

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Mostefa Ben Boulaïd – Batna 2
Faculté des Mathématiques et de l'Informatique
Département d'Informatique



Thèse

Présentée pour l'obtention du diplôme de
Doctorat 3ème cycle LMD en Informatique
Option : Systèmes et Réseaux Informatiques

***HVI-MAS : Une approche multi-agent pour
systèmes d'interaction homme-véhicules***

Présentée par

Oussama MESSAOUDI

Soutenue le : 12/07/2018

Membres du jury :

<i>Président :</i>	<i>Kamal Eddine MELKEMI</i>	<i>Prof</i>	<i>Université de Batna 2</i>
<i>Rapporteur :</i>	<i>Ammar LAHLOUHI</i>	<i>MCA</i>	<i>Université de Batna 2</i>
<i>Examineurs :</i>	<i>Mohamed Chawki BATOUCHE</i>	<i>Prof</i>	<i>Université de Constantine 2</i>
	<i>Hamouma MOUMEN</i>	<i>MCA</i>	<i>Université de Batna2</i>
	<i>Mourad AMAD</i>	<i>MCA</i>	<i>Université de Bouira</i>

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier le Bon Dieu de m'avoir donné la patience, le courage et la force.

Je remercie vivement mon directeur de thèse Docteur Ammar LAHLOUHI, Maître de Conférence en informatique à l'université de Batna 2, pour sa précieuse disponibilité, pour me permettre de partager ses connaissances et sa grande expérience. Je le remercie également pour les précieux conseils qu'il n'a cessé de me prodiguer tout au long de la réalisation de ce travail et pour la liberté de recherche qu'il a bien voulu me laisser.

Je témoigne également toute ma reconnaissance au Docteur Kamal Eddine MELKEMI, Professeur en informatique à l'université de Batna 2, pour l'honneur qu'il me fait de présider ce jury.

Je tiens à exprimer toute ma gratitude au Docteur Mohamed Chawki BATOUCHE, Professeur en informatique à l'université de Constantine 2 et chef du département d'Informatique Fondamentales et ses Applications, pour avoir bien voulu juger ce travail et faire partie de mon jury de thèse.

Je remercie également le Docteur Moumen HAMOUMA, Maître de Conférence en informatique à l'université de Batna 2 et Doyen de la faculté des Mathématiques et Informatique, pour sa participation à juger ce travail.

J'adresse mes remerciements à Docteur Mourad AMAD, Maître de Conférence en informatique à l'université de Bouira, pour avoir bien voulu juger ce travail et faire partie de mon jury de thèse.

Je remercie Docteur Souheila BOUAM, Chef-Adjointe de la Post-Graduation du département d'Informatique, pour ses encouragements. Je la remercie également pour ses efforts administratifs.

Je remercie mes chers parents, ma sœur et mes frères pour leur soutien moral et matériel, leur confiance indéfectible dans mes choix et leurs encouragements pour poursuivre mes objectifs.

Je remercie aussi mes collègues, les doctorants du laboratoire LaSTIC.

Au terme de ce parcours, je remercie enfin celles et ceux qui me sont chers et que j'ai quelque peu délaissés ces derniers mois pour achever cette thèse. Leurs attentions et encouragements m'ont accompagné tout au long de ces années.

ملخص

يعتمد السائق في مهمته على فحص دقيق لحالة الطريق، تحديده للمسافة التي تفصله عن مختلف مستخدمي الطريق و إتخاذه لقرارات تسمح له بالحفاظ على سيطرة آمنة. تسمح لنا نمذجة ومحاكاة هذه المهمة بتحليل ديناميكية تدفق حركة المرور، فهم سلوك السائق البشري بشكل أفضل، والأهم من ذلك تسمح لنا بمعالجة العديد من التحديات المتعلقة بسلامة الطريق. في الوقت نفسه، تزداد الحاجة إلى سيطرة آلية و مستقلة مع إستمرار زيادة عدد المركبات و التي أثرت بشكل كبير على حركة المرور و سلامة مستخدمي الطريق. ومع ذلك، فإن أتمتة مهمة السيطرة لا تزال غير مكتملة، خصوصا في بيئة غير مستقرة أين يعتبر إدراك المركبة و أدائها غير دقيقين و محدودين بعدم اليقين. لذلك، من الضروري أخذ عدم اليقين بعين الإعتبار خلال نمذجة و محاكاة و أتمتة مهمة السيطرة لبلوغ سيطرة خالية من الإصطدامات في مختلف الظروف البيئية. نقدم في هذه الأطروحة نمودجا موثوقا لنمذجة و محاكاة مهمة التحكم في سرعة السيارة في بيئة غير مستقرة و ذلك إعتمادا على مبدأ التعاون. من أجل تحقيق قيادة آلية خالية من التصادم، فإن مبدأ التعاون يجمع بين قدرات المركبات و يكملها بمهارات السائقين البشر. على عكس النماذج الأخرى، يعرض نمودجنا و يقدم عدة مزايا. يدمج السائق البشري في حلقة التحكم، يعتبره كعميل و يسمح له بالتدخل للتحكم في سرعة مركبته. يسمح بإتصال و تعاون عدة عملاء غير متجانسة و من أنواع مختلفة، بالأخص السائقين البشر و مركباتهم. وفي الأخير، يستطيع نمودجنا تحقيق والحفاظ على سيطرة آلية و سلوك خالي من التصادم في ظروف بيئية مختلفة، خاصة في ظل عدم اليقين في بيئة عشوائية و غير مستقرة.

كلمات البحث

النمذجة القائمة على أنظمة العملاء، المحاكاة القائمة على أنظمة العملاء، نمودج متابعة المركبات، التحكم بالسرعة، المحاكاة المجهرية، فانييت

Résumé

Le conducteur humain perçoit l'état de la route, scrute la distance qui le sépare des autres véhicules et prend des décisions pour agir sur l'accélération et maintenir une conduite sans collision. La modélisation et la simulation de cette tâche permettent d'analyser la dynamique de trafic routier et de mieux comprendre le comportement du conducteur humain afin d'aborder de nombreux enjeux. Pendant ce temps, l'automatisation de la tâche de conduite devient de plus en plus importante suite à la croissance continue du nombre de véhicules sur nos routes qui a significativement affecté la circulation et la sécurité routière. Cependant, une telle automatisation est maintenant incomplète, en particulier dans un environnement incertain où nous considérons les informations collectées comme imprécises et les actions des véhicules sur l'environnement comme inexacts. De ce fait, il est crucial de prendre en considération l'incertitude dans la modélisation, la simulation et l'automatisation de la tâche de conduite. Dans notre thèse, nous proposons un modèle robuste du suivi de véhicules (*IVC-RCFM*) basé sur une approche coopérative en vue de modéliser, de simuler et d'automatiser la tâche du contrôle longitudinal dans un environnement incertain. Dans l'objectif de produire un contrôle de vitesse automatique et sans collision, l'approche coopérative permet de combiner les capacités des véhicules et de les compléter par des aptitudes humaines que le véhicule n'en dispose pas. Contrairement à d'autres modèles, notre modèle présente certains avantages. Il intègre le conducteur humain dans la boucle de contrôle, le considère comme un agent et lui permet d'agir sur la vitesse de son véhicule. Il est coopératif permettant la coopération de plusieurs agents hétérogènes (des humains, des véhicules et des unités de communication de l'infrastructure). Finalement, le modèle *IVC-RCFM* est capable de produire et de maintenir un contrôle longitudinal automatique et sans collision dans différentes conditions environnementales, notamment dans un environnement stochastique et incertain.

Mots clés

Modélisation à base d'agents ; Simulation à base d'agents ; Modèle de suivi de véhicules ; Contrôle longitudinal ; Interaction homme-véhicules ; Systèmes multi-agents ; Simulation microscopique ; Systèmes de transport intelligents.

Abstract

The human driver scans the condition of the road, perceives the distance that separates him from other road users and makes decisions allowing him to maintain a collision-free driving. The modelling and simulation of this task allow us to analyse the dynamics of traffic flow, to better understand the human driver behaviour and, most importantly, to address many challenges related to road safety. Meanwhile, driving task automation is becoming increasingly important as the number of vehicles on our roads keeps rising to affect both traffic and road safety. However, such automation is currently incomplete, especially in an uncertain environment where both vehicle's percepts and actions are considered as inaccurate. To this end, it is crucial to take uncertainty into consideration during modelling, simulation and automation of the driving task. In our thesis, we propose a robust car-following model (*IVC-RCFM*) based on a cooperative approach to model, simulate and automate the longitudinal control task in a stochastic and uncertain environment. In order to achieve an automated and collision-free speed control, the cooperative approach combines vehicle abilities and completes them with human resources and skills that the vehicle does not have. Unlike other car-following models, our model has and offers three important advantages. It integrates the human driver into the control loop, considers him as an agent and allows him to act on vehicle speed. It is a cooperative model allowing the communication and cooperation of several heterogeneous agents, including human drivers and their vehicles. Finally, the *IVC-RCFM* is capable of producing and maintaining an automated and collision-free longitudinal control under different environmental conditions, especially under uncertainty in a stochastic environment.

Keywords

Agent-based modelling; Agent-based simulation; Car-following model; Longitudinal control; Human-vehicle interaction; Multi-agent systems; Microscopic simulation; Intelligent transportation systems.

Table des matières

I.	Introduction	1
I.1.	Contexte et motivation.....	2
I.1.1.	Modélisation de la tâche de contrôle longitudinal.....	2
I.1.2.	La prise en considération de l'incertitude de contrôle.....	3
I.1.3.	La coopération homme-véhicules	4
I.2.	Orientations de recherche	5
I.2.1.	Problématiques	5
I.2.2.	Objectifs	5
I.3.	Organisation de la thèse.....	6
II.	Introduction aux systèmes véhiculaires	8
II.1.	Introduction	8
II.2.	Les systèmes véhiculaires.....	9
II.2.1.	Architecture et fonctionnement.....	9
II.2.2.	Les rôles d'un système véhiculaire	10
II.2.3.	Les principales caractéristiques des systèmes véhiculaires	11
II.2.3.1.	Système à boucle ouverte/fermée.....	11
II.2.3.2.	Les systèmes distribués.....	12
II.2.3.3.	Les systèmes temps réel.....	13
II.2.3.4.	Le cycle de vie d'une tâche.....	15
II.2.3.5.	L'interaction entre les tâches des systèmes véhiculaires	16
II.2.4.	Le réseau véhiculaire	18
II.2.4.1.	Les topologies d'un réseau véhiculaire	18
II.2.4.2.	Les bus de communication.....	18
II.2.4.3.	Matrice de communication	20
II.2.5.	Les réseaux VANETs	21
II.2.5.1.	Introduction	21
II.2.5.2.	Architecture des réseaux VANETs	22
II.2.5.3.	Applications des réseaux VANETs.....	23
II.2.5.4.	Simulateurs des réseaux VANETs	24
II.2.6.	Conclusion.....	26
II.3.	Applications des systèmes véhiculaires	26
II.3.1.	Systèmes d'aide à la conduite	26
II.3.1.1.	Introduction	26
II.3.1.2.	Système de gestion du moteur	26

II.3.1.3.	Système de freinage antiblocage	29
II.3.1.4.	Régulateur de vitesse adaptatif	30
II.3.1.5.	Conclusion	32
II.3.2.	Systèmes de conduite autonomes.....	32
II.3.2.1.	Introduction	32
II.3.2.2.	DARPA	32
II.3.2.3.	Architecture des véhicules autonomes	34
II.3.2.4.	Défis des systèmes de conduite autonomes.....	36
II.3.2.5.	Conclusion	38
II.3.3.	Modélisation et simulation.....	38
II.3.3.1.	Introduction	38
II.3.3.2.	Modélisation de la tâche de conduite	39
II.3.3.3.	Simulateurs de trafic urbain	40
II.3.3.4.	Types de simulations du trafic urbain	41
II.3.3.5.	Caractéristiques de la simulation du trafic urbain	41
II.3.4.	Conclusion.....	42
II.4.	Le contrôle longitudinal et les modèles de suivi de véhicules.....	42
II.4.1.	Introduction	42
II.4.2.	Les modèles de suivi de véhicules	42
II.4.2.1.	La modélisation basée sur les propriétés du trafic routier	43
II.4.2.2.	La modélisation basée sur le comportement de conducteur humain	44
II.4.3.	La modélisation du contrôle longitudinal.....	46
II.4.4.	Conclusion.....	49
II.5.	Conclusion.....	49
III.	Les systèmes multi-agents et le raisonnement sous incertitude	51
III.1.	Introduction	51
III.2.	Introduction aux systèmes multi-agents.....	51
III.2.1.	Concept d'agent.....	51
III.2.2.	Système multi-agents.....	52
III.2.3.	La structure d'un agent	53
III.3.	La modélisation et la simulation à base d'agents	54
III.3.1.	Introduction	54
III.3.2.	Pourquoi la modélisation à base d'agents	55
III.3.3.	Structure d'un modèle à base d'agents.....	56
III.3.4.	Modélisation à base d'agents de systèmes véhiculaires	58
III.4.	La théorie des jeux et le modèle minimax	59

III.4.1.	Introduction	59
III.4.2.	Le modèle Minimax.....	60
III.4.3.	L'algorithme minimax	61
III.4.4.	L'algorithme d'élagage <i>alpha-beta</i>	63
III.5.	Le prise de décision sous incertitude	65
III.5.1.	Introduction	65
III.5.2.	Types d'incertitude	66
III.5.2.1.	Incertitude de perception	66
III.5.2.2.	Incertitude de contrôle	66
III.5.3.	La prise en considération de l'incertitude	68
III.5.4.	Processus Décisionnels de Markov	70
III.5.5.	L'incertitude dans la tâche de conduite.....	72
III.6.	Conclusion.....	73
IV.	Un modèle robuste pour un contrôle longitudinal coopératif sous incertitude	75
IV.1.	Introduction	75
IV.2.	Une approche robuste pour un contrôle longitudinal sans collision sous incertitude	77
IV.2.1.	Introduction	77
IV.2.2.	La prise de décision dans un environnement incertain comme un jeu à somme nulle à deux joueurs	78
IV.2.3.	La prise en considération de l'incertitude de contrôle.....	79
IV.2.4.	La prise de décision sous incertitude de contrôle	82
IV.2.5.	La résolution de l'incertitude de contrôle comme un jeu à somme nulle	84
IV.2.6.	Conclusion.....	86
IV.3.	Un modèle robuste du suivi de véhicules.....	86
IV.3.1.	Introduction	86
IV.3.2.	Un modèle robuste du suivi de véhicule pour un contrôle longitudinal sans collision sous incertitude.....	87
IV.3.3.	État du véhicule dans l'environnement	88
IV.3.4.	Actions de contrôle	89
IV.3.5.	Modèle de transition	89
IV.3.6.	Fonction de récompense	92
IV.3.7.	Conclusion.....	96
IV.4.	L'intégration du conducteur humain pour une approche coopérative	98
IV.4.1.	Introduction	98
IV.4.2.	L'incertitude dans le processus de décision markovien	98

IV.4.3.	La coopération Homme-Véhicule pour un contrôle longitudinal sans collision sous incertitude de contrôle	99
IV.4.4.	Une modélisation à base d'agents d'un système robuste et coopératif du contrôle longitudinal	101
IV.4.5.	Conclusion.....	104
IV.5.	La coopération inter-véhicules dans un réseau Ad hoc de véhicules.....	104
IV.5.1.	Introduction	104
IV.5.2.	Un contrôle longitudinal basé sur la coopération inter-véhicules.....	105
IV.5.3.	Un système multi-agents pour un contrôle longitudinal basé sur une approche coopérative	106
IV.5.4.	Conclusion.....	113
IV.6.	Conclusion.....	113
V.	Expérimentations.....	114
V.1.	Introduction	114
V.2.	SUMO : une simulation microscopique dans un environnement dynamique et incertain ...	115
V.2.1.	Introduction	115
V.2.2.	SUMO – Simulation of Urban MObility	116
V.2.3.	Une simulation microscopique à base d'agents.....	118
V.2.4.	Simulation de l'imprécision des actions dans un environnement incertain	120
V.2.5.	Conclusion.....	122
V.3.	Les effets de l'imprécision des actions sur les actions et sur l'état d'un véhicule	123
V.3.1.	Introduction	123
V.3.2.	Description du scénario	123
V.3.3.	Résultats et conclusion	125
V.4.	La conduite et le suivi de véhicules sous incertitude	127
V.4.1.	Introduction	127
V.4.2.	Description du scénario	127
V.4.3.	Résultats et conclusion	129
V.5.	L'évitement des collisions sous incertitude	129
V.5.1.	Introduction	129
V.5.2.	Description du scénario	130
V.5.3.	Résultats et conclusion	131
VI.	Conclusion et perspectives	133
VI.1.	Bilan du travail sur la modélisation de la tâche du contrôle longitudinal sous incertitude ..	133
VI.1.1.	Contribution.....	133
VI.1.1.1.	Un modèle robuste du suivi de véhicules.....	134

VI.1.1.2. Une coopération homme-véhicule pour un contrôle plus fiable dans un environnement incertain et inconnu	134
VI.1.1.3. Une coopération inter-véhicules pour un contrôle longitudinal sans collision d'un environnement dynamique et incertain	135
VI.1.2. Comparaison avec des travaux similaires	136
VI.2. Perspectives	136
Bibliographie.....	139

Liste des figures

Figure II-1. Une architecture d'un système véhiculaire qui coopère avec d'autres systèmes du même véhicule pour accomplir sa tâche [15].	10
Figure II-2. Les interactions dans un système Conducteur-Véhicule-Environnement [16].	10
Figure II-3. Architecture d'un système de contrôle à boucle ouverte [16].	12
Figure II-4. Architecture d'un système de contrôle à boucle fermée [16].	12
Figure II-5. L'implémentation des fonctions de contrôle par un réseau d'unités de control électroniques [16].	13
Figure II-6. Les tâches traitées par le calculateur du système de gestion moteur [16].	14
Figure II-7. Un diagramme d'allocation d'un calculateur pour les tâches A, B et C [16].	14
Figure II-8. Les paramètres définissant les différents états d'une tâche [16].	15
Figure II-9. Cycle de vie d'une tâche d'un système véhiculaire [16].	16
Figure II-10. Communication à l'aide de l'échange des messages [16].	17
Figure II-11. La coopération à l'aide d'une variable globale [16].	17
Figure II-12. La séquence d'échange de messages pour la synchronisation de A et B [16].	18
Figure II-13. Architecture d'un réseau véhiculaire connectant plusieurs systèmes véhiculaires.	19
Figure II-14. L'architecture du réseau véhiculaire de la BMW 7 séries [26].	20
Figure II-15. Une matrice de communications [16].	20
Figure II-16. L'architecture d'un réseau VANET.	22
Figure II-17. Une taxonomie de simulateurs des VANETs [43].	25
Figure II-18. Diagramme de contrôle du système EMS [15].	27
Figure II-19. Un contrôle électronique de la valve d'accélération par l'unité de contrôle du système EMS [16].	28
Figure II-20. Diagramme de contrôle du système ABS [15].	30
Figure II-21. Diagramme de contrôle du système ACC [15].	31
Figure II-22. Des images de Stanley participé dans la compétition <i>DARPA – the Grand Challenge</i> [60].	33
Figure II-23. Architecture d'un système de conduite autonome [55].	35
Figure II-24. Une architecture distribuée d'un système de conduite autonome [68].	35
Figure III-1. Architecture d'un agent en interaction avec son environnement [121].	52
Figure III-2. Architecture d'un agent simple reflexe [121].	54
Figure III-3. Architecture d'un agent simple reflexe à base d'un modèle [121].	54
Figure III-4. Architecture d'un agent basé sur les buts [121].	55
Figure III-5. Architecture d'un agent à base d'utilité [121].	55
Figure III-6. La structure d'un modèle à base d'agents [127].	57
Figure III-7. La structure d'un agent.	57
Figure III-8. Un arbre de jeu. Δ représentent les nœuds de du joueur <i>MAX</i> et ∇ sont les nœuds de <i>MIN</i> . Les nœuds finaux montrent les valeurs minimax de <i>MAX</i> .	61
Figure III-9. Une partie de l'arbre du jeu tic-tac-toe. Les nœuds représentent l'état d'un joueur à un instant donné, et les arcs représentent l'effet des actions d'un joueur sur l'état d'un autre [121].	61
Figure III-10. L'algorithme minimax pour le calcul d'une solution optimale capable de maximiser l'objectif du joueur <i>MAX</i> tout en tenant compte des décisions du joueur <i>MIN</i> [121].	63
Figure III-11. Les étapes du calcul d'une solution optimale en utilisant l'algorithme d'élagage alpha-beta.	64
Figure III-12. L'algorithme d'élagage alpha-beta [121].	65
Figure III-13. L'effet de l'incertitude de perception sur la prise de décision d'un agent à base d'utilité.	66

