents k qui partagent leur valeur de confiance en i (les agents k sont situés dans le rayon de communication de i). Cette confiance en soi représente la confiance qu'un agent a en les informations qu'il produit.

3 Implémentation

Le modèle présenté dans cet article a été implémenté dans MovSim [26] (*the Multi-model Open-source Vehicular-traffic SIMulator*). Ce simulateur, écrit en Java, est conçu autour d'une architecture générique et propose plusieurs modèles de trafic déjà implémentés. Nous avons réalisé une extension complète pour rejoindre les concepts agent et intégrer notre architecture de modélisation du trafic coopératif. L'objectif est de garantir aux véhicules une perception locale et partielle de leur environnement (donnée par leurs capteurs respectifs), de modéliser leurs interactions complexes (communication V2V/V2I) et de leur assurer un processus de décision autonome.

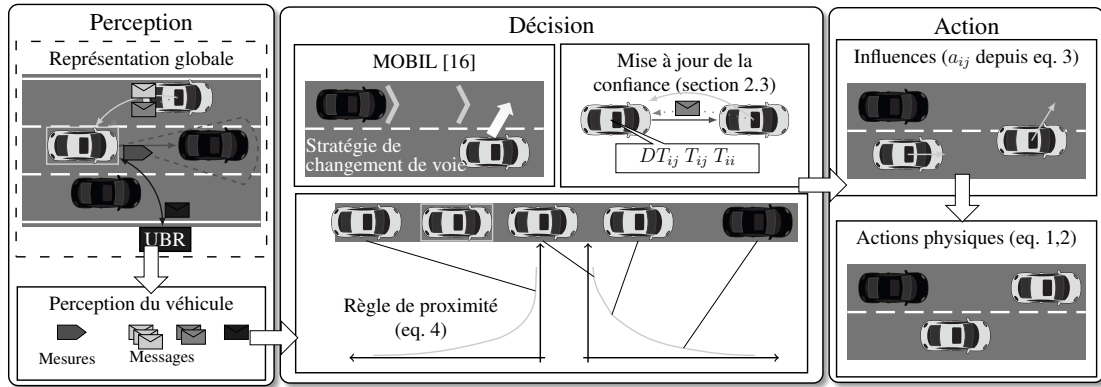


FIGURE 3 – Schéma d'un pas de simulation

3.1 Architecture

L'architecture repose sur l'implémentation des trois couches présentées précédemment (section 2) et s'articule autour d'une boucle perception-décision-action (figure 3). Après une étape d'initialisation qui permet de créer et d'instancier les structures de données avec des paramètres tirés d'un jeu de données calibrées, la boucle principale de la simulation est exécutée. D'abord, pendant l'étape de perception, chaque véhicule perçoit son environnement local et met à jour les valeurs de ses capteurs. Ensuite, tous les véhicules connectés présents dans le rayon de communication du véhicule courant lui communiquent leurs mesures comparables et les valeurs de confiance qu'ils ont calculées antérieurement. Enfin, chaque véhicule connecté met à jour ses valeurs de confiance. Pendant l'étape d'action (qui correspond conceptuellement à la couche physique de la section 2.1), un véhicule peut réaliser un changement de voie (ou non) et mettre à jour son accélération.

3.2 Perception

Capteurs. Les véhicules connectés utilisent les mesures de leurs capteurs de façon altruiste. Ils sont équipés de leurs propres capteurs qui leur fournissent des informations partielles de leur environnement de navigation direct. Étant donné que les capteurs réels peuvent être défectueux, nous avons modélisé leur fiabilité en ajoutant un bruit configurable lors de la perception de chaque capteur. Le bruit de mesure du véhicule i percevant un véhicule j est un bruit blanc Gaussien dont l'écart-type correspond au pourcentage d'erreur du capteur.

