



HAL
open science

Modélisation du changement de voie de véhicules autonomes à différents niveaux d'abstraction

Jérémy Sobieraj, Lydie Nouveliere, Guillaume Hutzler, Hanna Klaudel

► To cite this version:

Jérémy Sobieraj, Lydie Nouveliere, Guillaume Hutzler, Hanna Klaudel. Modélisation du changement de voie de véhicules autonomes à différents niveaux d'abstraction. Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents 2018 (JFSMA'2018), Oct 2018, Métabief, France. pp.21–30. hal-02062425

HAL Id: hal-02062425

<https://hal.science/hal-02062425v1>

Submitted on 8 Mar 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Modélisation du changement de voie de véhicules autonomes à différents niveaux d'abstraction

J. Sobieraj^a

jeremy.sobieraj@univ-evry.fr

L. Nouvelière^a

lydie.nouveliere@univ-evry.fr

G. Hutzler^a

guillaume.hutzler@univ-evry.fr

H. Klaudel^a

hanna.klaudel@univ-evry.fr

^aIBISC, Univ Evry, Université Paris-Saclay, 91025, Evry, France

Résumé

L'analyse comportementale des véhicules autonomes représente un challenge majeur dans le monde de l'automobile. Dans le but d'assurer une conduite sécurisée et fluide, plusieurs méthodes peuvent être appliquées, notamment la simulation informatique. L'analyse, cependant, doit tenir compte de très nombreux paramètres évoluant en temps réel. Dans ce contexte, nous étudions le changement de voie d'un véhicule à différents niveaux d'abstraction. Cela nous conduit à déterminer les propriétés qui peuvent être validées avec un niveau d'abstraction plus haut, où l'espace des paramètres est réduit, permettant une analyse plus efficace.

Mots-clés : *Systèmes Multi-Agents, véhicules autonomes, simulation, validation*

Abstract

The behavioral analysis of autonomous vehicles represents a major challenge in the automotive world. In order to ensure safe and fluid driving, several methods can be applied, including computer simulation. The analysis, however, must take into account a large number of parameters evolving in real time. In this context, we study the lane change of a vehicle at different levels of abstraction. This leads us to determine the properties that can be validated with a higher level of abstraction, where the parameter space is reduced, allowing a more efficient analysis.

Keywords: *Multi-Agent Systems, autonomous vehicles, simulation, validation*

1 Introduction

Malgré les récentes polémiques sur la sécurité des véhicules autonomes, les Systèmes de Transport Intelligents se révèlent d'une importance cruciale pour améliorer non seulement la sécurité, mais aussi les problèmes d'émissions et de congestion. Ainsi, une approche possible consiste à étudier le comportement des véhicules

autonomes en utilisant soit la simulation informatique [8] afin de reproduire la dynamique du système, soit la vérification du modèle afin de vérifier les propriétés choisies du système [2]. Dans le premier cas, l'objectif est généralement d'être le plus proche possible d'un véritable système de véhicules autonomes, de sorte que les modèles proposés et les résultats obtenus puissent être facilement transposés dans des véhicules réels. Dans le second cas, l'objectif est généralement de simplifier autant que possible les modèles afin de casser la complexité et d'être en mesure de procéder à une vérification formelle. Bien que les deux approches puissent sembler inconciliables, nous soutenons que la distinction entre les deux est quelque peu artificielle. D'une part, les simulations, aussi précises et réalistes soient-elles, sont toujours des abstractions, à un niveau donné, des systèmes réels dont elles sont censées reproduire la dynamique. Il existe donc un continuum entre différents modèles et simulations à différents niveaux d'abstraction. D'autre part, nous avons montré récemment que la simulation et la vérification formelle de modèles pouvaient être combinées de manière à tirer parti du meilleur de chacune des deux approches [1].

Dans cet article, nous nous intéressons en particulier à l'étude des trajectoires de changement de voie et de leur impact potentiel sur la dynamique du système simulé. Au niveau d'abstraction le plus bas, les ingénieurs automaticiens définissent généralement le changement de voie soit avec une loi de contrôle de trajectoire suivant une trajectoire définie comme une succession de points de cheminement que le véhicule doit suivre, soit en tant que modèle mathématique de référence qui doit être suivi par un contrôleur variant selon la vitesse du véhicule. À des niveaux d'abstraction plus élevés, certains modèles de changement de voie comme MOBIL [6] sont basés sur un changement de voie instantané, dès que le modèle a décidé de le faire. Tandis que le premier est si réaliste que la trajectoire

peut être suivie par un véhicule réel, le second permet une vérification plus efficace de propriétés, liées par exemple à la sécurité du système, grâce à une réduction de l'espace des états. La question est alors la suivante : si les propriétés données sont établies en utilisant des modèles avec un haut niveau d'abstraction, ces propriétés sont-elles toujours valables lorsque nous revenons à des niveaux d'abstraction plus faibles ? Autrement dit, qu'avons-nous perdu en gravissant les niveaux d'abstraction ? L'enseignement fourni par les deux études de cas que nous avons menées est que, loin d'y perdre, on peut même y gagner d'un certain point de vue.