Figure III-14. L'effet de l'incertitude de contrôle sur la prise de décision d'un agent à base d'utilité. .	68
Figure III-15. L'effet de l'incertitude de contrôle.	68
Figure III-16. (a) L'effet de l'obstruction des signaux des senseurs sur la perception du véhicule autonome. (b) l'installation de deux senseurs rotationnels afin de minimiser l'incertitude de perception [6].	69
Figure III-17. L'incertitude imposée sur le modèle de transition d'états implique l'imprécision des probabilités.	71
Figure IV-1. Un modèle de transition représentant les différents résultats observés et obtenus dans un environnement stochastique et incertain.	80
Figure IV-2. La prise en considération de l'incertitude de contrôle en vue de mesurer l'utilité des actions d'un agent basé utilité.	80
Figure IV-3. La prise en considération de l'incertitude de contrôle dans la fonction d'utilité.	81
Figure IV-4. Une architecture d'un agent basé-utilité avec la prise en considération de l'incertitude de contrôle.	83
Figure IV-5. La prise de décision sous incertitude à base d'une approche robuste.	83
Figure IV-6. Un modèle minimax pour la prise de décision tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle.	84
Figure IV-7. La prise en considération de l'incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain.	85
Figure IV-8. La distance qui sépare le véhicule contrôlé (a) du véhicule de tête (b).	88
Figure IV-9. La prise en considération de l'impact de l'environnement sur la précision des actions de l'agent en utilisant un modèle de transition.	90
Figure IV-10. Un système à boucle fermée pour la prise en considération de l'incertitude de contrôle.	91
Figure IV-11. Discrétisation des actions continues à des actions discrètes.	91
Figure IV-12. La prise de décision sous incertitude de contrôle.	92
Figure IV-13. La fonction de récompense du modèle <i>RCFM</i>	93
Figure IV-14. La fonction d'utilité du modèle <i>RCFM</i>	93
Figure IV-15. La prise en considération de l'imprécision des actions pendant la définition d'une vitesse de sécurité.	96
Figure IV-16. La prise en considération de l'incertitude de contrôle pour un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement incertain.	97
Figure IV-17. Une organisation d'agents hétérogènes d'un système multi-agents [155].	102
Figure IV-18. Un système multi-agents pour un contrôle longitudinal robuste et coopératif.	103
Figure IV-19. Interface homme-véhicule de l'agent <i>F</i>	103
Figure IV-20. La coopération homme-véhicule pour un contrôle longitudinal robuste et coopératif sous incertitude.	104
Figure IV-21. La conduite dans un environnement dynamique et incertain.	106
Figure IV-22. Un SMA pour un contrôle longitudinal robuste basé sur la coopération inter-véhicules.	107
Figure IV-23. Un modèle robuste du suivi de véhicules pour un contrôle longitudinal basé sur la coopération inter-véhicules.	108
Figure IV-24. Une description formelle de tâches du système <i>MAS-IVC-RLC</i> . La description des éléments du réseau de Petri coloré est donnée dans Table IV-2	111
Figure V-1. Le suivi d'un véhicule qui possède un identifiant <i>vehAuto.0</i>	116
Figure V-2. L'état du véhicule <i>vehAuto.0</i> à un instant <i>t</i> de la simulation.	117
Figure V-3. L'architecture d'une plateforme d'un simulateur basé-agents du trafic urbain [158].	118
Figure V-4. L'interaction et la communication d'un SMA avec SUMO [140].	119

Figure V-5. Une organisation d'agents hétérogènes qui communiquent et coopèrent dans un simulateur microscopique basé-agents.	120
Figure V-6. Comparaison de comportements du contrôle de la vitesse sous trois conditions environnementales.	124
Figure V-7. Les effets de la conduite sous trois différentes conditions sur la vitesse d'un véhicule d'essai.	124
Figure V-8. Un scénario de contrôle d'un véhicule allant d'un point (a) vers une destination (b) en passant par une intersection (c).	128
Figure V-9. Une comparaison comportementale du contrôle longitudinal dans un environnement incertain.	128
Figure V-10. Les effets des quatre modèles sur la vitesse dans un environnement incertain.	128
Figure V-11. Une comparaison de comportements des différents modèles dans un scénario de freinage d'urgence.	130
Figure V-12. Les effets des quatre modèles sur la vitesse du véhicule A.	131
Figure V-13. Une comparaison de comportements des quatre modèles pendant le suivi du leader. ...	132

Liste des tables

Table II-1. Les caractéristiques des technologies de transmission utilisées dans les réseaux véhiculaires.	19
Table II-2. Applications de sécurité des réseaux VANETs [35].	23
Table II-3. Autres applications des réseaux VANETs [35].	23
Table II-4. Les composants utilisés par le système EMS [15].	28
Table II-5. Les composants utilisés par le système de freinage antiblocage [15].	30
Table II-6. Les composants utilisés par le système ACC [15].	31
Table II-7. Résultats de la compétition <i>DARPA – the Grand Challenge</i> [54].	33
Table II-8. Résultats de la compétition <i>DARPA – the Urban Challenge</i> [55].	33
Table IV-1. Une description informelle des rôles d’une organisation <i>A</i> des agents hétérogènes coopérant dans un réseau VANET afin d’établir un contrôle sans collision dans un segment <i>A</i> de la route.	110
Table IV-2. Une description de modèle de tâches d’un système robuste pour un contrôle longitudinal à base de la coopération inter-véhicules.	112
Table V-1. Une comparaison détaillée des effets des différentes conditions de la route sur la vitesse et les actions d’un véhicule d’essai.	125
Table V-2. Une comparaison détaillée du comportement des quatre modèles de suivi de véhicules. .	129

Chapitre 1

Introduction

L'humain dispose de plusieurs aptitudes lui permettant d'accomplir des tâches complexes. Pourtant, malgré ses capacités, ses ressources et ses aptitudes, il possède un plan imprécis et comportement considéré comme imparfait. Ainsi, la communauté de l'informatique ubiquitaire essaie d'attribuer le rôle de la perception, de la prise de décision et de l'actionnement à l'ordinateur. Ceci permettra de décharger l'humain de sa relation avec l'environnement et, par conséquent, d'automatiser complètement sa tâche.

En informatique ubiquitaire, c'est à l'ordinateur, plus précisément un système autonome, de percevoir l'environnement, de prendre des décisions et d'agir sur ses actionneurs afin d'atteindre un objectif donné. Cependant, malgré le progrès en recherche et développement, les systèmes autonomes nécessitent encore l'intervention de l'humain dans la boucle de contrôle pour résoudre les problèmes imprévus.

Le conducteur humain utilise ses organes pour percevoir son environnement et agit sur la vitesse de son véhicule afin de maintenir une conduite sans collision. Parce que le comportement de l'humain est susceptible aux erreurs, de nombreux systèmes d'assistance à la conduite ont été proposés et sont actuellement implémentés dans la voiture pour assister l'humain à conduire le véhicule. D'un autre côté, l'automatisation de la tâche de conduite permet de décharger le conducteur humain de sa tâche pour éliminer complètement les erreurs humaines du processus de conduite.

L'automatisation de la tâche de conduite est actuellement incomplète, principalement due à l'imprécision de la perception et de l'actionnement du véhicule autonome dans un environnement partiellement observable et stochastique. Cependant, nous pouvons proposer une solution alternative permettant l'intervention du conducteur humain dans la tâche de conduite à l'aide d'un agent d'interface. Ceci permet de considérer le conducteur humain comme un agent et de lui permettre d'intervenir dans la tâche de conduite, tandis que le système véhiculaire apprend des actions de ce conducteur afin d'établir une conduite automatique dans un environnement incertain.

L'objectif de cette thèse est la modélisation du comportement d'un système véhiculaire, plus précisément le système du contrôle longitudinal, tout en incluant le conducteur humain dans la boucle de contrôle pour coopérer avec le système véhiculaire et atteindre un contrôle de vitesse automatique et sans collision dans un environnement stochastique et incertain.

I.1. Contexte et motivation

Les thèmes abordés dans cette thèse sont la modélisation de la tâche de conduite, plus particulièrement la tâche du contrôle longitudinal, la prise en considération de l'incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain, et la coopération homme-véhicules vers une conduite complètement automatique.

I.1.1. Modélisation de la tâche de contrôle longitudinal

La tâche de conduite est modélisée pour simuler, comprendre, examiner et automatiser le comportement du conducteur humain. Principalement, la tâche de conduite est simulée en vue de permettre une génération et un contrôle automatique d'un flux de véhicules dans un simulateur microscopique de trafic urbain. Ceci permet le développement, le test, la simulation et le déploiement de nombreux systèmes véhiculaires destinés à renforcer la sécurité des usagers de la route et établir une conduite efficace. De plus, la simulation permet d'examiner le comportement du conducteur humain et de comprendre la dynamique du trafic routier afin de souligner les causes des accidents. Finalement, la tâche de conduite est automatisée pour décharger le conducteur humain de sa tâche tout en lui permettant de s'engager dans d'autres tâches afin d'augmenter sa productivité.

La tâche de conduite est divisée en deux tâches élémentaires : (i) le contrôle longitudinal responsable du contrôle de la vitesse et de l'évitement des collisions, et (ii) le contrôle latéral chargé de changer la direction du véhicule et d'effectuer certaines manœuvres telles que le changement de lignes et les dépassements. Dans les simulateurs microscopiques de trafic urbain, chaque véhicule est contrôlé par deux modèles : un modèle de suivi de véhicules qui décrit et simule le comportement du contrôle longitudinal, et un modèle de changement de voies qui assume le rôle du contrôle latéral [1]. Dans cette thèse, nous nous concentrons sur le contrôle longitudinal et les modèles de suivi de véhicules.

Au cours des deux dernières décennies, il y a eu un développement considérable dans la modélisation du comportement de suivi de véhicules suite à des recherches entreprises par les ingénieurs de la circulation et les psychologues du trafic routier. Les ingénieurs se basent seulement sur les propriétés du trafic en vue de modéliser et de comprendre la dynamique d'un flux de véhicules, ce qui a abouti à des modèles de suivi de véhicules capables de garantir un contrôle longitudinal optimal. D'un autre côté, les psychologues décrivent le comportement du conducteur humain et les erreurs impliquées dans son processus de conduite, principalement pour fournir un modèle capable de produire un comportement réaliste similaire à celui du conducteur humain [2].

De ce fait, une modélisation précise du comportement de suivi de véhicules est cruciale pour décrire, simuler et automatiser correctement le contrôle longitudinal. De plus, le conducteur humain est intelligent et souvent capable de conduire son véhicule dans les différentes conditions environnementales. De même, le véhicule

autonome, le système du contrôle longitudinal en particulier, doit tenir compte des différentes configurations de l'environnement afin d'atteindre une conduite automatique, fiable et efficace.

I.1.2. La prise en considération de l'incertitude de contrôle

Un véhicule autonome utilise des senseurs pour percevoir l'environnement autour de lui et recueillir les données nécessaires à la prise de décision. Pourtant, parce que la précision des senseurs est compromise, leur portée est limitée et leurs signaux peuvent être facilement obstrués, la perception du véhicule est souvent imprécise, bruitée et incomplète. De ce fait, l'environnement autour du véhicule est considéré comme partiellement observable [3, 4, 5, 6, 7, 8, 9].

En utilisant un ensemble d'actionneurs, le véhicule autonome agit sur l'accélération et le freinage dans le but de maintenir une vitesse désirée et établir un contrôle sans collision. Pourtant, l'état de la route affecte significativement la précision de ses actions et pourrait notamment entraîner des collisions. Par exemple, dans des mauvaises conditions de la route, les actions du véhicule deviennent stochastiques et imprécises, ce qui peut empêcher le véhicule d'atteindre sa vitesse désirée. De ce fait, le véhicule est considéré d'agir dans un environnement stochastique [4, 10, 11, 12].

En raison de l'imprécision de la perception et de l'actionnement dans un environnement partiellement observable et stochastique, le véhicule autonome devient incertain de l'état exact de son environnement et aussi incertain du résultat exact de ses actions. Pour cette raison en particulier, le véhicule autonome est encore incapable d'atteindre une perception complète et précise ni de prédire avec précision les résultats de ses actions, et par conséquent l'automatisation de la tâche de conduite est encore incomplète.

À cette fin, il est crucial de tenir compte de l'incertitude afin de garantir une conduite autonome et sans collision dans les différentes conditions de l'environnement. Dans cette thèse, nous nous concentrons sur l'incertitude de contrôle qui provient plus précisément de l'imprécision des actions d'un véhicule dans un environnement stochastique.

Le conducteur humain possède des capacités, des ressources et des aptitudes lui permettant de réagir dans des situations complexes et de maintenir une conduite sans collision dans les différentes conditions environnementales. Parce que l'automatisation de la tâche de conduite est encore incomplète, un véhicule autonome pourrait bénéficier des aptitudes humaines en vue d'atteindre une conduite complètement autonome.

I.1.3. La coopération homme-véhicules

Parce que l'humain est intelligent, il possède un plan imprécis lui permettant de réagir et de maximiser son objectif dans un environnement incertain tout en tenant compte de l'imprécision de ses actions. D'un autre côté, la capacité du système véhiculaire à établir une conduite complètement autonome dans un environnement stochastique et incertain est sévèrement limitée en raison de son incapacité à tenir compte de l'imprécision de ses actions. C'est pour cette raison que l'automatisation de la tâche de conduite est encore incomplète.

Puisqu'un système véhiculaire est incapable de maximiser son objectif dans un environnement stochastique et incertain, il peut bénéficier des capacités et des ressources du conducteur humain que le véhicule n'en dispose pas. Ainsi, le conducteur humain peut être intégré dans la boucle de contrôle pour coopérer avec le système du contrôle longitudinal dans l'objectif de produire un contrôle de vitesse automatique et sans collision dans un environnement stochastique et incertain.

En d'autres termes, pourquoi décharger complètement le conducteur humain et de l'éliminer de la boucle de contrôle tandis que le système véhiculaire peut bénéficier de ses aptitudes pour compléter l'automatisation de la tâche de conduite. Et pour aller encore plus loin, la communication et la coopération inter-véhicules permettent de combiner les ressources et de bénéficier des capacités de plusieurs véhicules afin d'atteindre l'objectif recherché. Cependant, comment intégrer le conducteur humain dans la boucle de contrôle tout en permettant une coopération cohérente avec le système du contrôle longitudinal pour servir l'objectif recherché. Afin d'aborder ce défi, nous pouvons adopter MASA-Method, une approche basée coopération proposée par Lahlouhi, et al. [13].

En utilisant MASA-Method, nous pouvons considérer le conducteur humain comme un agent H qui communique et coopère avec d'autres agents d'un système multi-agents, en particulier les éléments d'un système du contrôle longitudinal. L'agent H consiste en un conducteur humain et un agent F doté d'une interface homme-véhicule. Le conducteur humain intervient pour agir sur la vitesse de son véhicule via l'interface de l'agent F. En effet, l'agent d'interface F enveloppe et représente le conducteur humain dans le SMA tout en permettant aux autres agents d'exploiter les ressources et les capacités de ce conducteur.

Comme expliqué brièvement ci-dessus, la modélisation du contrôle longitudinal permet alors de simuler et ensuite d'automatiser le contrôle de vitesse d'un véhicule autonome. De plus, la prise en considération de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision des actions devrait produire une conduite sans collision dans les différentes conditions de la route. Finalement, il convient de noter que la coopération homme-véhicules pourrait permettre au véhicule de bénéficier des aptitudes humaines et des capacités des autres véhicules afin d'établir une conduite automatique et sûre.

I.2. Orientations de recherche

I.2.1. Problématiques

La modélisation la tâche du contrôle longitudinal permet de satisfaire de nombreux besoins et de servir plusieurs applications. Cependant, la modélisation de cette tâche soulève plusieurs problématiques qui doivent être prises en considération. Ces problématiques sont celles relatives à la nécessité d'une modélisation correcte et précise, la prise en considération de l'incertitude de contrôle et l'intégration du conducteur humain dans la boucle de contrôle.

Un modèle de suivi de véhicules décrit, simule et automatise le contrôle de la vitesse d'un véhicule dans un environnement urbain où plusieurs véhicules coexistent. Pour cela, le modèle doit atteindre et maintenir un contrôle sans collision, ce qui nécessite une modélisation correcte et précise du comportement du contrôle longitudinal et du suivi de véhicules. De plus, un véhicule agit dans un environnement stochastique et incertain, un environnement qui affecte et diminue la précision des actions des véhicules, ce qui pourrait prévenir le véhicule (le modèle) de maintenir une conduite sans collision. De ce fait, le problème de la modélisation du contrôle longitudinal se complexifie car il est nécessaire de tenir compte de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision des actions afin de produire un contrôle automatique dans les différentes conditions de l'environnement.

Un modèle de suivi de véhicules modélise le contrôle longitudinal pour automatiser complètement le contrôle de vitesse, tandis que le véhicule ne possède pas des capacités et des ressources qui peuvent garantir un contrôle sans collision dans un environnement stochastique et incertain. Afin de résoudre ce problème, nous pouvons proposer d'intégrer le conducteur humain dans la boucle de contrôle pour coopérer avec le véhicule tout en complétant les capacités de ce dernier par des aptitudes humaines.

De plus, dans une communication inter-véhicules, un véhicule peut également bénéficier des capacités et des ressources des autres véhicules afin d'atteindre l'objectif recherché. Cependant, ceci nécessite une définition cohérente de l'interaction et de la coopération entre le conducteur humain et les différents éléments du système de contrôle longitudinal, et aussi de la communication et la coopération entre les véhicules.

I.2.2. Objectifs

Dans cette thèse, nous nous intéressons à la modélisation du contrôle longitudinal dans un environnement stochastique et incertain. En particulier, nous tentons de répondre aux questions suivantes : Comment pouvons-nous atteindre une modélisation correcte et précise ? Comment tenir compte de l'incertitude de contrôle ? Comment intégrer l'humain dans la boucle de contrôle et permettre au système du contrôle longitudinal de bénéficier de ses aptitudes ?

Le cœur de notre travail va donc être de développer un modèle de suivi de véhicules capable de tenir compte de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision des actions dans l'objectif de produire un contrôle longitudinal automatique et sans collision dans les différentes conditions de la route. Dans cette thèse, nous proposons un modèle robuste du suivi de véhicules basé sur une approche coopérative (*Inter-vehicle Cooperative Robust Car-Following Model – IVC-RCFM*). (voir [14]).

Le modèle *IVC-RCFM* est un modèle à base d'agents, il consiste en plusieurs agents hétérogènes (des humains, des véhicules et des unités de communication) qui communiquent et coopèrent pour produire un contrôle longitudinal automatique et sans collision dans un environnement stochastique et incertain. Ce modèle se base principalement sur :

- Une approche robuste implémentée dans l'objectif de produire un contrôle fiable et efficace dans les différentes conditions environnementales, y compris l'incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain,
- Un modèle robuste du suivi de véhicules (*Robust Car-Following Model – RCFM*) chargé de tenir compte de l'incertitude de contrôle et de produire un contrôle longitudinal automatique et sans collision,
- Une coopération humain-véhicule permettant à notre modèle *RCFM* de bénéficier des capacités intellectuelles et des ressources physiques du conducteur humain en vue d'accomplir sa tâche,
- Une communication inter-véhicules via un réseau ad hoc de véhicules, ce qui permet la communication et la coopération d'un ensemble d'agents hétérogènes afin d'atteindre l'objectif recherché.

Dans un modèle robuste du suivi de véhicules basé sur une approche coopérative, nous permettons à chaque véhicule de bénéficier des capacités des autres véhicules via un réseau VANET tout en les complétant par des aptitudes humaines que le véhicule n'en dispose pas. Ceci permet de combiner les ressources des véhicules et les aptitudes humaines en vue de progressivement décharger le conducteur humain de sa tâche et arriver finalement à automatiser le contrôle de vitesse dans un environnement stochastique et incertain.

I.3. Organisation de la thèse

Après une introduction à la modélisation de la tâche de conduite et à l'importance de la prise en considération de l'incertitude de contrôle, le reste de notre thèse est organisé en cinq chapitres.

Le chapitre II est intitulé "*Introduction aux systèmes véhiculaires*". Il introduit le principe de fonctionnement des systèmes véhiculaires et décrit la communication entre les différents éléments d'un véhicule. Il présente le rôle de certains systèmes actuellement implémentés dans nos véhicules et clarifie les concepts relatifs à la modélisation et la simulation de la tâche de conduite. Ce chapitre présente aussi quelques modèles de suivi de véhicules proposés dans la littérature pour modéliser et simuler la tâche du contrôle longitudinal.