Communication. La version originale du simulateur MovSim n'inclut aucune forme de communication; ces nouvelles formes d'échange d'information ont donc dû être implémentées. Chaque entité du système (ce qui inclut les véhicules mais aussi les Unités de Bord de Route – UBR) est associée à un identifiant unique. Conformément aux spécifications du standard Wi-Fi pour les ITS, nous ne considérons pas les échanges d'informations partiels, les messages modifiés, les pertes ou la duplication d'informations. Tous les messages qui sont envoyés sont reçus par les véhicules équipés qui sont à portée de l'émetteur, après une latence de 100 ms (conformément aux valeurs observées [22]). Nous définissons un message comme un objet contenant les informations suivantes : l'identifiant de l'émetteur, la date d'envoi, la date d'expiration et les données échangées. Deux types de données sont échangées dans deux types de messages :

Message de mesure : contient toutes les mesures capteurs partagées par un véhicule avec ses voisins connectés ;

Message de confiance : contient le triplet (i, j, T_{ij}) , *i.e.* chaque valeur de confiance partagée T_{ij} qu'un agent i a en un autre agent j ;

3.3 Décision

Dans un second temps, chaque agent décide d'une action à réaliser immédiatement en réaction à la perception de l'environnement calculée lors de la phase de perception.

D'une perception globale à une perception locale. Les véhicules connectés partagent les mesures de leurs capteurs dans les messages dédiés (position et vitesse relative perçue par leur

télé-mètre, position et vitesse intrinsèque globale donnée par leur périphérique de localisation). Le modèle d'environnement de la version originale de MovSim (*i.e.* le réseau routier, qui comprend les informations relatives à l'infrastructure et aux véhicules) correspond au formalisme EuroRoad [9]. Ainsi, le modèle d'environnement se compose de deux parties liées qui forment la définition de chaque section routière : une trajectoire linéaire (longueur, connexions ...) et la géométrie associée (position, courbure ...). Cette définition détaillée permet donc de déterminer la position d'un véhicule dans l'espace en 2 dimensions en plus de sa position longitudinale sur sa section. Les coordonnées en 2 dimensions sont utilisées pour calculer la perception de chaque véhicule depuis la position du véhicule courant et les caractéristiques propres à chaque capteur. Grâce à cela, le modèle prend en compte les problèmes tels que les virages prononcés ou les routes à plusieurs voies parallèles.

Durant la phase de perception, le véhicule reçoit de manière indirecte la position et la vitesse des véhicules sur la même voie dans son rayon de communication (devant et derrière lui). Une projection est réalisée pour permettre la fusion des données issues de la communication et de la perception. Cette fusion permet de convertir toutes les informations dans un espace local, en exprimant les informations des véhicules perçus dans un repère local propre au véhicule courant. La perception des véhicules est partielle puisqu'ils ne peuvent pas faire la distinction entre un véhicule perçu connecté ou non connecté. Les seules informations qu'ils accumulent grâce aux messages de mesure correspondent à la position et la vitesse des véhicules de leur environnement immédiat.

Des perceptions aux influences. Une fois la perception des véhicules connectés étendue grâce à la communication, chaque véhicule peut pondérer l'importance des véhicules présents dans sa perception en suivant la stratégie coopérative, c'est-à-dire en appliquant les règles de proximité et de confiance. Les agents mémorisent les coefficients calculés sous la forme d'un vecteur d'influence. Cette structure de données encapsule l'information concernant les véhicules perçus (devant et derrière) jusqu'à la dernière étape d'action de la boucle de simulation.

3.4 Action

La dernière étape de l'architecture est en charge du comportement physique des véhicules (cf. couche physique, détaillée en section 2.1). La position et la vitesse des véhicules est modifiée pour correspondre aux valeurs nouvellement calculées, après application du comportement propre à chaque véhicule (étape de décision). Les véhicules non connectés appliquent une loi de poursuite classique IDM, eq. 1), alors que les véhicules connectés exhibent un comportement coopératif plus complexe (BMA, eq. 2).