Le reste de l'article est organisé comme suit : dans la section 2, nous expliquons comment nous pouvons modéliser et simuler des véhicules autonomes avec des approches différentes à différents niveaux d'abstraction ; dans la section 3, nous présentons les résultats obtenus dans deux études de cas de changement de voie ; enfin nous concluons à la section 4.

2 Simulation des véhicules autonomes

2.1 Simulation

La simulation est une méthode générale dans laquelle on construit d'abord un modèle pour représenter plusieurs aspects d'un système (environnement, comportement, interactions, phénomènes physiques. . .). La simulation consiste en l'évaluation computationnelle de la dynamique du modèle dans le temps. Dans le contexte des véhicules, il permet de reproduire leur physique et leurs interactions avec l'environnement. Un niveau d'abstraction doit être défini de manière à approcher la réalité en fonction de l'observation souhaitée. Différentes approches ont été développées pour la simulation de véhicules autonomes, parmi lesquelles on distingue deux familles principales.

L'approche des ingénieurs automaticiens consiste à décrire la dynamique du véhicule par un ensemble d'équations sous une forme d'espace non linéaire basée sur l'application du principe fondamental de la dynamique pour prendre en compte les principaux efforts affectant la dynamique du véhicule. Un modèle couplé de dynamique longitudinale et latérale est généralement utilisé pour reproduire la conduite humaine en association avec le comportement du véhicule. Ce modèle couplé est

paramétré par un ensemble de valeurs issues du prototype expérimental du véhicule (masse, inertie. . .).

L'approche orientée trafic se décline quant à elle en quatre types d'approches de modélisation, à savoir macroscopique, microscopique, mésoscopique et nanoscopique. Les modèles qui considèrent le comportement spatio-temporel des conducteurs sous l'influence de véhicules dans leur voisinage sont des modèles microscopiques, ceux qui considèrent le comportement des conducteurs sans distinguer explicitement le comportement spatio-temporel sont qualifiés de modèles mésoscopiques. Les modèles macroscopiques considèrent quant à eux le flux collectif des véhicules. Le modèle microscopique IDM [11] appartient à la classe des modèles déterministes de poursuite. Il décrit la dynamique des positions et des vitesses de véhicules isolés. IDM possède quelques caractéristiques intéressantes : c'est un modèle sans collision ; les paramètres du modèle ont une interprétation physique intuitive ; enfin, il peut représenter à la fois des schémas de trafic microscopiques et macroscopiques tels qu'observés dans le trafic réel [10]. Bando et al. [7] ont fait les hypothèses suivantes dans la simulation numérique de leur modèle : les auteurs supposent que N véhicules se déplacent sur un anneau de circonférence L ; les conditions routières sont uniformes le long de l'anneau et tous les conducteurs sont identiques. Gipps [5] a proposé un modèle pour la réponse d'un véhicule suiveur basé sur l'hypothèse que chaque conducteur fixe des limites à ses taux de décélération et d'accélération désirés. Le but de l'étude était de construire un modèle de suivi avec les propriétés suivantes :

- le modèle doit imiter le comportement du trafic réel ;
- les paramètres du modèle doivent correspondre aux caractéristiques évidentes des conducteurs et des véhicules afin que la plupart puissent être associés aux valeurs sans avoir recours au développement de procédures d'étalonnage ;
- le modèle doit se comporter comme prévu lorsque l'intervalle entre les recalculs successifs de vitesse et de position est le même que le temps de réaction.

Treiber et al. [13] a généralisé une large classe de modèles microscopiques en temps continu pour inclure les aspects essentiels du comportement de conduite qui ne sont pas capturés par ces modèles. Les temps de réaction finis et les erreurs dans l'estimation des variables d'entrée sont des facteurs critiques du comportement du

conducteur affectant la performance et la stabilité du trafic routier. Plus précisément, ils ont considéré :

- les erreurs d'estimation ;
- le délai ;
- l'anticipation de temps ;
- l'anticipation spatiale.

Treiber et al. [13] ont montré que les effets déstabilisateurs des erreurs de réaction et d'estimation peuvent être fondamentalement compensés par les effets stabilisateurs de l'anticipation spatiale et de l'anticipation temporelle. Afin de mettre cet équilibre entre les effets stabilisateurs et déstabilisateurs dans un contexte plus général, ils ont formulé le méta-modèle HDM (Human Driver Model) qui peut être utilisé pour étendre une large classe de modèles de suivi, où l'accélération dépend uniquement des positions, vitesses et accélérations des véhicules situés à l'arrière et à l'avant du véhicule. Pour la partie latérale, le modèle MOBIL illustre la composante latérale grâce au modèle de changement de voie [6].

Les approches nanoscopiques ou multi-agent pour leur part sont souvent basées sur des agents de coordination dont les actions et les interactions sont liées à l'émergence du phénomène à simuler [4]. Chaque agent a également la possibilité de communiquer avec d'autres agents ou avec son environnement pour échanger des informations ou négocier une future décision à prendre [3].