Le chapitre III est intitulé "*Les systèmes multi-agents et le raisonnement sous incertitude*". Ce chapitre est consacré à l'introduction du concept d'agent et de la modélisation multi-agents. Ce chapitre décrit l'incertitude qui provient de la perception et de l'actionnement dans un environnement partiellement observable et stochastique. De plus, ce chapitre se concentre sur l'incertitude imposée à la conduite d'un véhicule.

Le chapitre IV est intitulé "*Un modèle robuste pour un contrôle longitudinal coopératif sous incertitude*". Ce chapitre présente une contribution à la modélisation de la tâche du contrôle longitudinal et du suivi de véhicules dans un environnement stochastique et incertain. Il décrit une approche robuste qui permet de prendre en considération l'incertitude de contrôle pendant la prise de décision. Ce chapitre propose un modèle robuste basé sur la coopération homme-véhicules (*IVC-RCFM*) en vue d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision sous incertitude de contrôle.

Le chapitre V est intitulé "*Expérimentations*". Ce chapitre est consacré à la présentation et l'analyse des résultats des simulations. En particulier, ce chapitre décrit une comparaison du modèle *IVC-RCFM* à certains modèles de suivi de véhicules proposés dans la littérature.

Le chapitre VI est une conclusion. Il présente le bilan du travail sur la modélisation multi-agent du contrôle longitudinal dans un environnement stochastique et incertain. Ce chapitre décrit la performance et le comportement du modèle *IVC-RCFM*, et présente une comparaison avec d'autres modèles. Ce chapitre conclut par une brève discussion des perspectives qui font suite à ce travail.

Chapitre 2

Introduction aux systèmes véhiculaires

II.1. Introduction

Un système véhiculaire consiste en un ensemble d'éléments qui interagissent et qui communiquent entre eux via un réseau afin d'accomplir une tâche donnée. Dans un réseau véhiculaire, de nombreux systèmes véhiculaires du même véhicule partagent leurs ressources logiques et physiques afin d'accomplir différentes tâches de façon coopérative. De plus, à l'aide de la communication via un réseau ad hoc de véhicules, un système véhiculaire peut également coopérer avec des systèmes des autres véhicules afin d'implémenter des applications avancées.

Dans une ère où le nombre de véhicules sur nos routes continue à augmenter, une conduite sûre, efficace et écologique devient de plus en plus importante. Pour cette raison, de nombreux systèmes véhiculaires, notamment des systèmes d'assistance à la conduite, ont été développés et sont actuellement implémentés dans nos véhicules. Certains de ces systèmes véhiculaires interviennent dans la boucle de contrôle pour automatiser une sous-tâche de la tâche de conduite. Une automatisation partielle de la tâche de conduite et le développement d'un système véhiculaire spécifique nécessitent une connaissance précise et une modélisation correcte du comportement du système véhiculaire ciblé.

Pour aller plus loin, une automatisation complète de la tâche de conduite permet de décharger le conducteur humain de la boucle de contrôle afin de fournir une conduite plus sûre. Au cours de ces quinze dernières années, le développement des systèmes de conduite autonomes a constaté un avancement significatif. Cependant, l'automatisation de la tâche de conduite est encore incomplète, principalement due à de nombreux défis qui soulèvent dans un environnement incertain.

Dans ce chapitre, nous présentons les principales caractéristiques des systèmes véhiculaires et nous décrivons également leurs rôles et leurs différents composants. De plus, nous introduisons les éléments-clés nécessaires à la modélisation, la simulation et l'automatisation de la tâche de conduite. Nous présentons aussi quelques modèles de suivi de véhicules proposés dans la littérature pour modéliser et simuler la tâche du contrôle longitudinal.

II.2. Les systèmes véhiculaires

II.2.1. Architecture et fonctionnement

Un système véhiculaire se compose de plusieurs éléments qui communiquent entre eux via un réseau véhiculaire pour accomplir une tâche donnée (ex. réduire la consommation du carburant, contrôler le couple moteur, empêcher le blocage des freins, etc.). Pour accomplir sa tâche, un système véhiculaire utilise (voir [15, 16]):

- **Des générateurs de consignes** : un générateur de consignes¹ se charge d'enregistrer les actions et les consignes du conducteur humain et de les passer à l'unité de contrôle concernée par leurs exécutions. Un générateur de consignes agit comme une interface homme-machine et il est considéré comme un type particulier de senseurs.
- **Des senseurs** : un système véhiculaire utilise des senseurs pour percevoir l'état du véhicule contrôlé. En fait, par l'utilisation des percepts des senseurs, le système véhiculaire construit une représentation abstraite de l'état du véhicule, appelée un *modèle du monde*, afin de l'utiliser plus tard pendant la prise de décision.
- **Une unité de contrôle électronique**² : c'est un microprocesseur, appelé aussi un calculateur, responsable de la prise de décision et de l'accomplissement de certaines tâches. Une UCE reçoit les percepts des senseurs et des générateurs de consignes, et renvoie un ensemble de directives destinées aux actionneurs.
- **Des actionneurs** : chaque actionneur se charge de la réception et de l'exécution des directives délibérées par l'UCE afin d'accomplir une tâche élémentaire donnée. En fait, l'accomplissement des différentes tâches élémentaires aboutit à l'accomplissement de la tâche principale de l'UCE.

De plus, et plus particulièrement à travers le réseau véhiculaire³, un système véhiculaire donné peut également communiquer et coopérer avec d'autres systèmes du même véhicule afin d'accomplir une tâche collective. De ce fait, le réseau véhiculaire permet l'échange d'informations et, par conséquent, permet le partage et la réutilisation des ressources des systèmes véhiculaires d'un véhicule (Figure II-1) [15].

¹ Traduction française du terme "Setpoint generators"

² Traduction française du terme "Electronic Control Unit (ECU)"

³ Traduction française du terme "Vehicular network"

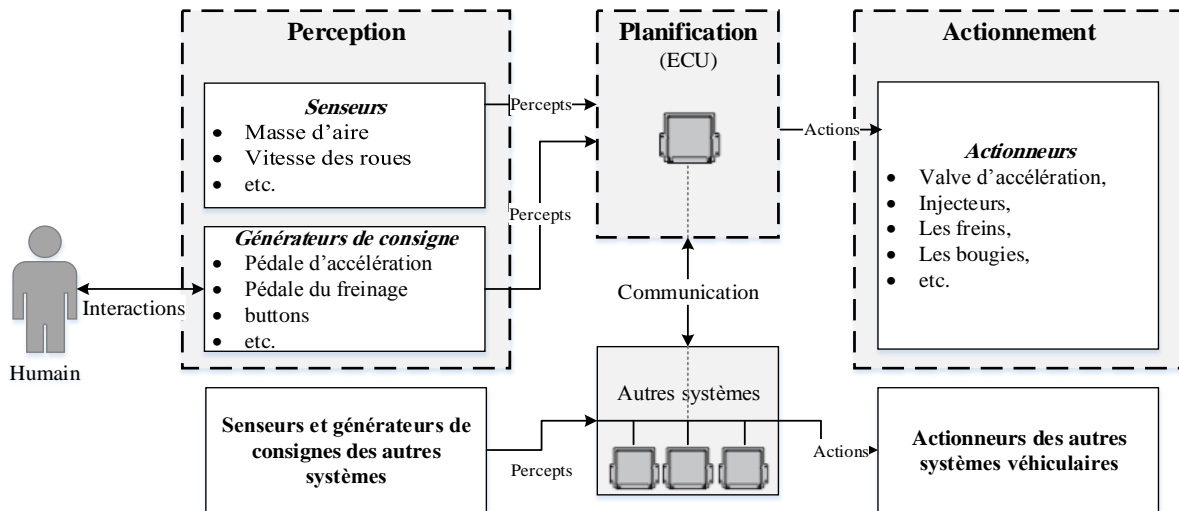


Figure II-1. Une architecture d'un système véhiculaire qui coopère avec d'autres systèmes du même véhicule pour accomplir sa tâche [15].

Tout système véhiculaire fait partie d'un système Conducteur-Véhicule-Environnement, un système dans lequel plusieurs systèmes véhiculaires d'un véhicule communiquent et coopèrent en vue d'accomplir certaines tâches (Figure II-2). Dans ce système, un système véhiculaire donné utilise des senseurs pour percevoir l'état du véhicule et des actionneurs pour agir sur l'environnement. De plus, le système véhiculaire interagit avec le conducteur humain via des interfaces homme-machine, appelées aussi des générateurs de consignes (Figure II-2) [16].

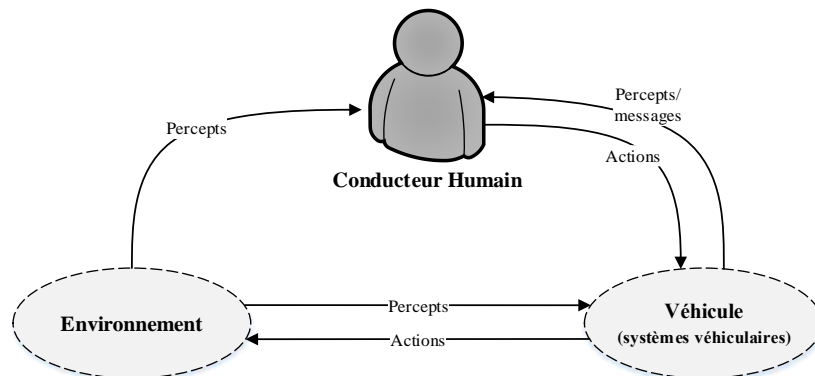


Figure II-2. Les interactions dans un système Conducteur-Véhicule-Environnement [16].

II.2.2. Les rôles d'un système véhiculaire

Les systèmes véhiculaires d'un véhicule communiquent les uns avec les autres via le réseau véhiculaire afin d'accomplir une tâche collective de façon coopérative. De ce fait, tout système véhiculaire possède deux rôles principaux (voir [15, 16]):

- *Le contrôle* : un système véhiculaire utilise ses senseurs pour percevoir son état, prend des décisions en utilisant une ou plusieurs unités de contrôle électroniques et contrôle ses actionneurs pour accomplir une ou plusieurs tâches (ex. contrôle de vitesse, empêcher le patinage des pneumatiques, évitement de collisions, etc.).

- *La communication* : en vue d'accomplir une tâche collective, un système véhiculaire communique et coopère avec d'autres systèmes situés au sein du même véhicule. Cette communication est établie par le biais d'un réseau véhiculaire permettant le partage des ressources d'un véhicule (ex. des senseurs, des calculateurs, des actionneurs, etc.).

II.2.3. Les principales caractéristiques des systèmes véhiculaires

La modélisation et le développement des systèmes véhiculaires se basent sur la coopération de certaines disciplines, notamment le génie mécanique, le génie électronique et le génie logiciel, qui travaillent pour l'implémentation de nombreuses applications et l'accomplissement d'une diversité de tâches.

Dans le but d'accomplir ses tâches et d'atteindre son objectif, un système véhiculaire communique et coopère avec d'autres systèmes via un réseau véhiculaire. Ceci nécessite le respect de plusieurs exigences afin de produire un contrôle efficace et fiable. En fait, le respect de ces exigences aboutit à une diversité d'attributs caractérisant un système véhiculaire comme suit :

- Les systèmes à boucle ouverte⁴/fermée⁵,
- Les systèmes distribués,
- Les systèmes temps réel,
- etc.

Dans ce qui suit, nous décrivons les principales caractéristiques des systèmes véhiculaires.

II.2.3.1. Système à boucle ouverte/fermée

À un instant donné, un système véhiculaire utilise les percepts de ses senseurs, et peut également utiliser un feedback de l'exécution d'une action spécifique à un état donné, pour la prise de décision et l'accomplissement de ses tâches. Dans certains systèmes véhiculaires, l'utilisation du feedback est essentielle pour éliminer l'incertitude et établir un contrôle fiable, tandis que dans d'autres systèmes l'utilisation du feedback n'est pas nécessaire.

Un système à boucle ouverte se base seulement sur les entrées (inputs), plus précisément les percepts des senseurs et les consignes de l'opérateur humain, pour prendre des décisions et exécuter des actions capables d'atteindre l'objectif désiré. Ce type de types de systèmes exclut l'utilisation du feedback de la prise de décision et, par conséquent, ils sont appelés des systèmes sans feedback (Figure II-3) [16].

⁴ Traduction française du terme "Open-loop"

⁵ Traduction française du terme "Closed-loop"

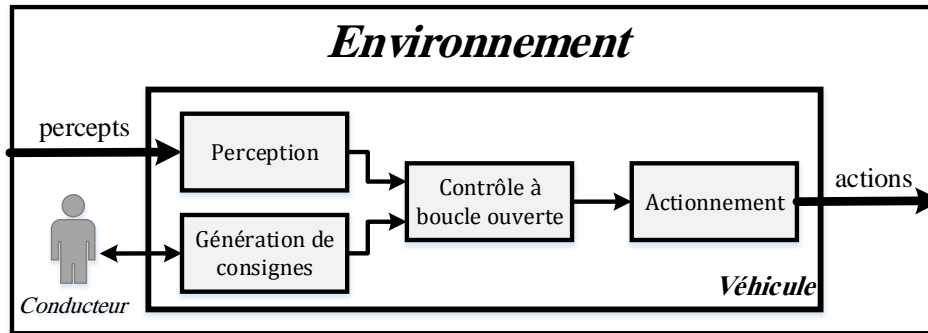


Figure II-3. Architecture d'un système de contrôle à boucle ouverte [16].

D'un autre côté, un système à boucle fermée inclut un feedback dans le processus de la prise de décision. Un feedback représente des valeurs de référence constituant notamment des observations de l'effet des actions exécutées sur l'état du système. Ce type de systèmes utilise les valeurs de référence (feedback) pour les comparer avec les percepts (inputs) et délibérer des actions capables d'atteindre l'objectif souhaité (Figure II-4) [16].

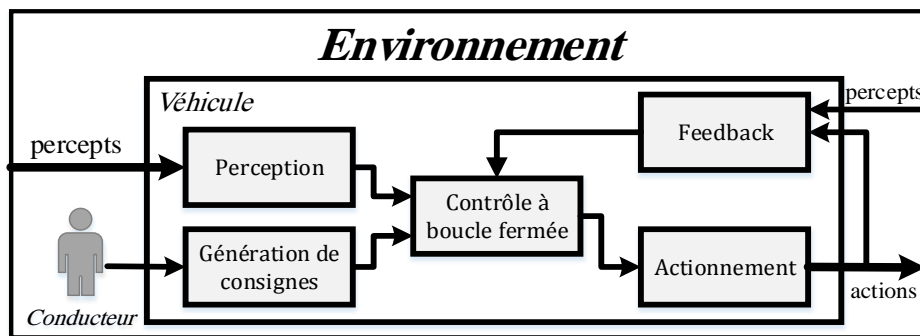


Figure II-4. Architecture d'un système de contrôle à boucle fermée [16].

II.2.3.2. Les systèmes distribués

Avec l'avancement des technologies de la communication et aussi avec l'augmentation de la complexité des systèmes véhiculaires, le développement des systèmes dont leur comportement était individuel a été étendue pour incorporer la coopération. Par conséquent, les systèmes véhiculaires d'aujourd'hui sont interconnectés par un réseau véhiculaire permettant le partage et la réutilisation de toutes les ressources logiques et physiques d'un véhicule [15, 16].

À cette fin, le système d'un véhicule automobile est devenu un système distribué qui se constitue de plusieurs systèmes véhiculaires interconnectés par un réseau véhiculaire. Via ce réseau, les différents composants du véhicule sont interconnectés et activement engagés dans une coopération pour accomplir différentes tâches. Dans ce système, le contrôle de ressources est décentralisé, ce qui permet le partage et la réutilisation des ressources physiques et logiques par différents systèmes à bord du même véhicule (Figure II-1).

Par exemple, le système de contrôle de traction⁶ (TCS) est chargé de contrôler le couple moteur et les freins en vue d'empêcher le patinage des roues pendant l'accélération et, par conséquent, renforcer la stabilité du véhicule. Pour accomplir sa tâche, le système TCS coopère avec deux autres systèmes ; le système de gestion du moteur⁷ (EMS) responsable de la commande du couple moteur, et le système de freinage antiblocage⁸ (ABS) un système d'assistance au freinage (voir [15, 16]).

Chaque unité de contrôle électronique est chargée d'accomplir une tâche élémentaire, tandis que l'accomplissement des différentes tâches élémentaires aboutit à l'accomplissement de la tâche principale d'un système donné (Figure II-5) [16]. Par conséquent, un système véhiculaire distribué est le résultat de l'interconnexion de plusieurs composants en vue d'accomplir une ou plusieurs tâches de façon coopérative.

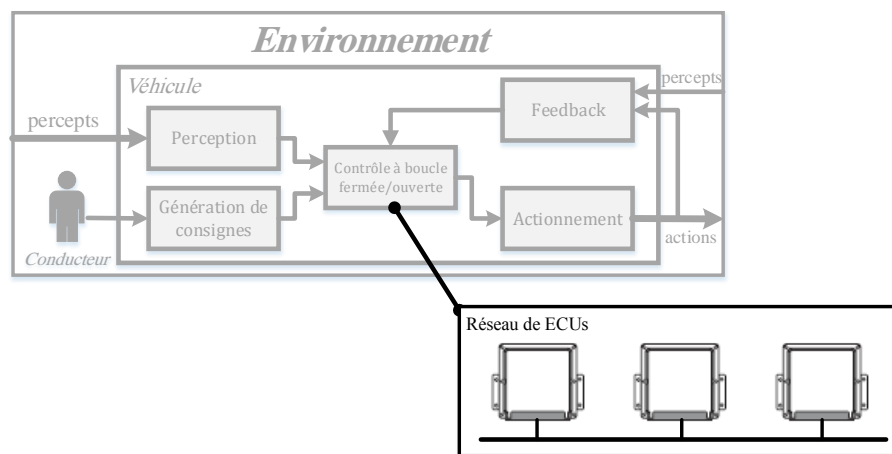


Figure II-5. L'implémentation des fonctions de contrôle par un réseau d'unités de contrôle électroniques [16].

Cependant, la conception et l'implémentation des systèmes distribués soulèvent de nombreux défis qui doivent être pris en considération pour produire un contrôle fiable et efficace. Parmi ces défis nous citons le fonctionnement en temps réel et la synchronisation.

II.2.3.3. Les systèmes temps réel

En vue d'accomplir une tâche donnée et établir un contrôle fiable et efficace, l'exécution de certaines fonctions est soumise à plusieurs conditions qui exigent notamment le respect d'un délai d'exécution. De tels systèmes sont appelés des systèmes temps réel⁹ [16]. Dans ce qui suit, nous discutons les caractéristiques, les principes de base et la configuration des systèmes temps réel des véhicules automobiles.

⁶ Traduction française du terme "Traction Control System"

⁷ Traduction française du terme "Engine Management System"

⁸ Traduction française du terme "Anti-lock Braking System"

⁹ Traduction française du terme "Real-time systems"

Le terme *tâche* est utilisé pour décrire chaque unité de travail qui peut être planifiée et exécutée par une seule par un réseau d'unités de contrôle [17]. En fait, à un instant donné, un réseau de processeurs est capable de traiter plusieurs tâches simultanément (Figure II-6).

Un système véhiculaire se base sur la coopération et l'interaction de plusieurs tâches conçues pour atteindre un objectif donné tout en respectant certaines exigences relatives au temps. Par exemple, afin de gérer correctement et efficacement le couple moteur, les trois tâches présentées dans la Figure II-6 doivent être exécutées dans un ordre précis tout en respectant un délai d'exécution prédéfini [16].

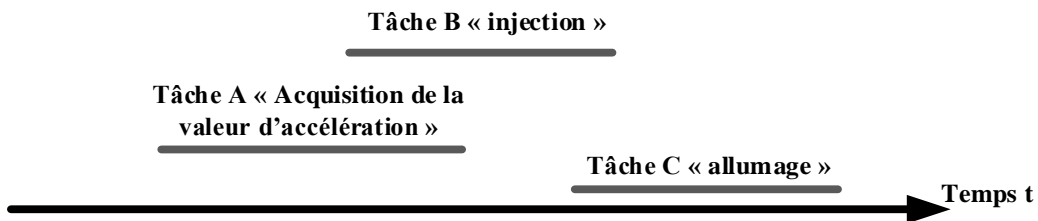


Figure II-6. Les tâches traitées par le calculateur du système de gestion moteur [16].