4 Indicateurs de performance

Afin d'évaluer la performance du modèle, il est nécessaire de sélectionner des indicateurs pertinents. Dans cette approche, l'objectif est de montrer que le modèle coopératif en trois couches et capable d'améliorer significativement le flux de trafic en termes d'homogénéité et de sécurité. Un trafic homogène peut être facilement mis en évidence en traçant les trajectoires et les vitesses des véhicules dans un diagramme espace-temps. Pour la sécurité du trafic, nous avons choisi l'indicateur *Post-Enroachment Time* (PET). Il correspond à la différence de temps entre deux véhicules passant par une même zone spatiale. Ainsi, le PET traduit un risque direct de collision (qui survient lorsque le PET prend une valeur de 0 secondes). Cet indicateur est par exemple utilisé pour évaluer la sécurité des systèmes automatiques de régulation de vitesse à contrôle de distance [17].

5 Résultats expérimentaux

Le trafic simulé consiste en un trafic mixte (*i.e.* composé à la fois de véhicules connectés et non connectés) qui évoluent sur une portion rectiligne d'une autoroute péri-urbaine à trois voies de circulation pendant 20 minutes. La densité sur la section est initialisée à 40 véhicules/km qui circulent à 90 km/h, ce qui correspond à une situation de trafic dense où des ondes de congestion sont susceptibles de se former et de se propager dans le flux. Le débit d'entrée est maintenu à 1800 véhicules/heure/voie pour s'assurer que la congestion ne se réduira pas à cause d'une diminution de la demande. Tous les paramètres du modèle physique sont générés aléatoirement depuis un jeu de paramètres calibrés (nous invitons le lecteur à consulter [19] où la méthodologie de calage détaillée et le

jeu de données initial sont présentés, accompagnés d'une analyse statistique de la distribution des paramètres). Les objectifs des simulations sont d'évaluer l'influence du taux de véhicules connectés et celui de la fiabilité de l'information échangée. Nous avons mis en place deux expérimentations :

Expérimentation 1 : influence de la stratégie coopérative sur l'homogénéité du trafic.

Expérimentation 2 : validation de l'utilisation de la confiance pour évaluer la fiabilité des capteurs. Comparaison sans la confiance et avec le modèle FIRE.

5.1 Expérimentation 1

En traçant les trajectoires et les vitesses des véhicules, la formation, la propagation et la diminution des ondes de congestion sur la section simulée sont clairement visibles. Nous souhaitons montrer l'impact de l'introduction d'une faible proportion de véhicules connectés dans un flux composé principalement de véhicules non connectés.

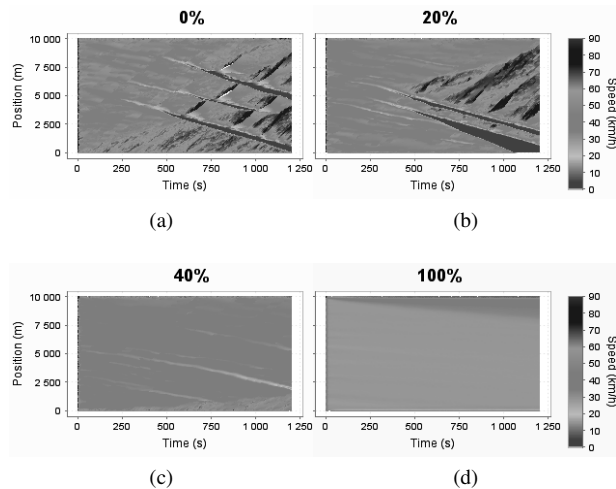


FIGURE 4 – Trajectoires et vitesses sur la voie de droite, pour plusieurs fractions de véhicules connectés parmi des véhicules non connectés (a : 0%, b : 20%, c : 40% et d : 100%).

Les résultats, présentés dans des diagrammes espace-temps (figure 4) montrent que même un faible pourcentage de véhicules connectés (environ 40%, fig. 4.c) permet de prévenir la propagation des ondes de congestion. Le cas 0% (fig. 4.a) correspond à la simulation témoin et reflète le comportement d'un flux composé intégralement de véhicules non connectés. Les por-

tions en rouge représentent des véhicules arrêtés sur la chaussée (vitesse nulle) alors que les portions homogènes en vert témoignent de vitesses homogènes. Ainsi, les résultats montrent l'impact de la stratégie coopérative sur l'homogénéisation du flux de trafic, même avec une faible proportion (*e.g.* 20%, fig. 4.b) de véhicules connectés.