Les simulateurs permettent de modéliser et d'étudier différentes propriétés à différents niveaux de réalisme et échelles. Nous avons décidé d'illustrer notre étude de cas en utilisant l'outil GAMA [9], qui est un simulateur multi-agent, utilisant un langage de programmation orienté agent (GAML). Dans notre modèle, répondant à l'approche nanoscopique, chaque véhicule est caractérisé par une position, une vitesse et une accélération et se trouve dans un environnement bidimensionnel : la dimension longitudinale (direction de la route) et la dimension latérale (voies voisines). À chaque pas de temps, chaque véhicule met à jour sa position et peut effectuer les actions suivantes : accélérer, ralentir, garder la même vitesse ou changer de voie dans une route comportant une ou plusieurs voies.

L'abstraction proposée de l'environnement est un moyen efficace d'observer des phénomènes complexes entre véhicules et constitue une première étape avant de passer à un niveau de réalisme élevé. Avec ce niveau abstraction, nous allons observer l'impact d'un véhicule effectuant

un changement de voie sur les véhicules environnants.

2.2 Comportement longitudinal des véhicules

Comme nous l'avons dit précédemment, les lois de poursuite sont utilisées pour représenter le modèle de décision longitudinal des véhicules [12]. Pour notre étude de cas, nous avons choisi la loi de poursuite Intelligent Driver Model (IDM) [11] en raison des avantages suivants :

- il peut décrire un véhicule autonome utilisant un système de régulateur de vitesse adaptatif (ACC) mais il peut également simuler le comportement d'un véhicule conduit par l'homme ;
- cette variété de représentations peut être obtenue grâce à la possibilité de changer les valeurs d'un ensemble de paramètres initiaux.

Considérons deux véhicules comme décrit dans la Figure 1 : le véhicule suiveur i (dont le comportement est déterminé par IDM) et le véhicule leader $i - 1$ (dont le comportement n'est pas nécessairement IDM). A chaque pas de temps, le véhicule i met à jour son accélération, qui varie selon deux critères principaux : d'un côté, le véhicule i tend à atteindre une vitesse maximale v_0 autorisée sur la portion de route (vitesse de croisière), de l'autre côté, il doit également respecter une distance de sécurité minimale s^* avec le véhicule le précédant (qui varie en fonction de la vitesse relative entre les deux véhicules).

L'équation IDM calculant l'accélération du véhicule est la suivante :

$$\frac{dv_i}{dt} = a \left[1 - \left(\frac{v_i}{v_0} \right)^\delta - \left(\frac{s^*(v_i, \Delta v_i)}{s} \right)^2 \right] \quad (1)$$

où l'inter-distance désirée $s^*(v_i, \Delta v_i)$ est :

$$s^*(v_i, \Delta v_i) = s_0 + \max \left[0, \left(v_i \cdot T + \frac{v_i \cdot \Delta v_i}{2\sqrt{ab}} \right) \right] \quad (2)$$

avec a l'accélération maximale, v_i la vitesse du véhicule i , v_0 la vitesse maximale autorisée du véhicule i , δ le coefficient d'accélération (coefficient d'"agressivité"), $\Delta v_i = v_i - v_{i-1}$ la vitesse relative, s_0 l'inter-distance minimale avec le véhicule qui suit, T le temps de réaction estimé et b la décélération souhaitée.

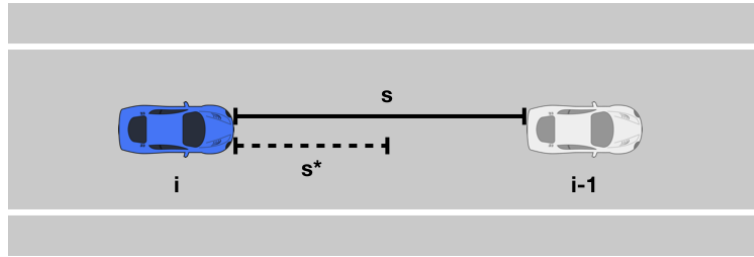


FIGURE 1 – Principe d’IDM : à chaque pas de temps, le véhicule i adapte sa vitesse par rapport au véhicule $i - 1$

Les paramètres a , v_0 , δ , s_0 , T et b doivent être définis lors de l’initialisation. Pour tous les véhicules contrôlés avec IDM, nous avons décidé d’utiliser les valeurs suivantes correspondant à un véhicule autonome récent sur autoroute offrant une décélération confortable et un temps de réaction légèrement plus court que celui d’un conducteur humain, afin de réagir plus vite que lui [11] :

- $a : 5.0 \text{ m.s}^{-2}$
- $v_0 : 25.0 \text{ m.s}^{-1}$ (environ 90 km.h^{-1});
- $\delta : 4$;
- $s_0 : 2 \text{ m}$;
- $T : 0.7 \text{ s}$;
- $b : 3 \text{ m.s}^{-2}$.

2.3 Comportement latéral des véhicules

Il est possible de modéliser un changement de voie de plusieurs façons. Nous avons choisi d’en analyser trois, à différents niveaux d’abstraction. Nous déterminerons les avantages et les inconvénients respectifs de chacun de ces modèles pour déterminer dans quel contexte ils peuvent apporter une contribution intéressante.