L'exécution d'une tâche par une unité de contrôle (processeur ou calculateur) s'effectue séquentiellement. Dans le cas où plusieurs tâches doivent être exécutées de manière quasi parallèle (Figure II-7), l'unité de contrôle est attribuée à l'exécution d'une tâche qui passe à l'état « *en exécution* », tandis que les autres tâches entrent dans un état différent (ex. *en attente* ou *terminée*) [15, 16, 17, 18].

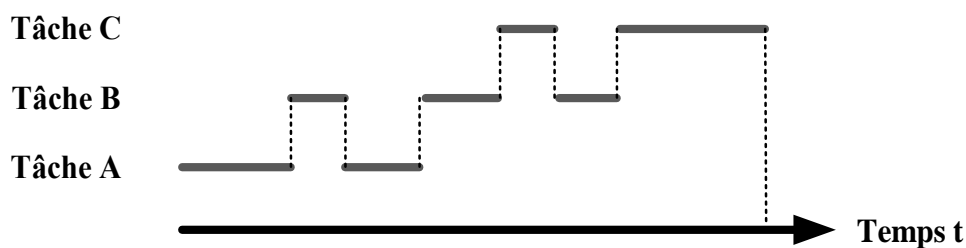


Figure II-7. Un diagramme d'allocation d'un calculateur pour les tâches A, B et C [16].

À cette fin, en vue d'atteindre une exécution correcte et de produire un fonctionnement fiable, il est essentiel de prendre en considération certaines exigences telles que le temps et l'ordre d'exécution des tâches.

Un système est appelé un système temps réel si l'accomplissement de ses tâches est conditionné par le respect d'un instant d'activation et un délai d'exécution (Figure II-8). Cette condition répond à certaines exigences, en particulier la dépendance aux ressources nécessaires pour l'accomplissement des tâches données [16].

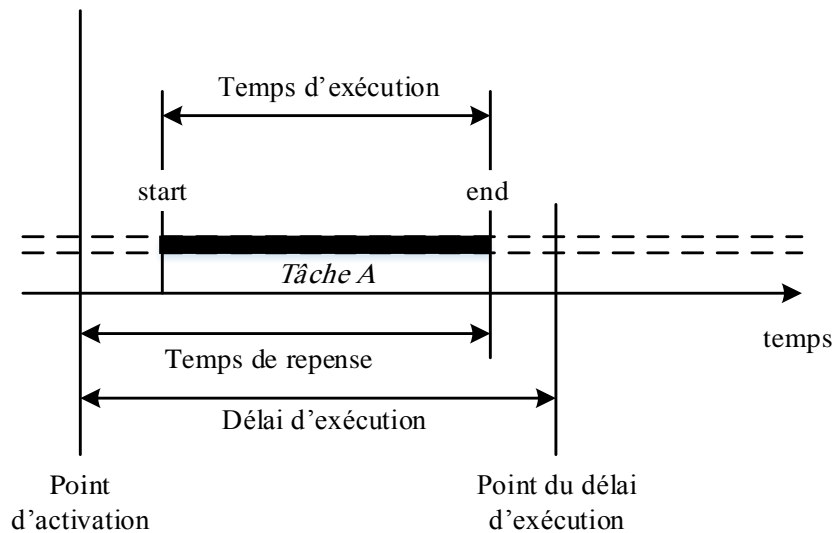


Figure II-8. Les paramètres définissant les différents états d'une tâche [16].

Un système temps réel est défini en fonction de nombreuses instances comme suit (voir [16, 19]):

- **Le point d'activation** : est l'instant d'activation d'une tâche.
- **Le délai d'exécution** : décrit le délai d'exécution (deadline) pour l'accomplissement d'une tâche quelconque.
- **Le temps de réponse** : est l'intervalle entre le point d'activation et l'instant de la fin d'exécution.
- **Le délai relatif** : représente la durée maximale autorisée pour terminer l'exécution et, plus particulièrement, libérer/produire les ressources nécessaires pour accomplir une autre tâche.

De ce fait, la définition de ces instances impose de nombreuses contraintes et plusieurs conditions sur l'exécution d'une tâche quelconque, mais parfois cette définition est nécessaire en vue de produire un fonctionnement correct et efficace.

II.2.3.4. Le cycle de vie d'une tâche

Un système véhiculaire se compose de nombreuses tâches élémentaires, et l'accomplissement de ces tâches aboutit à l'accomplissement de la tâche principale du système. Une tâche peut être exécutée par un ou plusieurs processeurs. Un processeur exécute une tâche à la fois ou plusieurs tâches de manière séquentielle ou quasi parallèle. De ce fait, entre le point d'activation et la fin de son exécution, une tâche peut passer par plusieurs états tels que (Figure II-9) [16, 17, 18]:

- **Suspendue** : Avant son activation, une tâche reste dans l'état « suspendue ».
- **En attente** : Dans cet état, une tâche attend d'être attribuée à une unité de contrôle par laquelle elle sera exécutée.

- *Prêt* : Le passage vers l'état « prêt » nécessite la disponibilité de toutes les ressources physiques (ex. unité de contrôle, senseurs, etc.) et logiques (données et résultats des autres tâches, etc.).
- *En exécution* : Une tâche passe vers l'état « en exécution » après son activation. Dans cet état, la tâche est exécutée par une unité de contrôle électronique et elle reste dans cet état tant qu'elle est en cours d'exécution.
- *Terminée* : une fois l'exécution de la tâche se termine, cette tâche passe vers l'état « terminé ».

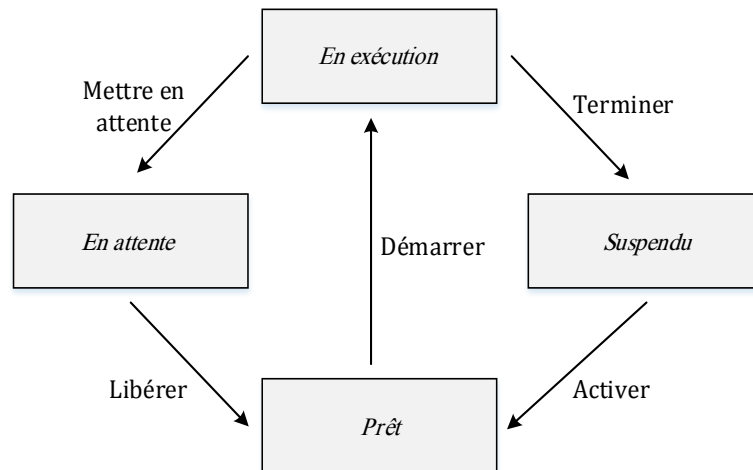


Figure II-9. Cycle de vie d'une tâche d'un système véhiculaire [16].

II.2.3.5. L'interaction entre les tâches des systèmes véhiculaires

Un système véhiculaire s'agit de l'exécution d'un plan de travail constitué notamment de plusieurs tâches élémentaires qui entrent en interaction pour implémenter une fonction primaire ou accomplir une tâche collective. Par exemple, les trois tâches indiquées dans la Figure II-6 représentent une fonction de base chargée de contrôler le couple moteur.

Dans un véhicule automobile, les tâches interagissent les unes avec les autres via le réseau véhiculaire permettant l'échange de données entre un ensemble de systèmes véhiculaires. Plusieurs mécanismes sont adoptés par l'ingénierie automobile permettant la communication et la coopération des tâches comme suit (voir [15, 16, 18]):

- *La communication par messages* : toute interaction représentée par un transfert de données entre deux tâches situées dans deux espaces mémoires différents est appelée une communication. En fait, la communication permet le partage et la réutilisation des ressources physiques et logiques d'un véhicule (Figure II-10).

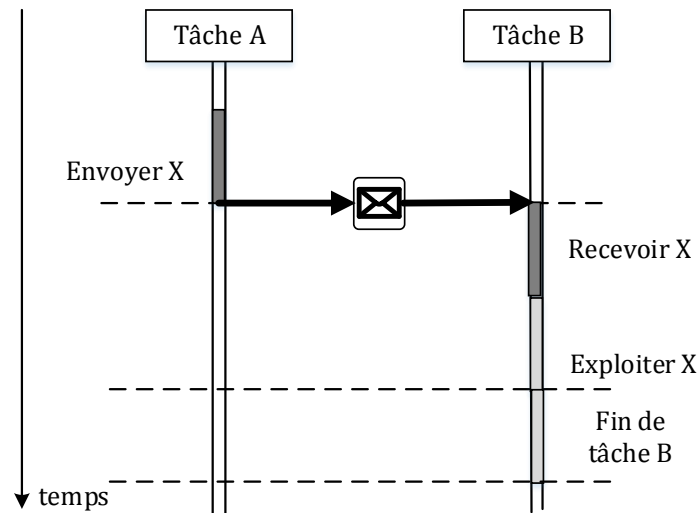


Figure II-10. Communication à l'aide de l'échange de messages [16].

- *La communication à base des variables globales* : une autre approche de communication consiste en l'utilisation des variables globales afin de permettre le partage des ressources des tâches (Figure II-11). Pourtant, dans certaines situations, l'utilisation de cette approche nécessite la synchronisation et la gestion des exclusions mutuelles pour empêcher l'inconsistance de données et garantir une exécution correcte.

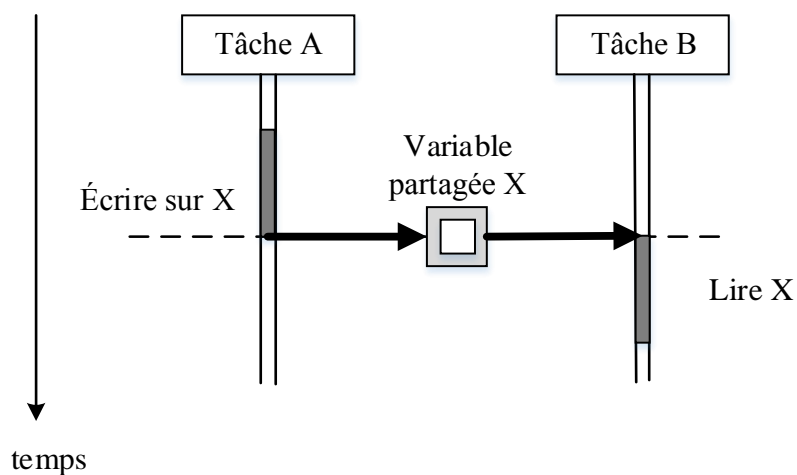


Figure II-11. La coopération à l'aide d'une variable globale [16].

- *La synchronisation* : la coopération et la communication entre les différentes tâches sont soumises aux nombreuses exigences afin de garantir un fonctionnement efficace et correct. De ce fait, la synchronisation est adoptée pour adresser ces exigences et, plus particulièrement, prévenir les exclusions mutuelles et l'inconsistance de données (Figure II-12).

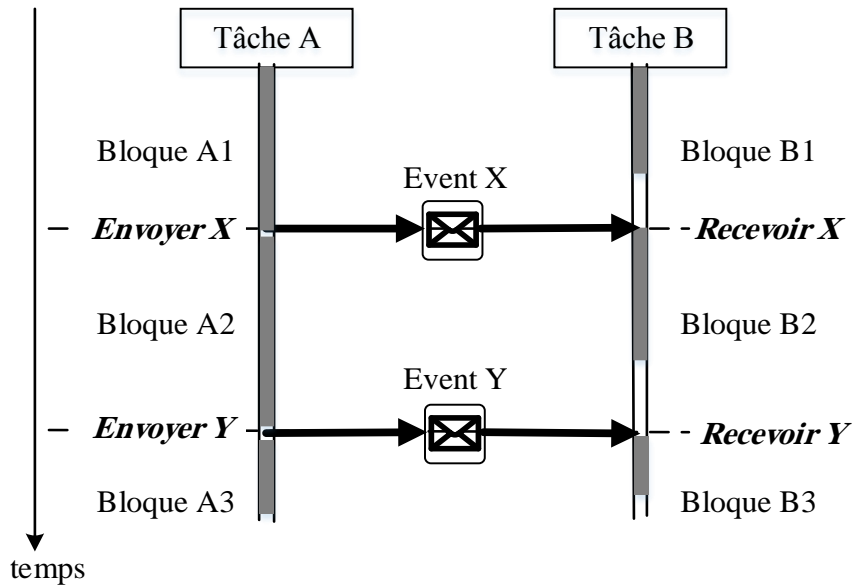


Figure II-12. La séquence d'échange de messages pour la synchronisation de A et B [16].

II.2.4. Le réseau véhiculaire

Un système véhiculaire est implémenté par l'interaction et la coopération de nombreux composants (ex. senseurs, générateurs de consignes, calculateurs, actionneurs, etc.) via un réseau véhiculaire. Un réseau véhiculaire consiste en un ensemble de nœuds interconnectés les uns avec les autres par un moyen de transmission. Nous décrivons dans cette sous-section les différentes technologies de transmission utilisées dans les véhicules d'aujourd'hui et nous présentons également les topologies réseaux utilisées dans le réseau véhiculaire.

II.2.4.1. Les topologies d'un réseau véhiculaire

Une topologie réseau est une structure constituée de nœuds et de liens de connexion connectant les nœuds. Chaque nœud, notamment un senseur, un actionneur ou un calculateur, doit posséder au moins d'une connexion avec un autre nœud du réseau véhiculaire pour qu'il puisse participer dans le réseau de communication. Parmi les topologies utilisées dans le réseau du véhicule, nous citons (voir [15, 16]) :

- Topologie en bus,
- Topologies en anneau,
- Topologie en étoile,
- Topologie maillée.

II.2.4.2. Les bus de communication

Afin d'interconnecter les composants des différents systèmes véhiculaires, de nombreuses technologies de transmission ont été proposées (ex. Control Area Network – CAN [20], Local Interconnect Network – LIN [21], Media Oriented Systems Transport – MOST [22], etc.). Chacune de ces technologies est proposée en vue d'aborder certains défis relatifs aux besoins des systèmes véhiculaires [23].

La Table II-1 décrit les caractéristiques de quelques technologies de transmission utilisées dans les véhicules d'aujourd'hui pour interconnecter les différents composants électroniques d'un véhicule (voir [24, 25]). De plus, nous présentons dans la Figure II-13 un exemple d'un réseau véhiculaire constitué de différentes topologies et de plusieurs technologies de transmission.

La Figure II-14 montre l'architecture utilisée dans *BMW 7 séries* qui adopte également l'utilisation de plusieurs types de topologies et de technologies de transmission pour interconnecter tous ses composants [26].

Table II-1. Les caractéristiques des technologies de transmission utilisées dans les réseaux véhiculaires.

Bus	Débit	Moyen	Applications
MOST	150 Mbits/s	Fibre optique	Utilisé souvent par les systèmes d'info-divertissement.
CAN-C	1 Mbits/s	paire torsadée	Utilisé dans les systèmes de contrôle tels que : <ul style="list-style-type: none"> • Contrôle du moteur, • Les systèmes ESP, ACC et LKS, • Le tableau de bord, • etc.
CAN-B	125 Kbits/s	paire torsadée	Utilisé dans les systèmes de confort tels que : <ul style="list-style-type: none"> • Système de climatisation, • Contrôle des sièges, • Système de navigation, • Contrôle des rétroviseurs, • etc.
LIN	20 Kbits/s	fil	Peut être utilisé pour interconnecter les composants du même système tels que : <ul style="list-style-type: none"> • Unité de contrôle du toit ouvrant, • Les phares, • Essuie-glaces, • etc.

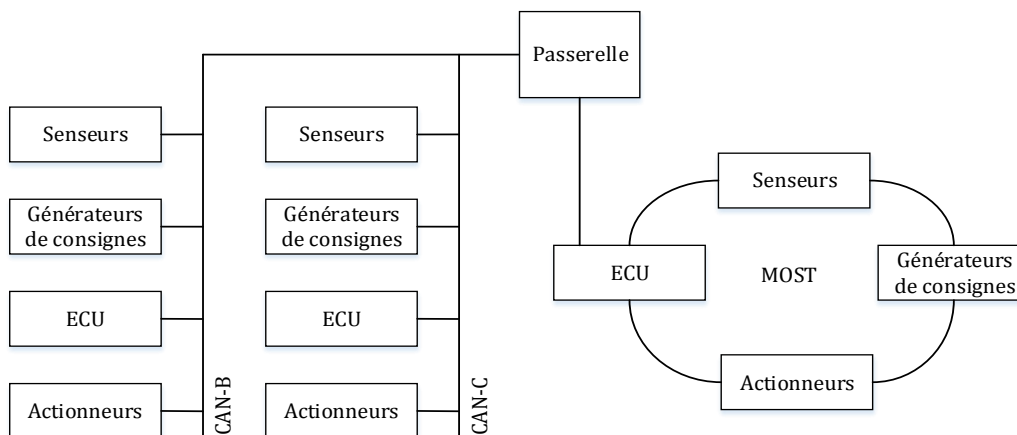


Figure II-13. Architecture d'un réseau véhiculaire connectant plusieurs systèmes véhiculaires.

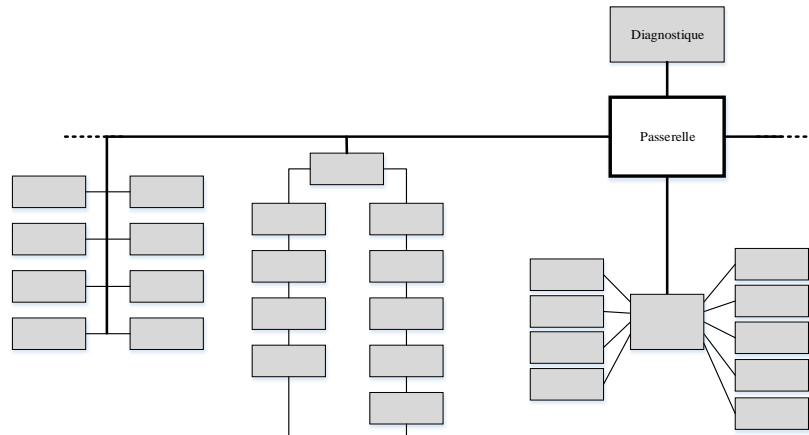
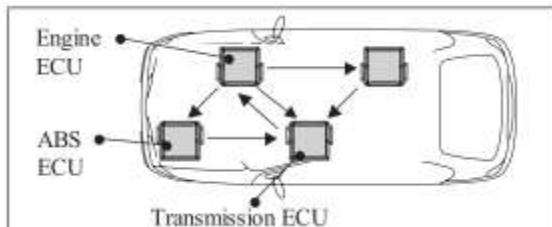


Figure II-14. L'architecture du réseau véhiculaire de la BMW 7 série [26].

II.2.4.3. Matrice de communication

Les liens de communication au sein d'un réseau peuvent être regroupés sous forme de paires émetteur-récepteur dans une table appelée une matrice de communication. Une matrice de communication contiendra toutes les informations du réseau ayant une pertinence avec la communication et la coopération des différentes tâches des systèmes véhiculaires [16].



Nœud	Signal	ECU ABS	ECU moteur	ECU transmissio	...
ECU ABS	Vitesse des quatre roues	S	-	R	...
ECU moteur	Acquisition de la valeur d'accélération	-	S	R	...
	Température du moteur	-	S	R	...
	Vitesse du moteur	R	S	R	...
ECU transmission	Couple du moteur	-	R	S	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Figure II-15. Une matrice de communications [16].

Comme exemple, nous présentons dans la Figure II-15 une matrice de communication de trois systèmes véhiculaires. La première colonne indique tous les nœuds du réseau, dans ce cas toutes les unités de contrôle interconnectées pour participer dans la communication. La colonne suivante à droite présente les données à envoyer par le nœud indiqué dans la première colonne. Le reste des colonnes indique les différents nœuds participants dans le réseau de communication. Ici l'émetteur est désigné par la lettre *S* et le récepteur est désigné par *R*.

II.2.5. Les réseaux VANETs

II.2.5.1. Introduction

La communication inter-véhicules fournit certaines informations qui ne peuvent être perçues ni par le conducteur humain ni par les senseurs d'un véhicule. De ce fait, cette communication permet d'étendre les capacités et les ressources d'un système véhiculaire quelconque afin d'améliorer sa performance et surmonter certains défis tels que l'incertitude [27].

Une vision de villes entières couvertes de réseaux des véhicules mobiles, appelés réseaux ad hoc de véhicules¹⁰ (VANETs), devient progressivement une réalité. Le but principal derrière l'utilisation des réseaux VANETs est d'implémenter de nombreuses applications de sécurité et de confort en vue de renforcer la sécurité routière et améliorer l'expérience de conduite.