5.2 Expérimentation 2

La seconde expérimentation met en évidence l'effet de la confiance sur la gestion des capteurs défaillants. Dans cette simulation, certains véhicules connectés sont équipés de capteurs défaillants qui fournissent des mesures entachées d'erreurs importantes (+/- 50%) pour l'interdistance et la vitesse relative. La figure 5 présente les distributions des valeurs de PET pour trois modèles différents : sans confiance, modèle FIRE et modèle TrustNet. Nous avons choisi de comparer notre approche avec le modèle FIRE [14], car tous deux sont des modèles de confiance calculatoires, adaptés à un calcul par des agents, et qui utilisent un mécanisme sans agrégation pour convertir les interactions entre agents en valeurs de confiance. Les agents qui utilisent FIRE stockent les résultats r_i (représentés sous la forme d'une notation) de leurs expériences passées dans leur mémoire (limitée). Chacun de ses résultats est l'évaluation d'une interaction entre deux agents à un temps donné, ce qui est similaire à la confiance directe de notre modèle lors de l'évaluation de l'erreur de mesure. Nous avons fixé la taille de la mémoire à 6000 résultats d'interaction (ce qui correspond à 10 minutes de temps de simulation avec un pas de temps de 0,1s). Chaque valeur de confiance est calculée à partir de la somme pondérée des expériences passées, et les poids décroissent en fonction du temps de la simulation. L'objectif étant d'accorder plus d'importance aux interactions récentes tout en gardant une mémoire des expériences passées (le module de réputation de FIRE n'est pas implémenté ici). Chaque valeur de confiance T_{ij} s'écrit donc

$$T_{ij} = \sum_{r_i} \omega(r_i) \cdot \nu_i, \quad (9)$$

où $\omega(r_i) = \exp -\frac{\Delta t(r_i)}{\lambda}$ est la fonction de pondération qui estime la pertinence ou la fiabilité associées à la notation du résultat et ν_i est la valeur de la note associée au résultat r_i . En suivant la description du modèle FIRE [14], nous avons choisi $\lambda = -\frac{60}{\ln(0.5)}$, ce qui implique que

$\omega(r_i) = 1$ après 0 seconde et $\omega(r_i) = 0$ après 10 minutes de simulation (ce qui correspond à la taille maximum de la mémoire de l'agent). Dans

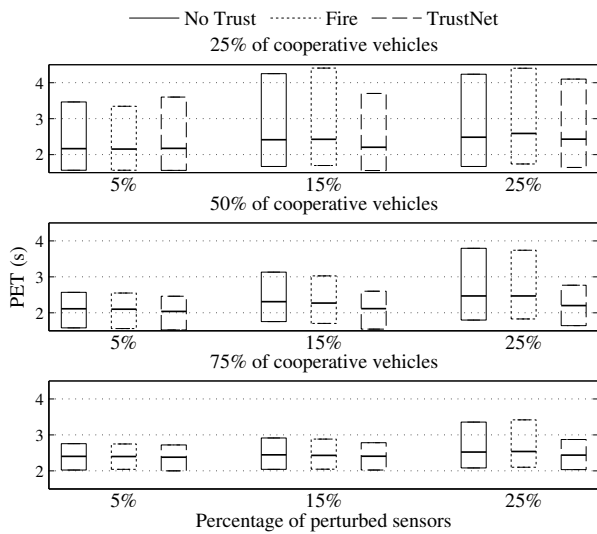


FIGURE 5 – Distributions des PET (médiane, 1^{er} et 9^{ème} déciles) pour trois variantes de modèles de confiance. Du haut vers le bas : augmentation du % de véhicules équipés. De gauche à droite : augmentation du % de capteurs défaillants.