Trajectoire réaliste. Au niveau le plus fin, ce type de trajectoire consiste en une succession de points de passage du véhicule. Dans l’outil GAMA, nous avons en entrée une matrice qui représente toutes les positions longitudinales / latérales et la vitesse à chaque pas de temps. C’est une trajectoire très réaliste mais il est difficile de la définir dynamiquement pour chaque cas lors d’un changement de voie. Cette trajectoire réaliste en entrée est conçue de façon à respecter les limites de confort comme une accélération latérale maximale inférieure à 1.2 m.s^{-2} et une vitesse longitudinale inférieure à la vitesse limite autorisée. L’exemple donné sur la Figure 2 montre un exemple de trajectoire réaliste avec un pas de temps 0.1 s et une vitesse variant entre

70 et 90 km.h^{-1} . L’accélération longitudinale associée, en entrée du modèle de dynamique du véhicule, a été testée sur un modèle couplé longitudinal et latéral afin de vérifier les limites de confort et les variables dynamiques comme la vitesse longitudinale et la position longitudinale pour vérifier le réalisme de la trajectoire donnée. Les ensembles de trajectoires peuvent être conçus pour diverses vitesses initiales et finales et pour une accélération latérale et une position le long d’un horizon temporel donné.

Trajectoire simplifiée. Lorsqu’un véhicule souhaite changer de voie, on peut imaginer qu’il choisit une position dans la voie cible. Dans l’outil GAMA, il est possible de définir un point cible qui devient l’objectif à atteindre pour le véhicule. Lors d’un changement de voie, si ce point est défini sur la voie cible, le véhicule effectuera une trajectoire en ligne droite jusqu’à atteindre le point cible. Le véhicule continuera ensuite à avancer sur la nouvelle voie (voir la Figure 3). L’avantage de ce modèle est qu’il est facile à implémenter et que l’on peut définir dynamiquement une trajectoire pour chaque cas. L’inconvénient est qu’il est moins réaliste que le modèle réaliste présenté précédemment. De plus, un véhicule réel ne pourrait pas suivre une telle trajectoire à cause de la discontinuité de la dérivée de la position (c’est-à-dire, de la vitesse).

Trajectoire discrète. Dans beaucoup de modèles de décision de changement de voie comme MOBIL, une hypothèse est faite sur la trajectoire du véhicule pendant la manœuvre. En effet, si l’on suppose qu’au temps t le véhicule est dans sa voie réelle, à l’instant $t + 1$, le véhicule est sur la voie cible (voir la Figure 3). Il s’agit d’un changement de voie instantané dans lequel nous ne considérons donc plus une trajectoire continue comme dans les deux premiers modèles. Dans l’outil GAMA, c’est vraiment facile à mettre en œuvre mais, bien sûr, ce n’est pas un modèle

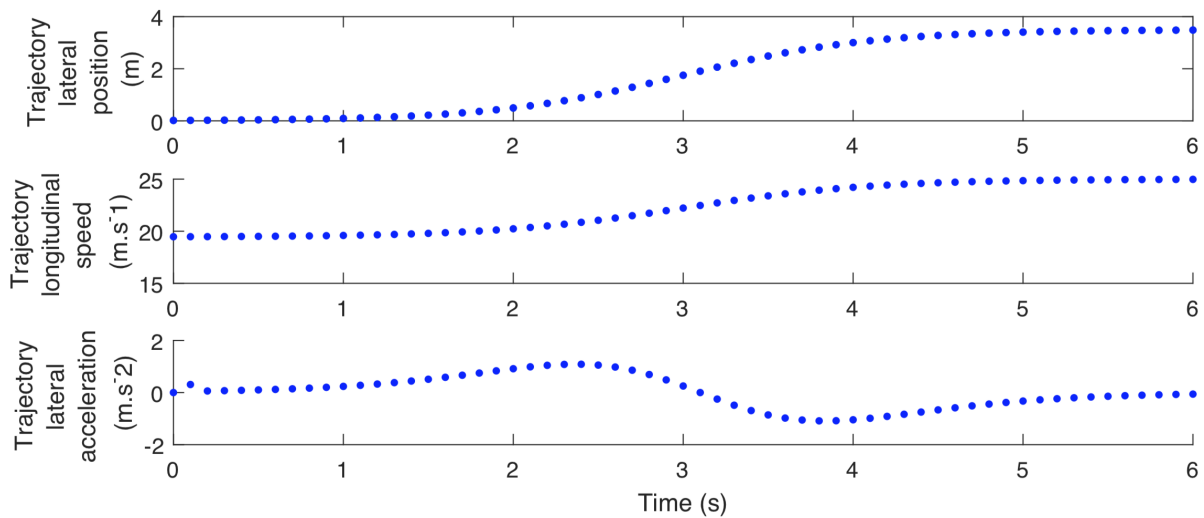


FIGURE 2 – Trajectoire de changement de voie réaliste

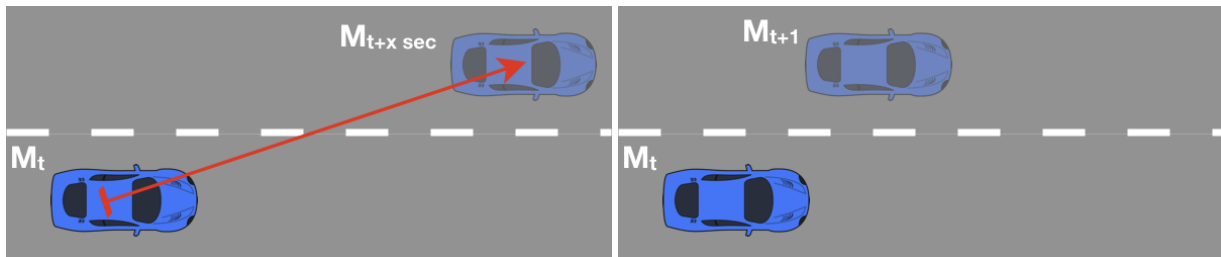


FIGURE 3 – A gauche, la trajectoire simplifiée du changement de voie. A droite, la version discrète de la trajectoire.