Un réseau VANET consiste en un nombre de véhicules considérés comme des nœuds mobiles et connectés pour créer un réseau ad hoc à base des technologies de communication sans fil. Un réseau VANET permet d'implémenter différentes applications et de fournir une diversité de services [28].

Dans un réseau ad hoc de véhicules, nous distinguons quatre types de communications comme suit (Figure II-16) ([29, 30]) :

- **Une communication dans le véhicule¹¹** : s'agit de l'interconnexion des composants d'un véhicule par un réseau filaire. La communication dans ce réseau permet le partage et la réutilisation des ressources entre les différents systèmes véhiculaires du même véhicule.
- **Une communication entre les véhicules¹²** : en utilisant cette communication, chaque véhicule joue le rôle d'un nœud mobile qui communique directement avec un autre véhicule via un moyen de communication sans fil à courte portée.

¹⁰ Traduction française du terme "Vehicular ad hoc networks"

¹¹ Traduction française du terme "In-vehicle communication"

¹² Traduction française du terme "Vehicle-to-Vehicle communication (V2V)"

- **Une communication entre les véhicules et l'infrastructure¹³** : cette communication permet à plusieurs véhicules de communiquer entre eux par le biais des unités de communication de l'infrastructure (Road Side Units - RSU).
- **Une communication dans le cloud¹⁴** : consiste à interconnecter le système véhiculaire au réseau internet via des technologies sans fil à haut débit (ex. 3G/4G). En particulier, cette communication permet d'acquérir certaines données qui seront utiles pour l'implémentation de plusieurs systèmes de divertissement.

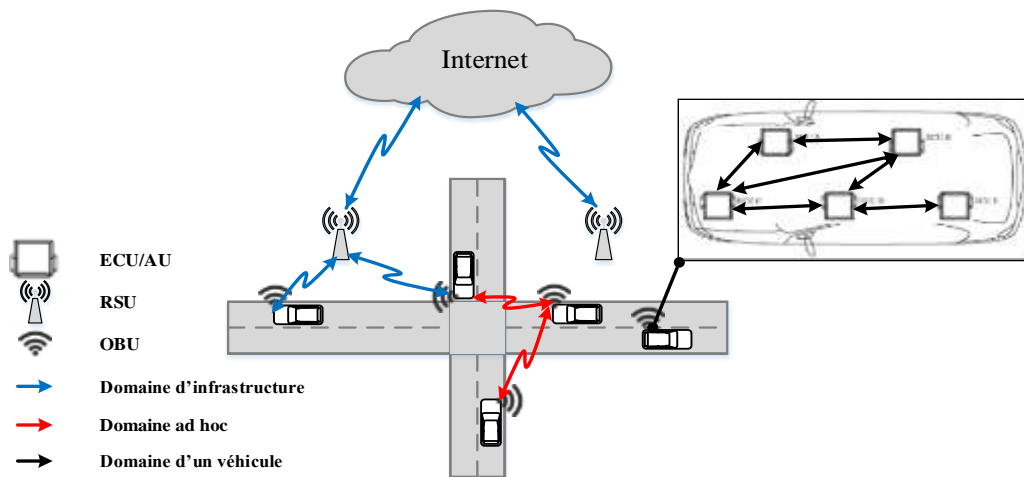


Figure II-16. L'architecture d'un réseau VANET.

II.2.5.2. Architecture des réseaux VANETs

Dans le réseau ad hoc de véhicules, les véhicules sont considérés comme des nœuds qui peuvent se déplacer librement dans l'environnement et restent connectés tout le temps. La communication dans un réseau VANET est établie via un périphérique appelé DSRC (Dedicated short range communication) dédié à la communication à courte portée [31].

Un VANET se compose de nombreux composants qui interagissent et communiquent les uns avec les autres pour accomplir une ou plusieurs tâches [28]. En fait, selon les types de communications présentées ci-dessus, nous distinguons trois domaines de communications comme suit (Figure II-16):

- **Domaine d'un véhicule** : Il s'agit de la communication et de la coopération de plusieurs unités d'application (Application unit – AU) situés dans le même véhicule. Chargée d'accomplir une ou plusieurs tâches avec la coopération des autres systèmes du même véhicule, une unité d'application se compose d'un ensemble d'éléments (ex. unité de contrôle, senseurs, actionneurs, etc.) interconnectés pour implémenter un système véhiculaire donné (Figure II-1).

¹³ Traduction française du terme "Vehicle-to-Infrastructure communication (V2I)"

¹⁴ Traduction française du terme "Vehicle-To-Broadband Cloud Communication (V2B)"

- **Domaine ad hoc** : dans ce domaine, chaque véhicule est doté d'une unité de communication (On-Board unit – OBU) lui permettant de communiquer avec de nombreux systèmes situés à bord des autres véhicules. Ceci permet une coopération inter-véhicules via la communication V2V pour accomplir une tâche collective et atteindre un objectif commun [32].
- **Domaine d'infrastructure** : le réseau VANET se compose de plusieurs nœuds (ex. véhicules, unités de communication de l'infrastructure – RSU, points d'accès – HS) accessibles par différents usagers de la route via la communication V2I. À cette fin, plusieurs systèmes véhiculaires de différents véhicules peuvent communiquer afin d'accomplir une tâche collective [33, 34].

II.2.5.3. Applications des réseaux VANETs

Les réseaux ad hoc des véhicules sont utilisés souvent dans le but de renforcer la sécurité routière, augmenter le flux du trafic ou bien pour offrir des services de divertissement aux passagers. De ce fait, les applications des réseaux VANETs sont grossièrement divisées en deux classes (voir [35, 36, 37]):

- *Applications relatives à la sécurité routière* : Chaque véhicule communique et partage certaines informations avec d'autres véhicules, et ceci permet d'étendre et d'améliorer sa perception afin d'atteindre un objectif donné. Pour cette raison, de nombreux systèmes ont été proposés à base de la communication inter-véhicules en vue de renforcer la sécurité (voir Table II-2).
- *Applications non relatives à la sécurité* : En se basant sur la communication via un réseau VANET, d'autres systèmes véhiculaire ont été implémentés pour améliorer l'expérience de la conduite, augmenter le flux du trafic routier, réduire les échappements et minimiser la consommation du carburant (voir Table II-3).

Table II-2. Applications de sécurité des réseaux VANETs [35].

Application	Communication	Données transmises
Violation du code de la route	V2I	Géométrie de la route, direction, position, signal, etc.
Détection de collisions	V2I/V2V	Type de véhicule, vitesse, accélération, position, etc.
Avertissement de changement de lignes	V2V	Position, direction, vitesse, etc.,
Limitation de vitesse	V2I	Position, vitesse, limite de vitesse, etc.

Table II-3. Autres applications des réseaux VANETs [35].

Application	Communication	Exemple
Optimisation du flux du trafic	V2I	Routage, systèmes d'information, etc.
Info-divertissement	V2I	Accès internet, téléchargements, messagerie, etc.
Services de paiement	V2I	Parking, paiement d'utilisation des autoroutes, etc.
Localisation de services	V2I/V2V	Stations d'essence, restaurants, hôtels, etc.

Selon l'information communiquée et le tâche à accomplir, Willke, et al. [38] ont proposé une classification des applications des réseaux véhiculaires comme suit :

- *Services des informations générales* : les services dans lesquels la perte d'informations et le retard de transmission ne compromettent pas la sécurité routière et n'affectent pas la performance du système implémenté (ex. navigation web, état de trafic, etc.).
- *Services des informations sur la sécurité des véhicules* : les services dans lesquels une transmission fiable et rapide des données est essentielle pour établir un fonctionnement correct et efficace (ex. systèmes d'avertissement, systèmes d'évitement de collision, etc.).
- *Contrôle automatique d'un véhicule* : les applications qui émettent des avertissements au conducteur, ou bien qui agissent directement sur les actionneurs d'un véhicule pour assurer une conduite sûre et sans collision.
- *Contrôle coopératif d'un groupe de véhicules* : de telles applications se basent sur la communication et la coopération inter-véhicules pour établir un contrôle coopératif permettant de renforcer la sécurité et/ou d'augmenter le flux du trafic routier.

Yang, et al. [39] ont proposé un système de sécurité routière basé sur la communication inter-véhicules dans un réseau VANET. Ce système est chargé de l'identification des situations d'urgence et de la diffusion des informations perçues (ex. type d'urgence, position dans la route, etc.) dans un message afin d'avertir les autres usagers de la route. D'un autre côté, Dogan, et al. [40] ont proposé un système véhiculaire permettant à chaque véhicule de diffuser son état (ex. vitesse, position, direction, etc.) et de coopérer avec d'autres véhicules via un réseau VANET pour prédire et prévenir les futures collisions.

De plus, dans un peloton de véhicules et à l'aide de la communication inter-véhicules via le réseau VANET, plusieurs véhicules coopèrent dans le but d'augmenter le flux du trafic routier tout en conservant une conduite sans collision (voir [41, 42]).

II.2.5.4. Simulateurs des réseaux VANETs

La communication inter-véhicules devient de plus en plus importante permettant la coopération de plusieurs véhicules afin d'accomplir une tâche collective. Ceci permet à un système véhiculaire donné de bénéficier des ressources des autres véhicules du réseau VANET et de compléter ses capacités afin d'accomplir des tâches plus complexes. Cependant, le développement et le déploiement des systèmes basés sur les réseaux VANETs impliquent des coûts élevés et un travail intensif.

Par rapport au développement dans le monde réel et grâce à plusieurs avantages, la simulation présente une solution relativement moins cher et plus facile adoptée avant la mise en œuvre. De nombreux simulateurs ont été proposés et sont actuellement utilisés dans la littérature pour le développement et la simulation des systèmes véhiculaires, y compris les systèmes qui se basent sur les réseaux VANETs.

Suivant la classification proposée par Martinez, et al. [43], les simulateurs utilisés aujourd'hui pour le développement et le test des systèmes véhiculaires sont divisés comme suit (Figure II-17):

- *Les générateurs de mobilité des véhicules*, appelés aussi les simulateurs du trafic urbain, sont chargés de décrire l'emplacement et les attributs de chaque véhicule à tout instant de la simulation. Parmi plusieurs générateurs de mobilité, nous citons : SUMO [1], Netstream [44] et VanetMobiSim [45].
- *Les simulateurs réseaux* sont chargés d'effectuer une simulation détaillée de la transmission et de la réception des données via un réseau virtuel. Ceci permet aux chercheurs d'examiner le comportement du réseau dans ses différents états. Parmi les simulateurs réseaux utilisés, nous citons : ns-2 [46], JiST/SWANS [47] et GTNetS [48].
- *Les simulateurs VANETs* consistent en une combinaison d'un générateur de mobilité chargé de générer et de contrôler un flux de véhicules, et un simulateur réseau chargé de simuler la communication inter-véhicules. Parmi les simulateurs VANETs utilisés dans la littérature, nous citons : TraNS [49] et GrooveNet [50].

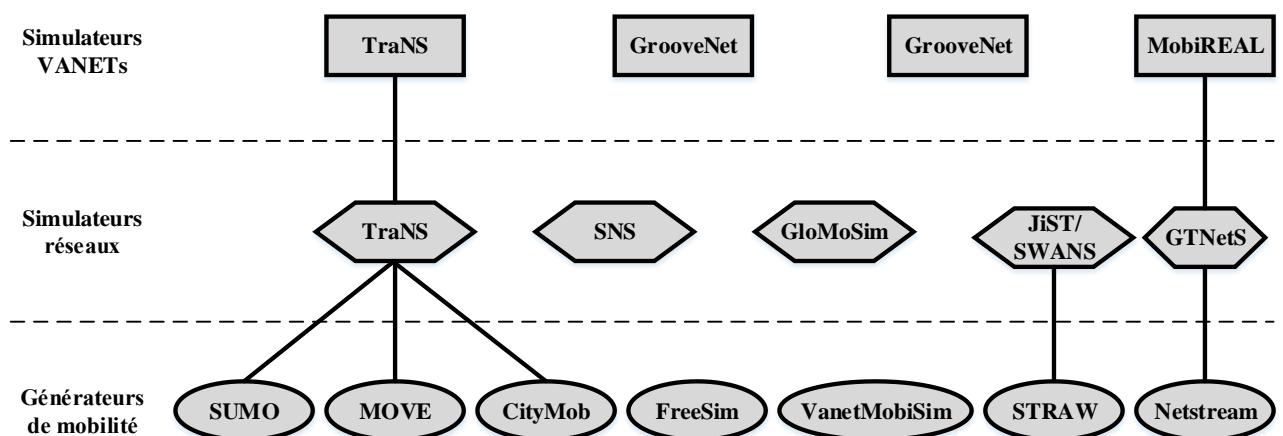


Figure II-17. Une taxonomie de simulateurs des VANETs [43].

II.2.6. Conclusion

Un système véhiculaire consiste en de nombreux éléments qui communiquent via un réseau véhiculaire afin d'accomplir une tâche collective de façon coopérative. Le système véhiculaire peut communiquer et coopérer avec d'autres systèmes du même véhicule via un réseau véhiculaire permettant le partage et la réutilisation des ressources d'un véhicule. De plus, plus précisément via un réseau ad hoc de véhicules, le système véhiculaire peut également communiquer et coopérer avec des systèmes véhiculaires des autres véhicules afin d'accomplir une tâche donnée.

II.3. Applications des systèmes véhiculaires

Pour répondre aux besoins liés à la sécurité routière, plusieurs systèmes véhiculaires ont été proposés et sont actuellement implémentés dans nos véhicules. Dans ce qui suit, nous décrivons les applications et les rôles de quelques systèmes véhiculaires, notamment des systèmes d'assistance à la conduite et des systèmes de conduite autonomes. De plus, nous présentons les éléments nécessaires à la modélisation, la simulation et l'automatisation de la tâche de conduite.

II.3.1. Systèmes d'aide à la conduite

II.3.1.1. Introduction

Les systèmes véhiculaires implémentés dans les véhicules d'aujourd'hui sont conçus pour assister le conducteur humain dans sa tâche. Certains de ces systèmes, appelés systèmes d'aide à la conduite, ont pour but de renforcer la sécurité routière, tandis que d'autres ont été développés pour améliorer le confort des passagers et améliorer l'expérience de conduite.

Similaire à tous les systèmes véhiculaires, ce type de systèmes se base sur la coopération et la communication avec d'autres systèmes du même véhicule via le réseau véhiculaire et même avec des systèmes de différents véhicules via le réseau VANET.

Parmi plusieurs systèmes d'aide à la conduite implémentés dans les véhicules d'aujourd'hui, nous présentons dans ce qui suit quelques systèmes responsables du contrôle des composants principaux d'un véhicule pour accomplir des tâches spécifiques.

II.3.1.2. Système de gestion du moteur

Un système de gestion du moteur (*Engine Management System – EMS*) est un système à boucle fermée chargé de contrôler le couple moteur. Ce système contrôle l'accélération et la vitesse du véhicule tout en répondant à certaines exigences telles que (voir [15]):

- La minimisation de la consommation de carburant tout en maximisant la performance du moteur,
- La réduction des émissions et des échappements dégagés après le brûlage de carburant (NO_x , CO^2 , HC),

- L'optimisation du brûlage de carburant par l'ajustement de la masse d'air injectée dans le moteur afin d'extraire plus de performance,
- Le maintien d'un diagnostic passif pour augmenter la durée de vie du moteur,
- etc.

Le système de gestion du moteur se compose principalement de un sous-système de perception, un sous-système de planification, et un sous-système d'actionnement, constitués respectivement de (voir [15]):

- **Senseurs et générateurs de consignes** : ces composants sont chargés de percevoir l'état du moteur (ex. la température, la masse d'air, la quantité du carburant, etc.) et d'enregistrer les consignes du conducteur (ex. position de la clé, mode de conduite, valeur d'accélération appliquée sur la pédale d'accélération, etc.).
- **Unité de contrôle électronique (ECU)** : cette unité traite les entrées, notamment les percepts et les consignes, et génère comme résultat des actions de contrôle sous forme de signaux électriques. Ces signaux sont ensuite envoyés aux actionneurs.
- **Actionneurs** : ils convertissent les signaux électriques générés par l'unité de contrôle vers des actions mécaniques capables de contrôler certains composants (ex. injecteurs, ventilateur, bougies, etc.) et de générer en conséquence le couple moteur souhaité.

Le système EMS utilise le tableau de bord comme une interface homme-véhicule à travers laquelle il communique son état au conducteur humain (ex. vitesse du moteur, température, etc.). Le système EMS utilise également cette interface pour enregistrer les consignes et exécuter les actions du conducteur humain (Figure II-18). Table II-4 définit les différents composants constituant le système de gestion du moteur.

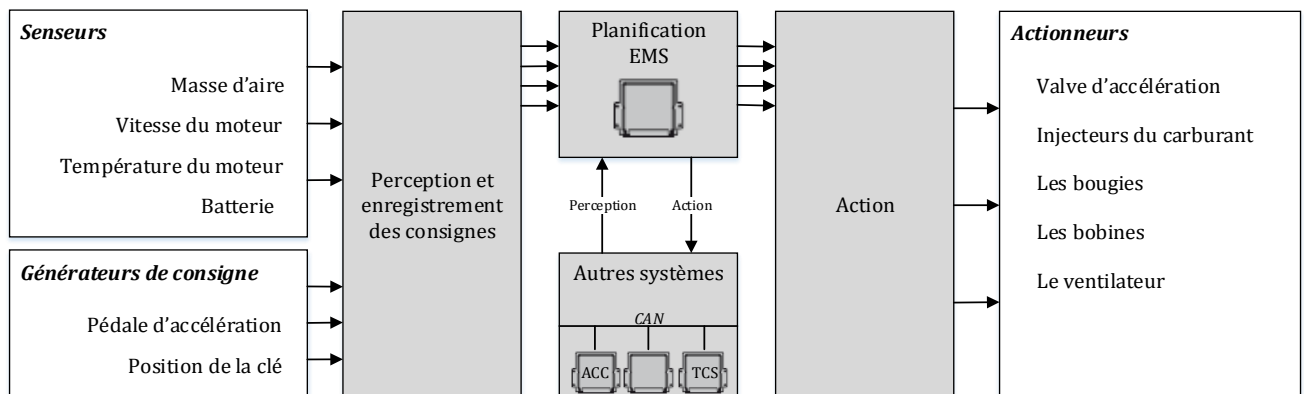


Figure II-18. Diagramme de contrôle du système EMS [15].

Table II-4. Les composants utilisés par le système EMS [15].

Les composants	Type
Le senseur de la masse d'air.	Senseur
Le senseur de la vitesse du moteur.	Senseur
Le senseur de la température du moteur	Senseur
Le voltage de la batterie	Senseur
La pédale d'accélération.	Générateur de consigne
La position de la clé.	Générateur de consigne
La valve d'accélération.	Actionneur
Les injecteurs du carburant.	Actionneur
Les bougies et les bobines	Actionneur
Le ventilateur du radiateur	Actionneur
Tableau de bord.	IHM/Générateur de consignes

Le système de gestion du moteur communique et coopère avec d'autres systèmes véhiculaires tels que le système de contrôle de traction¹⁵ (TCS) et le système électronique de stabilité¹⁶ – (ESP) [15]. De ce fait, le couple moteur est contrôlé pas seulement par les commandes de son calculateur local et les actions du conducteur, mais aussi par l'intervention des autres systèmes véhiculaires du même véhicule via le réseau véhiculaire.

À cette fin, parmi les différents utilisateurs du système de gestion du moteur (EMS), nous citons (voir [15]):

- **Le conducteur humain** : il utilise la pédale d'accélération pour contrôler l'angle d'ouverture de la valve d'accélération et permettre l'entrée de certaine masse d'air. Pendant ce temps, le système EMS manipule l'injection de carburant afin de contrôler le couple moteur en réponse à la demande du conducteur (Figure II-19).

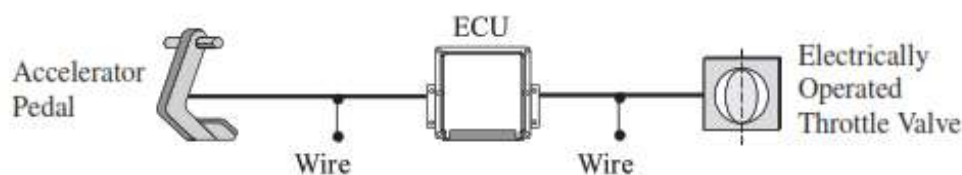


Figure II-19. Un contrôle électronique de la valve d'accélération par l'unité de contrôle du système EMS [16].