la figure 5, nous rappelons que le pourcentage de capteurs défaillants concerne uniquement les véhicules connectés. Donc, si cette valeur est fixée à 25% avec une proportion de véhicules équipés de 25%, cela veut dire que tous les véhicules connectés sont équipés de capteurs défaillants. Le but pour le trafic coopératif serait d'obtenir des valeurs de PET homogènes et suffisamment importantes (des valeurs trop faibles indiqueraient une sécurité réduite). De haut en bas, la figure 5 révèle une augmentation des performances de notre modèle lorsque le pourcentage de véhicules connecté augmente. De manière plus générale, le modèle coopératif multi-anticipatif bilatéral (BMA) permet une homogénéisation des valeurs de PET, quel que soit le modèle de confiance employé, ainsi qu'une augmentation significative des valeurs de PET (ce qui traduit une sécurité accrue). Les résultats obtenus montrent que la couche de confiance renforce cet effet d'homogénéisation. Notre modèle TrustNet donne de meilleurs résultats que les approches avec lesquelles il est comparé. De gauche à droite, les performances de notre modèle sont d'autant plus visibles, comparées aux autres approches, que la fraction de véhicules équipés de capteurs défaillants augmente. Les résultats obtenus par FIRE dans notre architecture sont tout de même à souligner compte tenu de la relative simplicité de notre implémentation

du modèle.

Les résultats présentés montrent l'effet bénéfique du modèle de confiance sur le comportement physique des véhicules lorsque leurs capteurs leur fournissent des informations erronées. Nous souhaitons par la suite compléter ces résultats par une analyse de l'évolution des valeurs de confiance afin d'étudier les phénomènes de percolation (densité de véhicules connectés nécessaire pour que le réseau de confiance soit efficace) et l'effet mémoire (rémanence des valeurs de confiance dans le temps).

6 Conclusion

Nous avons proposé une architecture multi-agent permettant de modéliser les interactions complexes qui entrent en jeu dans les systèmes coopératifs de trafic. Grâce à un minimum d'échange d'information, la couche de confiance intégrée devrait faire évoluer le système vers une forme d'auto-organisation résultant en une harmonisation des vitesses. L'originalité de notre approche est d'utiliser des concepts récents issus de la théorie du trafic : la communication inter-véhiculaire a été intégrée à des modèles de trafic classiques à travers le concept de multi-anticipation. Puis, cette couche physique est influencée par des règles de communication utilisant des mécanismes basés sur le concept de confiance. Les résultats montrent que le modèle en trois couches est robuste au manque de fiabilité de l'information. Le modèle présenté a été implémenté en tant qu'extension d'un simulateur de trafic et est comparé avec un modèle de confiance issu de la littérature. Nous projetons par la suite de compléter notre approche par le développement d'une stratégie d'apprentissage par renforcement pour les véhicules connectés à partir des informations perçues par l'infrastructure (UBR, capteurs, etc.) afin de diffuser des consignes complémentaires de régulation.

Remerciements

Ce projet est soutenu par la Région Rhône-Alpes.

Références

- [1] Sherief Abdallah and Victor Lesser. Multiagent reinforcement learning and self-organization in a network of agents. In *Proceedings of the 6th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, AAMAS '07, page 39, 2007.