de changement de voie réaliste. Cependant, il peut être très utile de définir un modèle comme celui-ci afin de réduire l'espace des états si l'on veut vérifier les propriétés en utilisant le model-checking [1], c'est-à-dire l'exploration exhaustive de l'espace des états.

3 Études de cas

Nous allons maintenant étudier deux études de cas en utilisant le simulateur multi-agent GAMA. Cela permet de mettre en évidence l'apport d'un modèle de changement de voie avec un niveau d'abstraction plus élevé, par rapport à une trajectoire réaliste. Nous définirons les hypothèses suivantes qui s'appliquent aux deux études de cas :

- pendant la simulation, nous faisons des observations sur un pas de temps de $0.1s$;
- tous les véhicules utilisent le modèle *IDM* sauf lors du changement de voie ;

- nous n'observerons que des situations de conduite où la valeur de l'accélération longitudinale n'est pas inférieure à la valeur limite de $-g m.s^{-2}$ (environ $-10 m.s^{-2}$) ;
- nous définirons des trajectoires différentes avec une durée de changement de voie variable et des variations de vitesse entre le début et la fin du changement de voie.

3.1 Comparaison entre une trajectoire simplifiée et réaliste pour des véhicules autonomes non communicants

Comme nous l'avons mentionné précédemment, il est utile d'avoir une trajectoire simplifiée du fait de sa simplicité de mise en œuvre et de la possibilité de la définir dynamiquement. Cependant, bien que les conditions initiales et finales soient réalistes, ce n'est pas le cas pour la trajectoire qui n'est pas réalisable par un véhicule

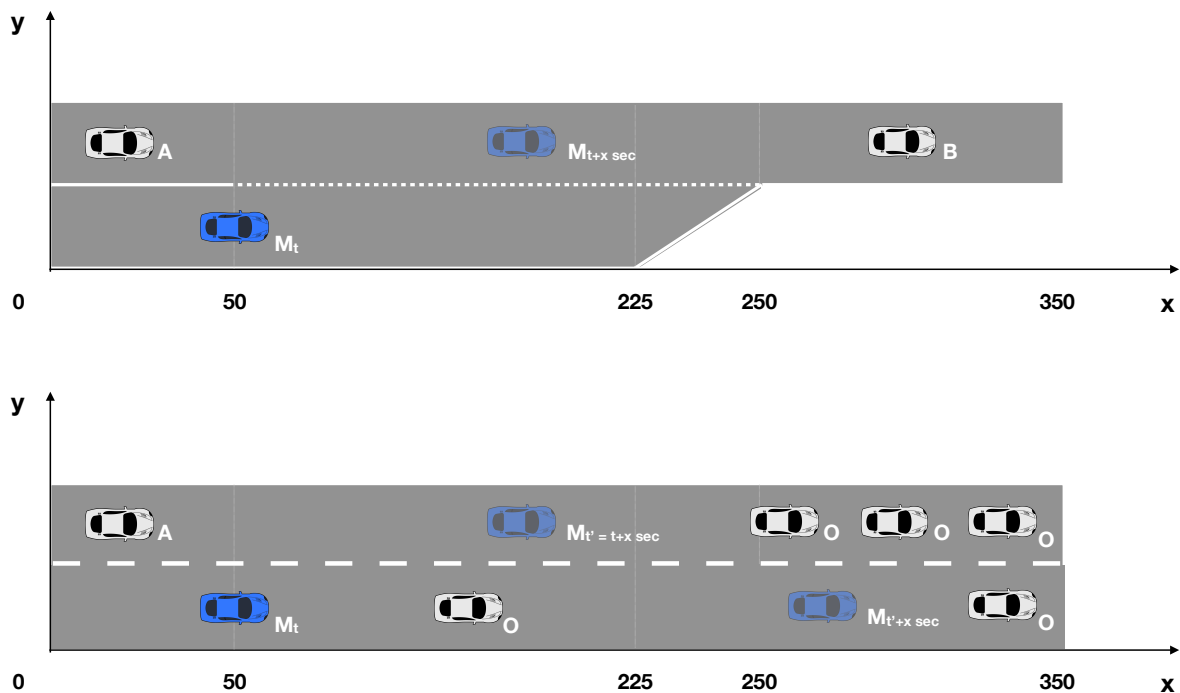


FIGURE 4 – Scenarii des deux études de cas. En haut, la première étude de cas. En bas, la seconde.

réel. Ainsi, le problème suivant se pose : existe-t-il des différences en termes de dynamique du véhicule entre ces deux trajectoires ?