- **Le système ACC** : le ACC automatise le contrôle de vitesse par l'envoi d'une requête sous forme d'une action d'accélération au système EMS. Puis, le système EMS exécute cette requête et génère comme résultat un couple capable d'atteindre la vitesse désirée.

¹⁵ Traduction française du terme "Traction control system - TCS"

¹⁶ Traduction française du terme "Electronic stability program - ESP"

- **Le système TCS** : à travers la réduction automatique du couple moteur, le TCS intervient pour empêcher le patinage des roues pendant l'accélération. Cette tâche est accomplie par l'envoi d'une requête au système EMS via le réseau véhiculaire. À son tour, le système EMS reçoit et exécute cette requête en vue d'empêcher le patinage des roues.

À cette fin, le système EMS communique son état avec d'autres systèmes véhiculaires qui exploitent les percepts de ses senseurs (ex. température du moteur, vitesse du moteur, etc.). De plus, le système EMS permet aux autres systèmes d'utiliser ses actionneurs par l'envoi des requêtes via le réseau véhiculaire (Figure II-18).

II.3.1.3. Système de freinage antiblocage

Pendant la conduite, un conducteur peut appliquer une haute pression de freinage sur la pédale des freins, ou bien peut activer les freins sur une surface glissante. Dans de telles situations, les pneumatiques du véhicule peuvent se bloquer, ce qui augmente en conséquence la distance de freinage et minimise la stabilité du véhicule.

Le système de freinage antiblocage (*Antilock Braking System – ABS*) a été conçu pour intervenir pendant le freinage et empêcher le blocage des roues, principalement en vue d'améliorer la performance du freinage et de renforcer la stabilité du véhicule (voir [51, 52]).

Similaire au système EMS, le système de freinage antiblocage est divisé en trois sous-systèmes comme suit (Figure II-20) (voir [15]):

- *Sous-système de perception* : Le système ABS utilise ses senseurs pour percevoir l'état de chaque roue, en particulier pour calculer le taux de glissement. De plus, ce système utilise la pédale de freinage comme un générateur de consignes pour enregistrer les actions du conducteur humain lorsque ce dernier agit sur les freins.
- *Sous-système de planification* : L'unité de contrôle électronique du système ABS utilise les données perçues pour calculer le taux de glissement et définir l'état de chaque roue pendant le freinage. Puis, l'unité de contrôle génère des directives et les envoie aux actionneurs.
- *Sous-système de contrôle* : Les actionneurs sont chargés de l'exécution des directives générées par l'unité de contrôle du système ABS afin de prévenir le blocage des roues pendant le freinage.

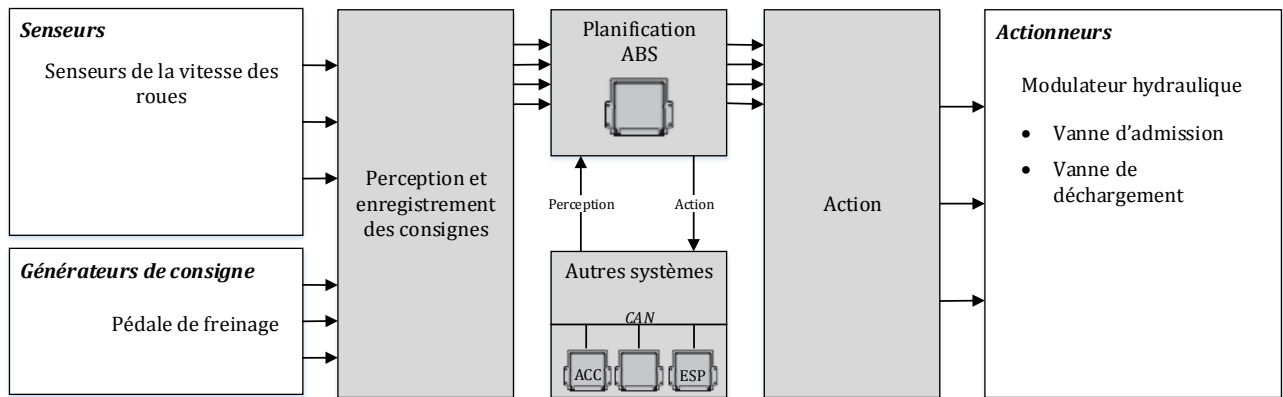


Figure II-20. Diagramme de contrôle du système ABS [15].

Table II-5. Les composants utilisés par le système de freinage antiblocage [15].

Composants	Type
Senseur de vitesse pour chaque roue	Senseur
Pédale de freinage	Générateur de consigne
Modulateur hydraulique pour chaque roue	Actionneur
Lampe du tableau de bord	Feedback

À travers le réseau véhiculaire, le système de freinage antiblocage communique et coopère avec d'autres systèmes véhiculaires pour répondre à leurs requêtes comme suit (Figure II-20) [15]:

- En réponse à une requête d'un système quelconque, le système ABS agit sur les freins et applique une pression de freinage afin d'atteindre un objectif souhaité. Par exemple, le système ACC coopère avec le système ABS pour l'évitement des collisions, et le système ESP coopère avec le système ABS pour renforcer la stabilité du véhicule.
- Le système ABS communique et partage ses percepts, notamment la vitesse de ses roues, la vitesse du véhicule et le taux de glissement, avec d'autres systèmes du même véhicule (ex. le système ACC).

II.3.1.4. Régulateur de vitesse adaptatif

Le régulateur de vitesse adaptatif (*Adaptive Cruise Control – ACC*) a été conçu pour automatiser la tâche du contrôle de vitesse, plus précisément l'actionnement sur l'accélération et le freinage tout en maintenant une vitesse sélectionnée par le conducteur humain ainsi qu'une distance de sécurité.

Le système ACC perçoit les consignes du conducteur et répond aux requêtes des autres systèmes pour agir sur la vitesse du véhicule par la coopération avec : (i) le système EMS responsable du contrôle du couple moteur et le système ABS chargé du freinage. De ce fait, le système ACC communique et coopère à la fois avec le système EMS et le système ABS pour accomplir sa tâche et automatiser le contrôle de vitesse [53].

Le régulateur de vitesse adaptatif consiste en trois tâches élémentaires comme suit (Figure II-21):

- *La perception* : ce système utilise un ensemble de senseurs pour percevoir l'état du véhicule contrôlé dans un environnement urbain (ex. la distance au leader, la vitesse relative, etc.). Ce système utilise aussi des générateurs de consignes pour enregistrer les directives du conducteur. De plus, à travers la communication via le réseau véhiculaire, le système ACC utilise également les percepts du système EMS (ex. vitesse de moteur) et du système ABS (ex. vitesse de véhicule) pour accomplir sa tâche (voir Table II-6).
- *La planification* : en utilisant les percepts des senseurs et des générateurs de consignes, l'unité de contrôle du système ACC est responsable de la prise de décision dans le but de respecter une vitesse désirée et de maintenir une conduite sans collision.
- *Le contrôle* : Afin d'accomplir sa tâche, le système ACC communique avec le système EMS et le système ABS pour utiliser leurs actionneurs et exécuter les commandes de son unité de contrôle électronique.

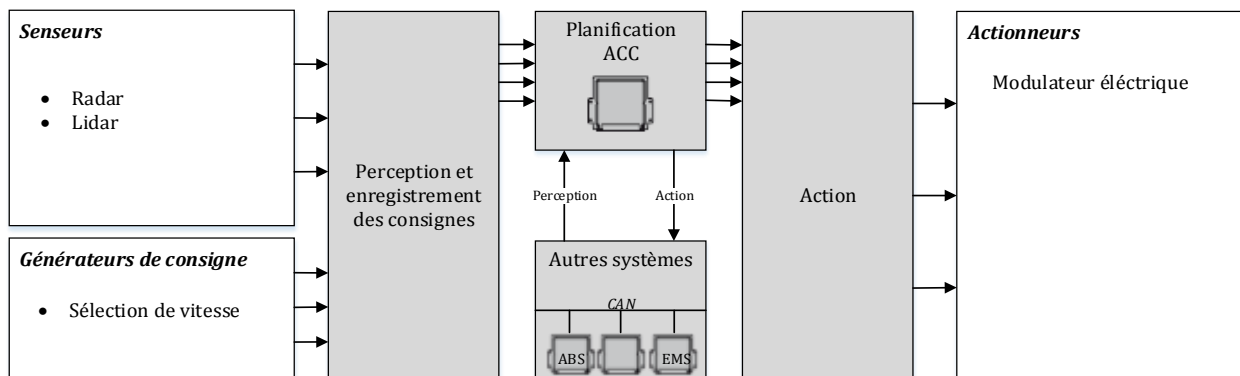


Figure II-21. Diagramme de contrôle du système ACC [15].

Table II-6. Les composants utilisés par le système ACC [15].

Composant	Type
Senseurs de la vitesse des roues	Senseur (ABS)
Senseur de la vitesse angulaire (Yaw rate)	Senseur (ESP)
Angle du volant	Senseur (LKS)
Le senseur Radar	Senseur
Sélection de la vitesse.	Générateurs de consigne
Sélection de l'intervalle.	Générateurs de consigne
La valve d'accélération.	Actionneur(EMS)
Les injecteurs du carburant.	Actionneur(EMS)
Les bougies et les bobines	Actionneur(EMS)
Le ventilateur du radiateur	Actionneur(EMS)
Modulateur hydraulique	Actionneur(ABS)
Tableau de bord (HMI)	Feedback

Par conséquent, le régulateur de vitesse adaptatif n'agit pas directement sur les actionneurs du véhicule, par contre il utilise les actionneurs du système *ABS* et du système *EMS* par l'envoi des requêtes via le réseau véhiculaire. De même, le système *ACC* utilise les senseurs des autres systèmes pour percevoir l'état du véhicule. À cette fin, le régulateur de vitesse adaptatif est dit un système distribué parce qu'il communique et coopère avec plusieurs systèmes véhiculaires en vue d'accomplir sa tâche [15].

II.3.1.5. Conclusion

Un système véhiculaire peut communiquer via le réseau véhiculaire avec d'autres systèmes véhiculaires situés au sein du même véhicule pour exploiter leurs ressources. Ceci a permis la réutilisation et le partage des ressources du véhicule entre plusieurs systèmes véhiculaires.

De plus, le système véhiculaire peut également communiquer avec d'autres systèmes des autres véhicules via un réseau VANET. Cette communication permet d'exploiter les percepts et les ressources des différents usagers de la route afin d'accomplir des tâches plus complexes (ex. compléter la perception d'un véhicule dans un environnement incertain, etc.).

II.3.2. Systèmes de conduite autonomes

II.3.2.1. Introduction

Un système de conduite autonome est un système véhiculaire capable de conduire un véhicule sans besoin de l'intervention du conducteur humain. Parce que le comportement du conducteur humain est imparfait, ce type de systèmes décharge l'humain de sa relation avec l'environnement en vue d'éliminer l'erreur humaine et de renforcer la sécurité routière.

Une conduite complètement autonome dans un environnement urbain devient de plus en plus nécessaire en raison de la croissance continue du nombre de voitures et son impact sur la sécurité routière. Au cours de la dernière décennie, de nombreuses tentatives ont été faites et plusieurs constats importants ont été franchis.

II.3.2.2. DARPA

L'automatisation de la tâche de conduite et le développement des systèmes de conduite autonomes ont constaté une attention significative et un avancement important. Ceci était dû au lancement des compétitions lancées par la *Defense Advanced Research Project Agency* (DARPA) des États-Unis, plus précisément *DARPA – the Grand Challenge* [54] et *DARPA – the Urban Challenge* [55]. Dans ces deux compétitions, de nombreux véhicules autonomes ont été développés et déployés pour accomplir un défi spécifique (ex. voir [56, 57, 58, 59]).

Dans la première version de la compétition DARPA, *DARPA – the Grand Challenge* tenue en 2005, les véhicules autonomes des participants ont été exigés de naviguer leurs chemins vers une destination prédéterminée tout en passant par plusieurs points de contrôle. L'objectif principal de cette compétition était d'atteindre la destination sans aucune collision dans un environnement statique non structuré (Figure II-22). Dans cette version, cinq véhicules ont complété la course avec succès (Table II-7)[54].



Figure II-22. Des images de Stanley participé dans la compétition *DARPA – the Grand Challenge* [60].

Table II-7. Résultats de la compétition *DARPA – the Grand Challenge* [54].

Place	Véhicule	Nom de l'Équipe	Origine de l'équipe	Durée (h:m)
1 ^{ière}	Stanley [60]	Stanford Racing Team	Stanford University, Palo Alto, California	6:54
2 ^{ième}	SandStorm [61]	Red Team	Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Pennsylvania	7:05
3 ^{ième}	H1ghlander [61]	Red Team	The Gray Insurance Company, Metairie, Louisiana	7:14
4 ^{ième}	Kat-5 [62]	Team Gray	Oshkosh Truck Corporation, Oshkosh, Wisconsin	7:30
5 ^{ième}	TerraMax [63]	Team TerraMax		12:51

Dans la deuxième version, *DARPA – the Urban Challenge* tenue en 2007, le défi était de conduire le véhicule pour atteindre une destination prédéfinie tout en prévenant la collision avec les autres usagers de la route. De plus, pour atteindre la destination désirée, chaque véhicule autonome nécessite la détection et le respect du code de la route pendant la conduite dans un environnement urbain [55]. Nous citons dans la table ci-dessous les trois premières équipes qui ont terminé le challenge avec succès.

Table II-8. Résultats de la compétition *DARPA – the Urban Challenge* [55].

Véhicule	Équipe	Origine	Durée
Boss [64]	Tartan Racing	Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Pennsylvania	4:10:20
Junior [65]	Stanford Racing	Stanford University, Palo Alto, California	4:29:28
Odin [66]	VictorTango	Virginia Tech, Blacksburg, Virginia	4:36:38

II.3.2.3. Architecture des véhicules autonomes

Plusieurs systèmes de conduite autonomes ¹⁷ ont été développés et déployés sur la base d'une architecture hiérarchique [55, 57, 64, 67]. Basé sur cette architecture, un système de conduite autonome est divisé en plusieurs sous-systèmes comme suit (Figure II-23) [55]:

- *Sous-système de perception* : Il est responsable de la perception de l'état du véhicule autonome dans son environnement. De plus, il est chargé de la construction d'une cartographie, appelée aussi un modèle d'environnement, dans laquelle il inclut :
 - La détection et la localisation des obstacles statiques,
 - La détection et le suivi des obstacles en mouvement (position, vitesse, etc.),
 - La perception de l'état et de la forme de la route,
 - La détection des panneaux de circulation et la définition du code de la route.
- *Sous-système de navigation* : En utilisant le modèle d'environnement fourni par le sous-système de perception, ce sous-système est responsable de générer une trajectoire pour atteindre la destination sélectionnée par l'opérateur humain.
- *Sous-système de planification* : Afin de définir un plan de conduite, ce sous-système utilise la trajectoire générée et la décompose en plusieurs tâches élémentaires. Ces tâches sont ensuite accomplies par l'identification de contexte et l'exécution de certains comportements tels que :
 - Le changement de lignes, le dépassement, etc.
 - Le respect du code de la route (ex. limite de vitesse).
 - La conduite non structurée (ex. stationnement dans un parking).
- *Sous-système de contrôle* : Appelé aussi un sous-système de mouvement, il est chargé de l'accomplissement des tâches élémentaires définies par le sous-système de planification.

Pour établir un contrôle autonome, le système nécessite l'utilisation d'un ensemble de senseurs (GPS, Radar, LIDAR, etc.) et d'actionneurs. Parmi plusieurs technologies d'actionnement, nous citons la technologie Drive-By-Wire utilisée pour agir directement sur des actionneurs électriques tout en abandonnant l'utilisation des actionneurs mécaniques.

¹⁷ Traduction française du terme "Autonomous Driving System – ADS"

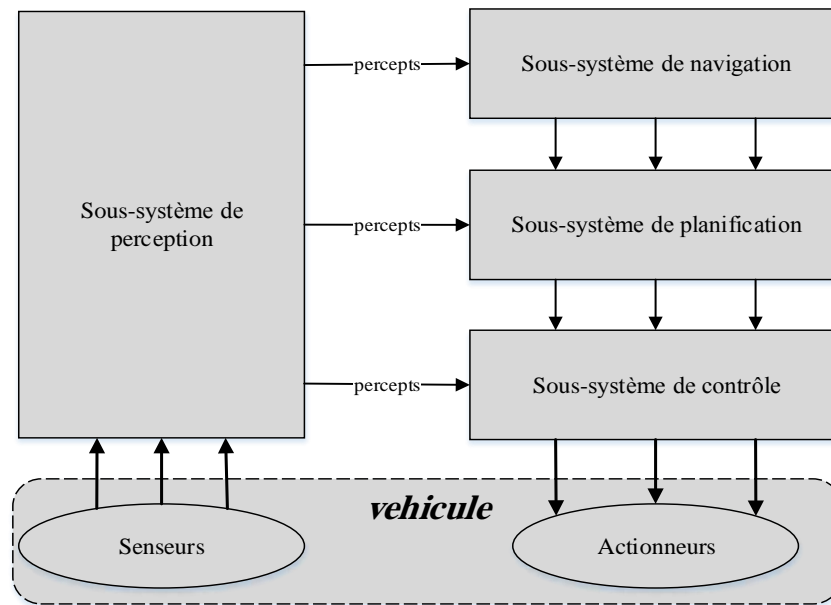


Figure II-23. Architecture d'un système de conduite autonome [55].

Wei, et al. [8] ont utilisé la technologie Drive-by-Wire pour agir sur les différents composants d'un véhicule comme suit:

- *Freinage* : utilisé un moteur électrique pour activer les freins,
- *Accélération (throttle)* : utilisé la technologie Throttle-by-Wire,
- *Contrôle du volant* : utilisé un moteur électrique pour tourner le volant,
- *Autres contrôleurs* : utilisé la commande électronique des feux, des clignotants, etc.

Dans [68], les auteurs ont proposé une architecture distribuée permettant au système ADS d'accomplir sa tâche à l'aide de la communication et de la coopération avec le système ACC et le système LKS. À travers le réseau véhiculaire, cette communication permet au système ADS de réutiliser les ressources et de bénéficier des capacités du système ACC et du système LKS (Figure II-24).

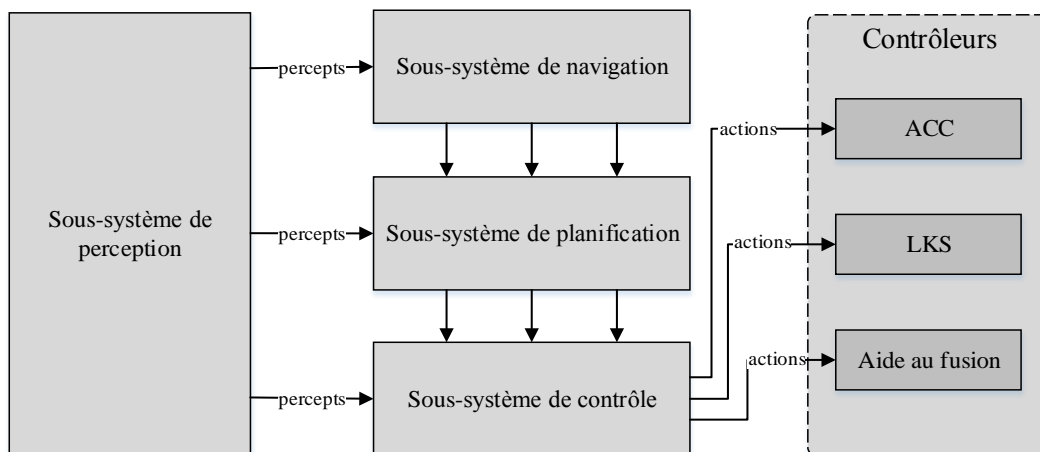


Figure II-24. Une architecture distribuée d'un système de conduite autonome [68].

II.3.2.4. Défis des systèmes de conduite autonomes

Compte tenu de l'avancement réalisé au cours de ces quinze dernières années, le développement et le déploiement des véhicules autonomes font encore face à de nombreux défis. Ces défis sont celles relatives à la nature de l'environnement [6, 8, 69], et d'autres sont relatives à la confiance de l'humain dans la capacité des véhicules autonomes à maintenir une conduite sûre [70, 71].

Dans ce qui suit, nous nous concentrons sur les défis imposés par la nature de l'environnement autour du véhicule, plus précisément un environnement considéré comme partiellement observable et stochastique.

La tâche de perception et la tâche de contrôle sont deux tâches principales de la tâche de conduite. Un système de conduite autonome doit automatiser ces deux tâches pour percevoir son état et pour agir dans un environnement urbain afin de maintenir une conduite autonome sans collision.