- [2] Jeffrey L Adler, Goutam Satapathy, Vikram Manikonda, Betty Bowles, and Victor J Blue. A multi-agent approach to cooperative traffic management and route guidance. *Transportation Research Part B : Methodological*, 39(4) :297–318, 2005.
- [3] Hani Alzaid, Manal Alfaraj, Sebastian Ries, Audun Josang, Muneera Albabtain, and Alhanof Abuhaimed. Reputation-based trust systems for wireless sensor networks : A comprehensive review. In *Trust Management VII*, volume 401 of *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, pages 66–82. Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [4] Ana L. C. Bazzan and Franziska Klügl. A review on agent-based technology for traffic and transportation. *The Knowledge Engineering Review*, 29(3) :375–403, 2013.
- [5] Birgit Burmeister, Afsaneh Haddadi, and Guido Matylis. Application of multi-agent systems in traffic and transportation. In *Software Engineering. IEE Proceedings*, volume 144, pages 51–60. IET, 1997.
- [6] Cristiano Castelfranchi and Rino Falcone. Principles of trust for mas : cognitive anatomy, social importance, and quantification. In *Proceedings of the International Conference on Multi Agent Systems*, pages 72–79, 1998.
- [7] Bo Chen and Harry H Cheng. A review of the applications of agent technology in traffic and transportation systems. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 11(2) :485–497, 2010.
- [8] Hussein Dia and Sakda Panwai. Modelling drivers’ compliance and route choice behaviour in response to travel information. *Nonlinear Dynamics*, 49(4) :493–509, 2007.
- [9] Marius Dupuis and Han Grezlikowski. Opendrive®—an open standard for the description of roads in driving simulations. In *Proceedings of the Driving Simulation Conference*, pages 25–36, 2006.
- [10] Hongxia Ge, S. Q. Dai, and Li-Yun Dong. An extended car-following model based on intelligent transportation system application. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 365(2) :543–548, 2006.
- [11] Dirk Helbing. Traffic and related self-driven many-particle systems. *Reviews of modern physics*, 73(4) :1067, 2001.
- [12] Josefa Z Hernández, Sascha Ossowski, and Ana Garcia-Serrano. Multiagent architectures for intelligent traffic management systems. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 10(5) :473–506, 2002.
- [13] Richard Holzer, Hermann de Meer, and Christian Bettstetter. On autonomy and emergence in self-organizing systems. In *Self-Organizing Systems*, pages 157–169. Springer, 2008.
- [14] Trung Dong Huynh, Nicholas R Jennings, and Nigel R Shadbolt. An integrated trust and reputation model for open multi-agent systems. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 13(2) :119–154, 2006.
- [15] Rui Jiang, Qingsong Wu, and Zuojin Zhu. Full velocity difference model for a car-following theory. *Phys. Rev. E*, 64 :017101, Jun 2001.
- [16] Arne Kesting, Martin Treiber, and Dirk Helbing. General lane-changing model mobil for car-following models. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 1999(1) :86–94, 2007.
- [17] Michiel M Minderhoud and Piet HL Bovy. Extended time-to-collision measures for road traffic safety assessment. *Accident Analysis & Prevention*, 33(1) :89–97, 2001.
- [18] Julien Monteil, Romain Billot, Jacques Sau, Frédéric Armetta, Salima Hassas, and Nour-Eddin El Faouzi. Cooperative highway traffic : multi-agent modelling and robustness assessment to local perturbations. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 2013.
- [19] Julien Monteil, Romain Billot, Jacques Sau, Christine Buisson, and Nour-Eddin El Faouzi. Calibration, estimation and sampling issues of car following model. *Proceedings of the 93rd annual meeting of the Transportation Research Board. Transportation Research Board of the National Academies, Washington, DC*, 2014.
- [20] Julien Monteil, Romain Billot, Jacques Sau, and Nour-Eddin El Faouzi. Linear and weakly nonlinear stability analyses of cooperative car-following models. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, PP(99) :1–13, 2014.
- [21] Quang-Anh Nguyen Vu, Richard Canal, Benoit Gaudou, Salima Hassas, and Frédéric Armetta. Trustsets : using trust to detect deceitful agents in a distributed information collecting system. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 3(4) :251–263, 2012.
- [22] Hiro Onishi and Fanny Mlinarsky. Wireless technology assessment for automotive applications. In *Proc. ITS World Congress*, 2012.
- [23] Isaac Pinyol and Jordi Sabater-Mir. Computational trust and reputation models for open multi-agent systems : a review. *Artificial Intelligence Review*, 40(1) :1–25, 2013.
- [24] Jordi Sabater and Carles Sierra. Review on computational trust and reputation models. *Artificial intelligence review*, 24(1) :33–60, 2005.
- [25] Michael Schillo, Petra Funk, Im Stadtwald, and Michael Rovatsos. Using trust for detecting deceitful agents in artificial societies. *Applied Artificial Intelligence Journal*, Special Issue on Trust, Deception and Fraud in Agent Societies, 2000.
- [26] Martin Treiber and Arne Kesting. *Traffic flow dynamics : data, models and simulation*. Springer, 2013.
- [27] Fei-Yue Wang. Agent-based control for networked traffic management systems. *Intelligent Systems, IEEE*, 20(5) :92–96, 2005.