Pour déterminer si c'est le cas, nous avons décidé de créer un scénario de voie d'accélération sur le simulateur GAMA. Comme on peut le voir sur la Figure 4, nous posons un véhicule M qui va effectuer un changement de voie vers la voie principale. Afin d'augmenter le panel de situations, nous avons positionné un véhicule statique B qui représente le début d'un embouteillage, forçant le véhicule M à décélérer. De plus, nous ajoutons un véhicule A situé sur la voie principale derrière le véhicule M , afin de voir l'influence d'une telle trajectoire de changement de voie sur les autres véhicules. Enfin, nous admettons que le véhicule A voit le véhicule M dès qu'il atteint la limite de la rampe de sortie.

Afin d'avoir des résultats représentatifs dans ce type de scénario, nous allons faire varier la position et la vitesse de A ainsi que la position de B . Pour estimer l'erreur possible, nous comparerons les deux modèles en fonction des critères suivants :

- l'erreur absolue sur la position de A et M par rapport au temps ;
- l'erreur absolue sur la vitesse de A et M

par rapport au temps ;

- les différences de perception (quand A voit le véhicule M sur la voie principale pour la première fois).

Comme nous pouvons le voir sur la Figure 1, dans la trajectoire simplifiée, le véhicule M est vu par A un peu plus tard que dans la trajectoire réaliste (entre deux et quatre pas de temps), ce qui implique que la voiture se trouve plus loin avec une vitesse plus élevée. Nous pouvons également voir que lorsque nous décidons de définir des trajectoires avec un temps de changement de voie plus court, l'erreur absolue pour les positions est plus faible. De plus, nous avons la valeur la plus faible lorsque nous définissons une trajectoire sans accélération lors du changement de voie. Donc, on peut en déduire que la perception de la voiture avec une trajectoire simplifiée est correcte par rapport à une trajectoire réaliste.

La Figure 5 présente la situation où nous avons l'erreur absolue la plus élevée sur les positions et les vitesses pour les véhicules A et M . Ainsi, on obtient une erreur absolue sur la position d'environ 2.0 mètres pour M (environ 1.1 mètre pour A) et environ $1.1m.s^{-1}$ pour la vitesse de M ($1,9m.s^{-1}$ pour A). Ce pic est atteint lorsque le véhicule M atteint la nouvelle voie. Ensuite, cette

	Time (in s)			M position (in m)			M speed (in m.s ⁻¹)		
	70 km.h ⁻¹ to 90 km.h ⁻¹ in 6 s	70 km.h ⁻¹ to 90 km.h ⁻¹ in 3 s	70 km.h ⁻¹ to 70 km.h ⁻¹ in 3 s	70 km.h ⁻¹ to 90 km.h ⁻¹ in 6 s	70 km.h ⁻¹ to 90 km.h ⁻¹ in 3 s	70 km.h ⁻¹ to 70 km.h ⁻¹ in 3 s	70 km.h ⁻¹ to 90 km.h ⁻¹ in 6 s	70 km.h ⁻¹ to 90 km.h ⁻¹ in 3 s	70 km.h ⁻¹ to 70 km.h ⁻¹ in 3 s
Realistic trajectory	3,00	1,50	1,50	120,46	90,43	89,17	21,97	21,81	19,44
Simplified trajectory	3,40	1,80	1,70	129,14	95,62	91,95	22,47	22,52	19,44
Absolute error	0,40	0,30	0,20	8,68	5,19	2,78	0,50	0,72	0,00

TABLE 1 – Erreur absolue pour chaque critère entre les deux modèles sur trois exemples de trajectoires.

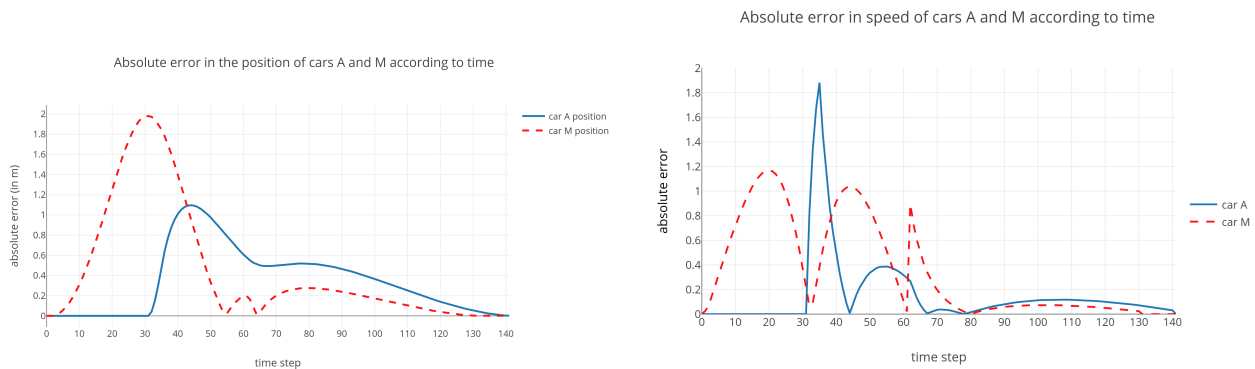


FIGURE 5 – Situation où l’on trouve les erreurs absolues les plus grandes : à gauche, l’erreur absolue des positions de A et M, à droite, l’erreur absolue de leurs vitesses. Ici, on trouve les plus grandes erreurs absolues de position et de vitesse pour la même situation.

erreur se réduit grâce au comportement d’IDM dont l’objectif est d’atteindre une vitesse maximale avec une inter-distance suffisante. Là encore, la différence de position et de vitesse de toutes les voitures semble satisfaisante (l’erreur absolue la plus élevée est inférieure à la longueur moyenne d’un véhicule).