Dans la tâche de perception, le système ADS utilise un ensemble de senseurs pour percevoir son état (ex. sa vitesse, sa position, etc.) et construire un modèle virtuel de l'environnement autour de lui (ex. obstacles, panneaux de signalisation, voies, etc.). Cependant, en raison des limitations des senseurs et de l'obstruction de leurs signaux, la perception du véhicule autonome est imprécise et bruitée. De ce fait, le système ADS devient incertain de l'état exact de son véhicule dans un environnement considéré comme partiellement observable et, par conséquent, il doit estimer son état [6, 7, 8, 9].

Une estimation précise de l'état du véhicule autonome est essentielle pour maintenir une conduite sûre et efficace. D'un autre côté, une estimation imprécise peut faire sortir le véhicule de son circuit, ou peut produire un modèle virtuel qui ne reflète pas l'état réel de l'environnement urbain, ce qui entraîne des mauvaises décisions et peut notamment causer des collisions [60].

De nombreuses approches ont été proposées pour réduire l'incertitude dans la tâche de perception. De ce fait, les données des senseurs sont encore bruitées et l'accès à l'état de l'environnement est toujours obstrué, et par conséquent la perception du véhicule est considérée comme incomplète.

De plus, dans un environnement urbain où plusieurs véhicules coexistent, le véhicule autonome est incapable d'anticiper les actions des autres véhicules parce que ces derniers se comportent de manière stochastique. De ce fait, la conduite autonome est aussi limitée par l'incertitude sur la façon dont le monde évolue avec le temps [9].

Dans la tâche de contrôle, un véhicule utilise un ensemble d'actionneurs pour agir sur l'accélérateur, les freins et le volant dans le but de maintenir une conduite sans collision et de rester sur une trajectoire prédéfinie. Cependant, l'état de la route et le glissement des pneumatiques affectent la précision des

actions du véhicule. En fait, comme le glissement des pneumatiques augmente, la friction entre les pneus et la route diminue, ce qui entraîne une perte dans la capacité du véhicule à freiner, à accélérer et à changer sa direction [4, 12].

De plus, à cause du patinage et du blocage des pneumatiques, les actions du véhicule, notamment l'accélération et le freinage, deviennent inexactes et stochastiques. De ce fait, les résultats des actions du véhicule sont parfois inconnus et imprévisibles, et par conséquent le véhicule autonome devient incertain des effets exacts de ses actions dans un environnement considéré comme stochastique [10, 11, 72].

À cette fin, comme il est essentiel de tenir compte de l'imprécision de la perception du véhicule autonome, il est aussi essentiel de tenir compte de l'imprécision des actions afin d'atteindre une conduite autonome sûre et efficace.

Lors du développement des systèmes du contrôle de la vitesse, le glissement des pneumatiques et l'imprécision des actions sont souvent ignorés. Cette hypothèse réduit la complexité du système, mais elle peut entraîner un comportement sous optimal et peut également causer des collisions. Pour cette raison, il est crucial de tenir compte l'imprécision des actions du véhicule afin d'établir une conduite automatique sans collision [4].

Comme exemple, pour contrôler la vitesse du véhicule autonome Stanley, son contrôleur de vitesse génère un ensemble de commandes d'accélération et de freinage en vue d'atteindre une vitesse désirée. Cette vitesse désirée est le minimum de trois vitesses recommandées par trois modules différents comme suit [60] :

- Le générateur de trajectoire définit la vitesse du véhicule en fonction de la limite de vitesse autorisée sur sa trajectoire et aussi en fonction de l'écart qui le sépare des autres véhicules,
- Le moniteur de l'état du véhicule minimise la vitesse maximale du véhicule en réponse aux certaines conditions préprogrammées, telles que les coupures du signal GPS et les défaillances critiques des senseurs,
- Le définisseur de vitesse définit une vitesse appropriée en fonction de la pente et de la rugosité du terrain.

Le contrôleur de vitesse du véhicule autonome Stanley envoie les commandes générées aux actionneurs concernés par leurs exécutions afin de respecter la vitesse désirée. Cependant, ce contrôleur de vitesse définit la vitesse désirée tout en ignorant l'imprécision des actions, le glissement des pneumatiques, le blocage des freins et le patinage des pneumatiques du véhicule autonome, ce qui peut produire un comportement sous-optimal et peut entraîner des collisions.

II.3.2.5. Conclusion

Malgré de nombreuses tentatives faites pour percevoir l'état du véhicule autonome dans un environnement partiellement observable, la tâche de perception reste encore imprécise et bruitée. De plus, certains systèmes et de nombreux modèles ont choisi d'ignorer l'imprécision des actions pour contrôler le véhicule dans un environnement considéré comme déterministe.

À cette fin, dans un environnement considéré comme partiellement observable et stochastique, la perception du véhicule autonome est imprécise et son contrôle est inexact. Pour ces raisons, l'automatisation de la tâche de conduite est encore incomplète.

II.3.3. Modélisation et simulation

Un modèle, étant le résultat d'un processus de modélisation, est une représentation simplifiée et abstraite d'un système de référence. Un modèle est utilisé pour bien examiner et comprendre le comportement du système modélisé dans ses différents états, plus particulièrement à travers des expérimentations effectuées dans un environnement bien contrôlé et isolé appelé un simulateur.

II.3.3.1. Introduction

La modélisation sert à construire un modèle abstrait représentant une partie de la réalité. De ce fait, le modèle obtenu doit décrire le rôle de chaque composant ainsi que sa relation avec les autres éléments du système ciblé. De plus, ce modèle est utilisé dans des simulations pour le développement, l'analyse et l'optimisation du système ciblé sans besoin d'expérimenter dans le monde réel [73].

Plusieurs approches de modélisation ont été proposées pour conceptualiser, modéliser et simuler les défis rencontrés par la communauté des chercheurs. Parmi ces approches nous citons :

- **La modélisation à base de règles**¹⁸ : un modèle à base de règles utilise un ensemble de règles du type *If-Then* pour décrire le comportement d'un système quelconque dans ses différents états. Cette approche est adoptée dans le cas où le comportement du système ciblé est assez simple et représentable par des règles simples *If-Then* [74].
- **La modélisation à base d'équations**¹⁹ : un modèle à base d'équations consiste en un ensemble d'équations chargées de décrire le fonctionnement du système ciblé dans ses différents états. En fait, le comportement du système obtenu s'émerge par l'évaluation des équations utilisées pour construire le modèle [75].

¹⁸ Traduction française du terme "Rule-based modeling"

¹⁹ Traduction française du terme "Equation-based modeling"

- **La modélisation à base d'agents**²⁰ : un modèle à base d'agents se compose d'un ensemble d'entités autonomes appelées agents. Chaque agent assume un ou plusieurs rôles et communique avec d'autres agents afin d'atteindre un objectif commun [75, 76].

En utilisant un modèle donné, la simulation décrit comment le système ciblé se comporte et s'évolue avec le temps en réponse aux différents paramètres de simulation. Ceci nous permet de simuler, d'examiner, de comprendre et d'améliorer le comportement et la performance de nos systèmes. Dans ce qui suit, nous décrivons comment la tâche de conduite est modélisée et simulée dans la littérature.

II.3.3.2. Modélisation de la tâche de conduite

La conception et le développement des systèmes véhiculaires nécessitent non seulement la maîtrise de fonctionnement des différents composants d'un véhicule automobile, mais aussi une connaissance de la relation entre ces composants qui communiquent et coopèrent via un réseau véhiculaire pour atteindre un objectif commun. En fait, la modélisation est une étape essentielle dans laquelle nous définissons les rôles des différents éléments ainsi que leurs relations pour produire un fonctionnement correct et efficace.

De nombreux systèmes de conduite autonomes ont été modélisés et implémentés à base d'une architecture parallèle, dite aussi hiérarchique. Le contrôle autonome dans de tels systèmes est établi à travers la coopération (i) du système ACC chargé de contrôler la vitesse, et (ii) du système LKS responsable d'effectuer certaines manœuvres telles que les dépassements et les changements de voies [68].

De ce fait, la tâche de conduite est divisée en deux tâches élémentaires ; le contrôle longitudinal et le contrôle latéral. Le contrôle longitudinal se charge du contrôle de vitesse en incluant également l'évitement des collisions et le suivi de véhicules, en particulier à travers l'accélération et le freinage. Au fait, le contrôle latéral est responsable de diriger le véhicule pour suivre une trajectoire désirée par l'actionnement sur le volant [77, 78].

De plus, dans les simulateurs de trafic urbain utilisés notamment pour le développement et le test des systèmes véhiculaires, la tâche de conduite est modélisée par deux modèles comme suit (voir [1]):

- **Un modèle de changement de voies**²¹ : il modélise la tâche du contrôle latéral et se charge de contrôler la trajectoire du véhicule pour effectuer certaines manœuvres telles que les changements de lignes et les dépassements [79].

²⁰ Traduction française du terme "Agent-based modeling"

²¹ Traduction française du terme "Lane-changing model - LCM"

- **Un modèle de suivi de véhicules²²** : ce modèle est chargé de contrôler la vitesse et d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement urbain. Plusieurs modèles de suivi de véhicules ont été proposés dans la littérature (ex. Krauß [80], Kerner [81], IDM [82], Wiedemann [83]).

À cet effet, la modélisation de la tâche de conduite a abouti à un système à deux tâches élémentaires ; (i) le contrôle longitudinal modélisé par un modèle de suivi de véhicules, et (ii) le contrôle latéral modélisé par un modèle de changement de voies. Nous implémentons ces deux modèles dans le monde réel pour établir un contrôle autonome, soit dans un simulateur de trafic urbain pour imiter le comportement du conducteur humain et automatiser la tâche de conduite dans un environnement virtuel.

II.3.3.3. Simulateurs de trafic urbain

Le développement et les tests de certains systèmes dans le monde réel nécessitent un travail intensif, ils sont coûteux et peuvent compromettre la sécurité routière. D'un autre côté, la simulation présente une alternative utile adoptée grâce à plusieurs avantages, notamment possède un coût légèrement moins cher et permet de minimiser les risques ainsi que le temps de développement et d'expérimentations.

De ce fait, avant de passer à la mise en œuvre, plusieurs systèmes véhiculaires ont été proposés, testés et déployés grâce à la simulation dans des simulateurs de trafic urbain (ex. les systèmes de conduite autonomes [78, 84], les systèmes de transport intelligents [85], le contrôle d'un peloton de véhicules [86, 87], le contrôle du trafic routier [88, 89], les réseaux ad hoc de véhicules [90, 91], etc.).

Un simulateur de trafic urbain, appelé aussi un générateur de mobilité de véhicules, est un simulateur chargé de générer et de contrôler un flux de véhicules dans un environnement structuré suivant le code de la route. Au fait, dans un simulateur de trafic urbain, le comportement de chaque véhicule est modélisé par un modèle de suivi de véhicules et un modèle de changement de voies, ce qui doit produire un contrôle automatique similaire au comportement du conducteur humain.

Par conséquent, la simulation de trafic urbain permet le développement et les tests des différents systèmes dans un environnement virtuel isolé et bien contrôlé. La simulation permet aussi aux chercheurs de développer et de valider leurs propres modèles modélisant une tâche quelconque de la tâche de conduite (ex. contrôle longitudinal, contrôle latéral, consommation du carburant, modèles des émissions, etc.).

²² Traduction française du terme "Car-following model – CFM"

II.3.3.4. Types de simulations du trafic urbain

Le contrôle des différents véhicules qui résident dans l'environnement de simulation est assuré par le simulateur lui-même, et pour cette raison le simulateur est appelé un générateur de mobilité de véhicules. Pourtant, selon l'aspect de la modélisation et de la simulation de la tâche de conduite, on distingue trois types de simulations comme suit (voir [92, 93, 94, 95]) :

- *Une simulation microscopique* : En réponse au trafic environnant, ici le comportement de chaque véhicule est contrôlé individuellement par deux modèles, un modèle de suivi de véhicules et un modèle de changement de voies.
- *Une simulation macroscopique* : Ce type de simulateur décrit le comportement de tous les véhicules (le flux de trafic) d'un seul coup en utilisant certaines propriétés liées à la théorie des fluides (ex. densité, débit, etc.).
- *Une simulation mésoscopique* : En combinant la simulation macroscopique et la simulation microscopique, cette simulation s'intéresse à la modélisation et le contrôle d'un groupe de véhicules qui partagent certaines caractéristiques (ex. classe, vitesse de pointe, accélération, poids, position, etc.).

II.3.3.5. Caractéristiques de la simulation du trafic urbain

Dans une simulation, l'état d'un véhicule est représenté par un ensemble d'attributs qui décrivent comment ce véhicule s'évolue avec le temps dans un environnement de simulation. Par conséquent, à un instant donné, une simulation se caractérise par trois propriétés principales incluant (voir [96]) :

- **État du système** : Un véhicule est représenté par un ensemble d'attributs qui représentent son état à un instant donné de la simulation. En fait, l'état du véhicule inclut : la vitesse, la position, la consommation de carburant, etc.
- **Espace de l'environnement** : Il représente l'environnement autour d'un véhicule (ex. le nombre de lignes, la limite de vitesse, les obstacles, les autres véhicules, les piétons, etc.).
- **Le temps** : Il définit comment une variable ou un attribut change avec le temps. Dans une simulation à temps discret, une variable change une seule fois entre deux étapes successives, sinon on dit que la simulation est une simulation à temps continu.

De ce fait, l'état d'un véhicule dans un simulateur de trafic urbain consiste en de nombreux attributs, y compris les actions et les percepts du véhicule. De plus, selon le type de la simulation étant une simulation à temps discret ou bien une simulation à temps continue, chacun de ces attributs peut avoir soit une valeur continue soit une valeur discrète. En fait, le choix du type de la simulation dépend des exigences du système modélisé et des besoins du modèle recherché.

II.3.4. Conclusion

Pendant la simulation microscopique, le contrôle automatique d'un véhicule se base sur un modèle de suivi de véhicules qui se charge du contrôle longitudinal, et un modèle de changement de voies responsable du contrôle latéral. La simulation microscopique de trafic urbain a été largement utilisée pour le développement et la validation de plusieurs systèmes, incluant les systèmes de conduite autonomes, les systèmes de transport intelligents, le contrôle du peloton de véhicules, le contrôle du trafic routier et les réseaux ad hoc de véhicules.

Par conséquent, une modélisation précise de la tâche de conduite, en particulier le contrôle longitudinal et le contrôle latéral, est essentielle pour atteindre une conduite fiable et sans collision, et aussi cruciale pour produire un environnement de simulation efficace pour le développement et l'expérimentation de nouveaux systèmes véhiculaires.

II.4. Le contrôle longitudinal et les modèles de suivi de véhicules

II.4.1. Introduction

Le volume du trafic routier au cours des dernières années a rapidement dépassé les capacités des autoroutes, ce qui a entraîné de nombreux enjeux environnementaux et a significativement affecté la sécurité routière. De ce fait, il devient de plus en plus nécessaire de comprendre la dynamique du trafic urbain afin de renforcer la sécurité routière et de minimiser les effets de la croissance du nombre de véhicules, et là où la modélisation et la simulation de la tâche interviennent.

Le contrôle longitudinal est une tâche élémentaire chargée de contrôler la vitesse d'un véhicule et d'effectuer certaines manœuvres telles que le suivi de véhicules et l'évitement de collisions. Plusieurs modèles de suivi de véhicules ont été proposés dans la littérature et certains sont implémentés dans des simulateurs du trafic urbain dans le but de modéliser et de simuler le contrôle longitudinal.

Dans ce qui suit, nous présentons quelques modèles proposés dans la littérature et nous décrivons également le comportement des modèles les plus utilisés tout en soulignant leurs principales caractéristiques.

II.4.2. Les modèles de suivi de véhicules

L'objectif derrière la modélisation microscopique du flux de trafic urbain est d'établir une description mathématique du comportement de conducteur humain en fonction de l'état de son véhicule et de produire ensuite un environnement de simulation sans collision. Pour cela, deux processus doivent être considérés ; le contrôle longitudinal modélisé par un modèle de suivi de véhicules, et le contrôle latéral modélisé par un modèle de changement de voies.

Suivant le processus du contrôle longitudinal, le contrôle de vitesse d'un véhicule à un instant donné est effectué seulement si la vitesse actuelle est différente d'une vitesse désirée v_{des} . Cette vitesse désirée est définie en fonction de nombreux attributs tels que l'état de trafic routier et le code de la route. De plus, la modélisation du contrôle longitudinal et la définition de la vitesse désirée v_{des} doivent produire un modèle de suivi de véhicules capable d'établir un contrôle longitudinal sans collision [80].

Basés sur les propriétés du trafic routier, plusieurs modèles de suivi de véhicules ont été proposés pour définir la vitesse désirée et établir un contrôle longitudinal sans collision. D'un autre côté, d'autres modèles se basent sur la modélisation du comportement de conducteur humain, notamment l'imperfection du processus de la perception et de la prise de décision. Dans ce qui suit, nous présentons quelques modèles de suivi de véhicules proposés dans la littérature.

II.4.2.1. La modélisation basée sur les propriétés du trafic routier

Fondamentalement, dans certains modèles classiques du suivi de véhicules, la modélisation du contrôle longitudinal est basée seulement sur les propriétés du trafic. D'un autre côté, d'autres modèles décrivent le comportement de contrôle longitudinal et contrôlent la vitesse d'un véhicule pour respecter une certaine vitesse optimale. De ce fait, les modèles classiques du suivi de véhicules sont divisés en deux classes ; les modèles de *suivez-le-leader* et les modèles de vitesse optimale (voir [80, 97]).

Le premier type de modèles de suivi de véhicules, appelé le modèle de *suivez-le-leader*, est basé sur l'hypothèse que le mouvement d'un véhicule i est régi seulement par le mouvement de son véhicule précédent $i + 1$. En se basant sur ce type de modèles, en particulier dans un état stable de la simulation, les vitesses de tous les véhicules devraient être identiques sinon les véhicules vont entrer en collision (voir [80, 97]).

Selon Pipes [97], un véhicule i applique une accélération définie par l'Eq.II-1 à un instant t pour atteindre une vitesse désirée v_{des} identique à v_{i+1} la vitesse de son prédécesseur. De plus, il convient de noter que l'espacement entre les deux véhicules devrait augmenter linéairement avec la vitesse afin de maintenir une conduite sans collision.

$$\frac{dv_i(t)}{dt} = \frac{v_{i+1}(t) - v_i(t)}{\tau} \quad \text{II-1}$$

pour:

$\frac{dv_i(t)}{dt}$: l'accélération appliquée par le véhicule i à un instant t pour correspondre à la vitesse du véhicule précédent $i + 1$ à $t + 1sec$.

$v_i(t)$: la vitesse actuelle du véhicule i .

$v_{i+1}(t)$: la vitesse actuelle du véhicule de tête $i + 1$.

τ : une échelle de temps utilisé pour déstabiliser l'état de système.

À base de l'Eq.II-1, plusieurs modèles de suivi de véhicules ont été proposés pour établir un contrôle longitudinal sans collision. Par conséquent, de tels modèles considèrent que v_i la vitesse du véhicule contrôlé à $t + 1$ seconde sera identique à v_{i+1} la vitesse du véhicule de tête (ex. voir [98, 99, 100, 101, 102, 103, 104]).

En cas de l'absence du véhicule de tête $i + 1$, l'état du véhicule de tête devient inconnue (la vitesse du leader et l'écart qui sépare les deux véhicules) et, par conséquent, un modèle de *suivez-le-leader* devient incapable de décrire le comportement de son véhicule i [105]. De ce fait, l'utilisation d'une autre approche est nécessaire pour décrire correctement le comportement d'un véhicule dans n'importe quel état.

Au lieu d'attribuer la vitesse du véhicule de tête $i + 1$ à la vitesse du véhicule contrôlé i , une approche alternative a été proposée pour implémenter un modèle de vitesse optimale. Ce type de modèles définit et adopte une certaine vitesse désirée, aussi appelée une vitesse optimale, afin d'atteindre et de maintenir un contrôle longitudinal sans collision même dans l'absence du leader.

Les modèles de vitesse optimale proposés dans la littérature implémentent différentes règles pour définir la vitesse désirée et produire non seulement un contrôle fiable et sans collision, mais aussi un comportement réaliste similaire à celui du conducteur humain (ex. voir [80, 81, 82, 106, 107, 108]). Nous décrivons en détail dans la sous-section II.4.3 le comportement, les principales caractéristiques et les inconvénients de certains de ces modèles.