Nous pouvons conclure qu’il n’est pas toujours nécessaire d’avoir une trajectoire réaliste pour l’analyse comportementale lors d’un changement de voie pour les véhicules autonomes en raison des faibles erreurs sur la dynamique du véhicule.

3.2 Intérêt d’une trajectoire discrète de changement de voie dans le cas de véhicules autonomes communicants

Enfin, nous avons observé qu’il était assez facile de faire des comparaisons entre une trajectoire

réaliste et une trajectoire simplifiée. Cependant, il existe des différences plus importantes dans la perception des véhicules. On pourrait donc proposer que ces véhicules communiquent entre eux afin de s’informer mutuellement lorsqu’un véhicule a l’intention de changer de voie, permettant ainsi d’anticiper un danger potentiel. On peut supposer que le modèle de trajectoire de changement de voie discrète peut prendre ce rôle. Pour cela, on peut imaginer que lorsqu’un véhicule a l’intention de changer de voie, il envoie une représentation virtuelle d’un véhicule correspondant au modèle discret du changement de voie. Donc, le problème suivant est soulevé : quelles sont les propriétés que nous pouvons étudier grâce à ce véhicule virtuel ?

Pour déterminer l’impact du véhicule virtuel, nous avons décidé de créer un scénario de route à deux voies sur le simulateur GAMA. Comme on peut le voir sur la Figure 4, nous plaçons un véhicule M qui fera un changement de voie vers

Contribution scientifique

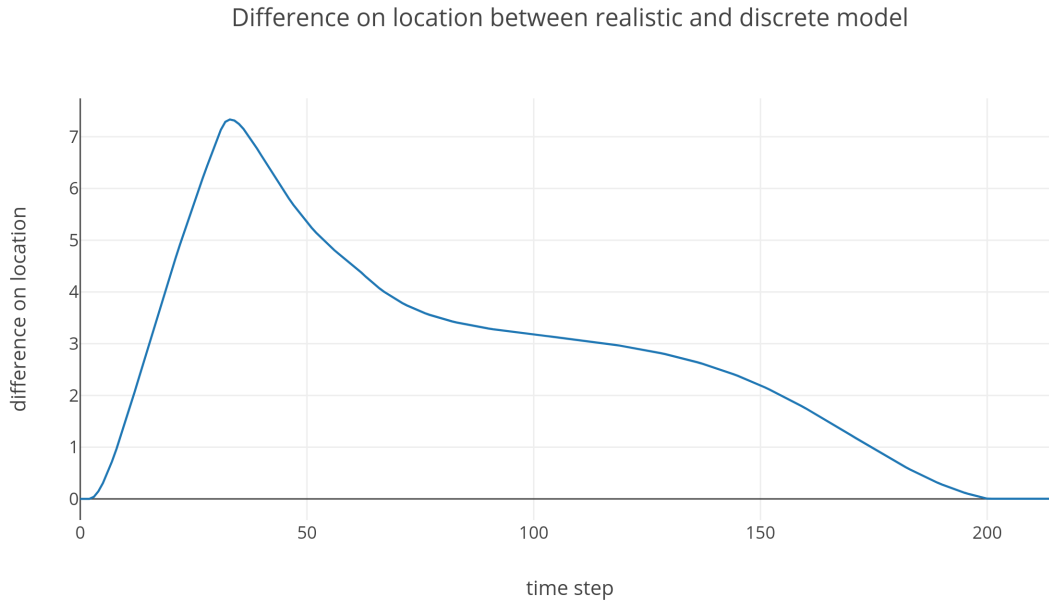


FIGURE 6 – Différence de position entre les véhicules A des deux modèles ($realistic.x_A - discrete.x_A$) en fonction du temps dans une des situations possibles. On remarque que la valeur est toujours positive impliquant que la position du véhicule A du discret est toujours situé avant le véhicule A du modèle réaliste.

la voie de gauche afin d'éviter un obstacle O . Ensuite, le véhicule change à nouveau de voie en direction de la voie de droite afin d'éviter un embouteillage. Comme dans le premier scénario, nous ajoutons un véhicule A situé sur la voie de gauche derrière le véhicule M . Enfin, pour la trajectoire réaliste, on admet que le véhicule A voit M dès qu'il atteint la limite entre les deux voies.

Comme dans le premier scénario, afin d'avoir des résultats représentatifs dans ce type de scénario, nous allons faire varier la position et la vitesse de A . Afin de définir les propriétés, nous analyserons les critères suivants :

- la position du véhicule A et M ;
- la valeur longitudinale du *time-to-collision* (TTC) [14].

Après avoir analysé toutes les situations possibles, nous avons observé les différentes propriétés que l'on pouvait déterminer. Pour cela, on vérifie que cette propriété est vérifiée quelles que soient les conditions initiales des véhicules environnants. Ainsi, nous pouvons définir, pour toutes les situations, les propriétés suivantes :

- la position du véhicule A sur le modèle discret est toujours inférieure ou égale à la position de A sur le modèle réaliste

($discrete.x_A \leq realistic.x_A$) comme on peut le voir sur un exemple de situation en Figure 6 ;

- la valeur TTC minimum de M du modèle discret est toujours supérieure à la valeur TTC minimum de M du modèle réaliste ($min(discrete.TTC_M) \geq min(realistic.TTC_M)$).

On peut aussi dire qu'à chaque pas de temps où M atteint la nouvelle voie ou la fin de la voie cible, la valeur du TTC de M du modèle discret est toujours supérieure à la valeur du TTC de M du modèle réaliste ($discrete.TTC_M \geq realistic.TTC_M$).

Finalement, on peut observer que le modèle discret a tendance à positionner le véhicule virtuel derrière le véhicule utilisant le modèle réaliste. Ainsi, lorsque le véhicule suiveur reçoit le véhicule virtuel, l'inter-distance calculée est réduite impliquant une valeur de l'accélération calculée par IDM plus faible. Il a donc tendance à augmenter la valeur du TTC dans certains cas, ce qui permet au véhicule suiveur d'anticiper un peu plus. On peut donc dire que, pour ce type de scénario, le véhicule est plus sécurisé en augmentant l'inter-distance entre les deux véhicules.

4 Conclusion

Nous avons présenté et comparé dans cet article trois modèles différents de changement de voie qui correspondent à différents niveaux d'abstraction. Bien que les modèles réalistes soient utiles parce qu'ils sont directement transposables dans les systèmes automobiles réels, ils induisent un niveau de complexité plus élevé des simulateurs qui peut ne pas être nécessaire. En effet, l'objectif n'étant pas de se rapprocher de la réalité mais plutôt de l'approximer afin de pouvoir observer les mêmes phénomènes (embouteillages, collision proche...). Ainsi, nous avons montré que les modèles simplifiés ne modifient pas beaucoup la dynamique des véhicules et qu'ils ne modifient pas la dynamique du système dans son ensemble. De plus, les changements de voie discrets peuvent être considérés comme un signal d'avertissement envoyé aux véhicules suivants, ce qui leur permet de mieux anticiper et ainsi de rendre le véhicule plus confortable pour ses passagers et de fluidifier le trafic. Ce dernier point devra être étudié plus en détail afin de le valider dans la perspective d'un système complet et dense de véhicules dans lequel les embouteillages peuvent facilement se produire.

Références

- [1] Johan Arcile, Jeremy Sobieraj, Hanna Kludel, and Guillaume Hutzler. Combination of simulation and model-checking for the analysis of autonomous vehicles' behaviours : a case study. In *15th European Conference on Multi-Agent Systems*, 2018.
- [2] Christel Baier and Joost-Pieter Katoen. *Principles Of Model Checking*, volume 950. 2008.
- [3] M Beer, M D'Inverno, N R Jennings, M Luck, C Preist, and M Schroeder. Negotiation in multi-agent systems. *The Knowledge Engineering Review*, 14(3) :285–289, 1999.
- [4] Arnaud Doniec, René Mandiau, Sylvain Piechowiak, and Stéphane Espié. A behavioral multi-agent model for road traffic simulation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(8) :1443–1454, 2008.
- [5] P. G. Gipps. A behavioural car-following model for computer simulation. *Transportation Research Part B*, 15(2) :105–111, 1981.
- [6] Arne Kesting, Martin Treiber, and Dirk Helbing. General Lane-Changing Model MOBIL for Car-Following Models. *Transportation Research Record : Journal of Transportation Research Board*, 1999(1) :86–94, 2007.
- [7] Y Sugiyama M Bando, K Hasebe, a Nakayama, a Shibata. Dynamical model of traffic congestion and numerical simulation. *Physical review. E, Statistical physics, plasmas, fluids, and related interdisciplinary topics*, 51(2) :1035–1042, 1995.
- [8] Allend Newell and Herbert A. Simon. Computer simulation of human thinking. *Science*, 134(3495) :2011–2017, 1961.
- [9] Patrick Taillandier, Duc An Vo, Edouard Amouroux, and Alexis Drogoul. GAMA : A simulation platform that integrates geographical information data, agent-based modeling and multi-scale control. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, volume 7057 LNAI, pages 242–258, 2012.
- [10] Martin Treiber, Ansgar Hennecke, and Dirk Helbing. Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations. *Physical Review E - Statistical Physics, Plasmas, Fluids, and Related Interdisciplinary Topics*, 62(2) :1805–1824, 2000.
- [11] Martin Treiber and Arne Kesting. Elementary Car-Following Models. In *Traffic Flow Dynamics*, pages 157–180. 2013.
- [12] Martin Treiber and Arne Kesting. *Traffic Flow Dynamics*. 2013.
- [13] Martin Treiber, Arne Kesting, and Dirk Helbing. Delays, inaccuracies and anticipation in microscopic traffic models. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 360(1) :71–88, 2006.
- [14] Katja Vogel. A comparison of headway and time to collision as safety indicators. *Accident Analysis & Prevention*, 35(3) :427 – 433, 2003.