II.4.2.2. La modélisation basée sur le comportement de conducteur humain

Une modélisation précise et correcte du contrôle longitudinal est cruciale pour produire un simulateur fiable permettant non seulement de développer et de tester des nouveaux systèmes, mais aussi de comprendre la dynamique de trafic routier. De plus, la prise en considération des facteurs humains pendant la modélisation est essentielle pour obtenir une description plus réaliste du comportement de suivi de véhicules, en particulier dans des situations complexes (voir [109]).

Les modèles discutés dans la sous-section II.4.2.1 ci-dessus sont basés sur des règles simples conçues pour décrire la manière dont un conducteur se comporte dans le trafic urbain. En fait, de telles règles ont été proposées et implémentées pour établir un contrôle longitudinal optimal plutôt que de produire un comportement réaliste similaire à celui du conducteur humain (voir [80, 105]). De ce fait, ces modèles ignorent de nombreux aspects de processus de la perception et de la prise de décision du conducteur humain, ce qui entraîne un comportement irréaliste et, par conséquent, produit des simulations microscopiques irréalistes.

L'*erreur humaine* est un terme général utilisé de manière plutôt vague pour décrire presque tous les actes dangereux qui causent des accidents. Stanton and Salmon [110] ont divisé ces erreurs en cinq groupes : les erreurs d'actionnement, les erreurs cognitives relatives à la prise de décision, les erreurs d'observation et de perception, les erreurs dans la perception et finalement les violations.

À un instant donné, le conducteur humain n'agit pas de manière déterministe et, surtout, possède un comportement imparfait et susceptible aux erreurs (ex. le temps de réactions, des erreurs d'estimation, une conduite imparfaite, l'agressivité, la propension à prendre des risques, etc.). De nombreuses études ont été menées à l'appui de cette affirmation, et certains ont modélisé le comportement et l'imperfection de l'humain par un modèle stochastique du suivi de véhicules (ex. voir [2, 80, 83, 109, 111, 112, 113, 114]).

Les modèles classiques du suivi de véhicules assument que le conducteur peut percevoir et réagir même à des petits changements dans l'état de l'environnement. Pour modéliser et simuler l'imperfection dans la perception du conducteur humain, Wiedemann [83] a introduit le terme du « seuil perceptuel » et a défini une valeur minimale du stimulus qu'un conducteur peut percevoir et auquel il réagira.

Basé sur le concept du seuil perceptuel, plus la distance au véhicule de tête diminue plus le modèle de *Wiedemann* augmente l'attention et la conscience du conducteur (véhicule) par la minimisation du temps de réaction. Par contre, plus l'espacement augmente plus ce modèle augmente le temps de réaction et, par conséquent, donne au conducteur plus de liberté pour réagir et agir sur la vitesse de son véhicule [83].

Le modèle original de *Wiedemann* a été largement utilisé dans la littérature et, le plus important, il a été implémenté et utilisé dans SUMO, un simulateur microscopique de trafic urbain [1], permettant le développement et la simulation de nombreux systèmes proposés dans la littérature. De plus, une version modifiée du modèle de *Wiedemann* a été implémentée et utilisée dans VISSIM, un simulateur de trafic urbain [115].

Krauß [80] a proposé un modèle déterministe du suivi de véhicules (voir Eq.II-4). Ce modèle est basé sur une vitesse de sécurité v_{safe} permettant au véhicule de s'adapter au freinage de son leader et de maintenir un contrôle longitudinal sans collision. Et pour aller plus loin, Krauß [80] a proposé de multiplier l'accélération du véhicule par un nombre aléatoire e afin de modéliser l'imperfection du conducteur pendant le contrôle de vitesse (voir Eq.II-2).

$$v_{des}(t + \Delta t) = \max\{0, rand[v_{des} - ea, v_{des}]\} \quad \text{II-2}$$

pour:

$v_{des}(t + \Delta t)$: la vitesse désirée définie tout en tenant compte de l'imperfection du conducteur humain.

$e \in [0, 1]$: la capacité (ou bien le désir) du conducteur à atteindre et maintenir (ou bien à respecter) la vitesse désirée v_{des} .

a : l'accélération maximale du véhicule.

v_{des} : une vitesse désirée (voir Eq.II-3).

De ce fait, similaire au comportement du conducteur humain, le modèle proposé par Krauß [80] a montré un comportement stochastique et imparfait avec des réactions intelligentes et réalistes. De plus, ce modèle fournit un contrôle longitudinal réaliste et sans collision.

Dans [2], les auteurs ont proposé un modèle qui simule le comportement imparfait du conducteur humain, ce qui permet de générer un contrôle longitudinal sans erreurs ou bien avec erreurs. Ce modèle modélise trois comportements, en particulier les limitations de la perception humaine, la distraction et le retard de réaction. Ce modèle est proposé notamment pour produire un environnement de simulation réaliste tout en incluant les collisions, ce qui permet l'expérimentation et la validation des systèmes d'aide à la conduite.

À cette fin, au cours de ces dernières décennies, il y a eu un développement considérable dans la modélisation du comportement de suivi de véhicules suite à la recherche entreprise à la fois par les ingénieurs et par les psychologues de trafic routier. Les ingénieurs de trafic routier cherchent à comprendre le comportement du flux de trafic par un modèle déterministe basé sur les propriétés de la circulation. D'un autre côté, les psychologues visent la description et la modélisation des capacités du conducteur humain ainsi que les erreurs impliquées dans la tâche de conduite.

Dans ce qui suit, nous décrivons en détail le comportement des modèles les plus utilisés dans la littérature tout en soulignant leurs principales caractéristiques et, la chose plus importante, l'un de leurs principaux inconvénients.

II.4.3. La modélisation du contrôle longitudinal

En se basant principalement sur les propriétés de trafic routier, de nombreux modèles de suivi de véhicules ont été proposés et, surtout, certains sont implémentés dans plusieurs simulateurs (ex. SUMO, VISSIM, etc.). Parmi ces modèles nous citons les modèles de : Krauß [80], Kerner [81], IDM [82] et Wiedemann [83]. Ces modèles ont fourni un contrôle longitudinal sans collision et, par conséquent, ont permis le développement et la simulation de plusieurs systèmes dans différents simulateurs de trafic urbain.

Krauß [80] ont proposé un modèle de suivi de véhicules dans lequel la vitesse finale d'un véhicule est définie par deux règles : (i) la vitesse à un instant donné est limitée par une vitesse maximale ($v \leq v_{max}$), (ii) dans un environnement urbain où plusieurs véhicules coexistent, le véhicule respecte et maintient toujours une vitesse de sécurité ($v \leq v_{safe}$) qui doit établir un contrôle longitudinal sans collision.

Le modèle de Krauß a été proposé pour atteindre une vitesse finale v à un instant $t + \Delta t$ où v est le minimum de : (i) une vitesse maximale que le véhicule peut atteindre et ne peut pas dépasser après l'application d'une accélération a , et (ii) une vitesse de sécurité v_{safe} qui permet au véhicule de s'arrêter en cas d'urgence par l'application d'une décélération maximale b (voir Eq.II-4). Ce modèle est décrit dans [116, 117].

$$v_{safe}(t) = v_l(t) + \frac{g(t) - v_l(t)t_r}{\frac{v_l(t) + v_f(t)}{2b} + t_r} \quad \text{II-3}$$

$$v(t + \Delta t) = \min\{v_{safe}(t), v(t) + a\Delta t, v_{max}\} \quad \text{II-4}$$

où :

$v(t + \Delta t)$: la vitesse de véhicule à $t + \Delta t$.

$v(t) = v_f(t)$: la vitesse du véhicule à t ,

v_{safe} : une vitesse de sécurité,

v_{max} : la vitesse maximale du véhicule,

$a > 0$: l'accélération maximale qu'un véhicule peut appliquer,

$b > 0$: l'décélération maximale,

t_r : le temps de réaction du conducteur humain.

$v_l(t)$: la vitesse de leader (le véhicule de tête).

$g(t)$: la distance qui sépare le véhicule contrôlé et le leader.

De plus, il convient de noter que les accélérations positives et négatives du modèle de Krauß sont limités dans $-b \leq \frac{dv}{dt} \leq a$.

Le modèle de Krauß réussit toujours à atteindre l'état souhaité à $t + 1$ dû au fait que ce modèle applique directement la vitesse v_{des} sur la vitesse du véhicule contrôlé (voir [1, 80, 107]). De ce fait, Krauß [80] considère que les actions du véhicule, notamment l'accélération maximale a et la décélération maximale b , sont des actions déterministes et précises.

Treiber, et al. [82] ont proposé un modèle à base d'équations, appelé *Intelligent Driver Model* (IDM), qui fournit un contrôle longitudinal sans collision en utilisant une fonction d'accélération continue et déterministe. Pour modéliser la tâche du suivi de véhicules et accomplir sa tâche, le modèle de *IDM* résout l'Eq.II-5 et utilise comme entrée certains paramètres tels que la vitesse de véhicule et la distance au leader.

$$\frac{dv}{dt} = a \left[1 - \left(\frac{v}{v_0}\right)^\delta - \left(\frac{s^*(v, \Delta v)}{s}\right)^2 \right] \quad \text{II-5}$$

$$s^*(v, \Delta v) = s_0 + \max\left\{0, vT + \frac{v\Delta v}{2\sqrt{ab}}\right\} \quad \text{II-6}$$

où :

v : la vitesse du véhicule contrôlé.

v_0 : la vitesse maximale du véhicule.

Δv : la vitesse relative qui représente la différence entre la vitesse du véhicule contrôlé et la vitesse du prédécesseur (le leader).

s : la distance qui sépare le véhicule contrôlé et le leader.

s^* : l'écart minimum recherché ($s \geq s^*$) (ex. 2 m).

a : l'accélération maximale du véhicule (ex. $a \in [1,2] m/s^2$).

b : la décélération maximale du véhicule (ex. $b \in [1,4] m/s^2$).

Le modèle de *IDM* applique une action $a = a \left[1 - \left(\frac{v}{v_0} \right)^\delta \right]$ sur la vitesse d'un véhicule pour accélérer, par contre il peut appliquer une décélération $b = -a * (s^*/s)^2$ pour freiner et empêcher toute collision imminente. De plus, ce modèle considère que ses actions, en particulier l'accélération et la décélération, sont déterministes et capables d'atteindre la vitesse désirée avec précision [82, 118].

Kerner, et al. [81] ont proposé et utilisé un modèle pour développer et tester un système de communication inter-véhicules. Le modèle proposé est un modèle à base d'équations permettant de décrire le comportement de contrôle longitudinal d'un véhicule (voir Eq.II-7). Similaire au modèle de Krauß, le modèle de Kerner agit directement sur la vitesse du véhicule pour correspondre à une vitesse désirée v_{t+1} , et donc il agit pour contrôler la vitesse tout en considérant que ses actions vont atteindre des résultats déterministes et précis.

$$\begin{aligned}
 \Delta_t &= \max\{-b_t \tau, \min\{a_n \tau, v_{l,t} - v_n\}\} \\
 v_{c,t} &= \begin{cases} v_t + \Delta_t & \text{si } g_t \leq G_n \\ v_t + a_n \tau & \text{si } g_t > G_n \end{cases} \\
 \hat{v}_{t+1} &= \max\{0, \min\{v_{free}, v_{s,t}, v_{c,t}\}\} \\
 v_{s,t} &= \min\{v_{safe}, g_n/\tau + v_l\} \\
 v_{t+1} &= \max\{0, \min\{v_{free}, \hat{v}_{t+1} + \xi_t, v_t + a\tau, v_{s,t}\}\}
 \end{aligned} \tag{II-7}$$

où v_{t+1} est la vitesse du véhicule à $t + 1$, v_t est la vitesse à t , v_{free} est la vitesse maximale que le véhicule peut atteindre à l'étape suivante $t + \tau$, t correspond à un temps discret $t=0,1,2\dots$ et τ est un pas de temps, $v_{s,t}$ est la vitesse de sécurité définie à un instant t en utilisant Eq.II-3.

Zhao and Gao [119] ont proposé un modèle de suivi de véhicules, appelé *full velocity and acceleration difference model* (FVADM), qui décrit et modélise le comportement d'un conducteur pour prévenir les collisions pendant le freinage d'urgence. De plus, similaire aux modèles de Krauß et au modèle de Kerner, le modèle FVADM agit directement sur la vitesse de véhicule pour correspondre à une vitesse désirée. Par conséquent, ce modèle est conçu pour agir dans un environnement où les actions de contrôle sont considérées comme déterministes et précises.

Tang, et al. [120] ont proposé un modèle de suivi de véhicules pour examiner l'effet des communications inter-véhicules sur le traitement des situations d'urgence. Bien que le modèle proposé décrit le comportement du véhicule pendant le contrôle longitudinal, il considère que le véhicule contrôlé agit sous des conditions optimales. Plus particulièrement, ce modèle considère que l'environnement est déterministe et les actions du véhicule sont précises et peuvent atteindre l'état final avec précision.

II.4.4. Conclusion

De nombreux modèles de suivi de véhicules ont été proposés pour contrôler la vitesse d'un véhicule alors qu'ils agissent directement sur la vitesse pour correspondre à une vitesse désirée (ex. Modèle de : Krauß [80], Kerner [81], FVADM [119], Tang [120]). À cet effet, nous considérons que chacun de ces modèles applique une action déterministe a à un instant t pour atteindre une vitesse v_{des} à l'étape suivante $t + \Delta t$ de la simulation (voir Eq.II-8).

$$a = \frac{v_{des}(t + \Delta t) - v(t)}{\Delta t} \quad \text{II-8}$$

pour:

a : une accélération déterministe qu'un véhicule applique pour atteindre v_{des} .

v : la vitesse du véhicule à $t + \Delta t$.

v_{des} : la vitesse que le modèle souhaite d'atteindre à $t + \Delta t$ par l'exécution d'une action déterministe a à un instant t .

Pourtant, d'autres modèles agissent sur la vitesse par l'application d'une valeur d'accélération définie en utilisant une fonction déterministe (ex. modèle de IDM [82]). En conséquence, ce type de modèles est conçu pour contrôler la vitesse sous des conditions idéales et aussi pour agir dans un environnement déterministe.

II.5. Conclusion

Un système de contrôle longitudinal, comme tout système véhiculaire, se base sur la coopération de plusieurs éléments permettant de percevoir l'état de l'environnement et d'agir sur la vitesse afin de garantir une conduite sans collision. En fait, la vitesse peut être contrôlée par trois systèmes ; le système EMS chargé de l'accélération, le système ABS responsable de la décélération, et le système ACC qui se charge de la détection des obstacles et l'évitement des collisions. De ce fait, le système de contrôle longitudinal communique et coopère avec ces trois systèmes via le réseau véhiculaire afin d'accomplir sa tâche.

De plus, un système de contrôle longitudinal peut également communiquer et coopérer avec des systèmes des autres véhicules connectés via le réseau ad hoc de véhicules. En fait, la communication inter-véhicules permet d'étendre les capacités d'un système véhiculaire, notamment la perception et l'actionnement, afin d'établir un contrôle plus fiable et même pour accomplir d'autres tâches qu'un véhicule partage avec d'autres usagers de la route.

Plusieurs modèles de suivi de véhicules ont été proposés pour modéliser et simuler le contrôle longitudinal et, plus particulièrement, pour contrôler individuellement la vitesse dans un environnement déterministe où les actions de tous les véhicules sont toujours déterministes et précis. Cependant, un véhicule agit dans un environnement incertain où les actions deviennent stochastiques et imprécises et, dans ce cas, le véhicule devient incertain de l'effet de ses actions. L'incertitude et les effets qu'elle impose sur la prise de décision, en particulier sur la tâche de conduite, sont discutés dans la sous-section III.5.

Pour conclure ce chapitre, il convient de noter que la modélisation de la tâche de conduite, en particulier le contrôle longitudinal, devient de plus en plus importante pour comprendre la dynamique de trafic routier et produire des simulateurs fiables et efficaces. Cependant, deux problématiques majeures doivent être abordées par la modélisation du système de contrôle longitudinal. En fait, une modélisation précise est nécessaire pour établir un contrôle longitudinal fiable et sans collision. De plus, la prise en considération de l'incertitude et de l'imprécision des actions pendant la modélisation est cruciale pour produire un contrôle longitudinal sans collision sous les différentes conditions de l'environnement (sous-section III.5.5).

Chapitre 3

Les systèmes multi-agents et le raisonnement sous incertitude

III.1. Introduction

Le développement et le déploiement de systèmes complexes dans le monde réel font face à de nombreux défis, notamment possèdent un coût élevé, nécessitent un travail intensif et entraînent des risques. Par contre, la simulation dans un environnement virtuel isolé et bien contrôlé présente une solution alternative grâce à plusieurs avantages, notamment possède un coût moins cher et permet une expérimentation sans risque. De ce fait, la simulation est utilisée dans de nombreux contextes pour le développement et l'expérimentation de systèmes complexes avant la mise en œuvre dans le monde réel.

La simulation informatique repose sur un processus de modélisation permettant de construire un modèle abstrait chargé de décrire les principales caractéristiques et le comportement d'un système donné. Parmi plusieurs approches de simulation, la simulation à base d'agents se base sur un modèle à base d'agents pour décrire le comportement du système ciblé dans ses différents états. En fait, un modèle à base d'agent consiste en un ensemble d'agents autonomes qui communiquent pour accomplir une tâche collective de façon coopérative.

De plus, dans un environnement stochastique et partiellement observable, un agent devient incertain en raison de l'imprécision de ses actions et aussi à cause d'une perception incomplète et imprécise. Par conséquent, non seulement une modélisation précise et correcte est essentielle pour le but d'établir un fonctionnement fiable et efficace, mais aussi la prise en considération de l'incertitude pendant la modélisation est cruciale afin d'atteindre le but recherché.

III.2. Introduction aux systèmes multi-agents

III.2.1. Concept d'agent

Un agent est toute entité physique ou logique qui utilise des senseurs pour percevoir son environnement, et agit sur cet environnement en utilisant des actionneurs (Figure III-1) (voir [121, 122]). En effet, un agent peut être :

- Un **humain** qui utilise ses organes en tant que senseurs (ex. yeux, oreilles, etc.) et actionneurs (ex. mains, pieds, etc.) pour la perception et l'actionnement afin d'atteindre un objectif donné.

- Un **robot** qui utilise des caméras et autres senseurs pour percevoir son environnement, et utilise également des moteurs pour se déplacer et aussi pour agir sur cet environnement.
- Un **agent logiciel** lit les frappes sur les touches d'un clavier et reçoit des messages (percepts) via une communication. De plus, cet agent agit par l'affichage sur un écran et l'envoi des messages aux autres agents de la même organisation.

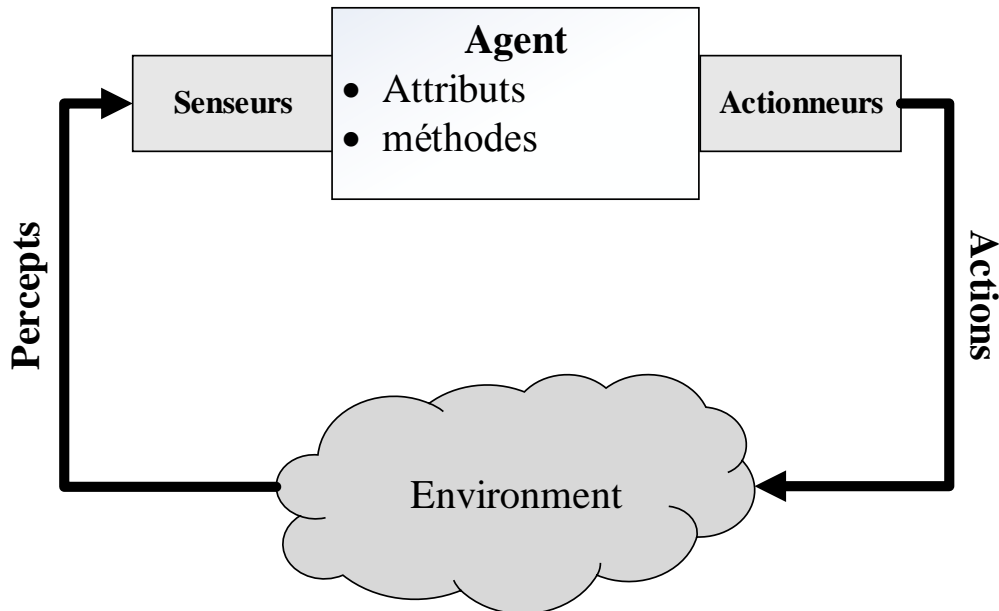


Figure III-1. Architecture d'un agent en interaction avec son environnement [121].

III.2.2. Système multi-agents

Un système multi-agents est un système qui se constitue d'un ensemble d'agents autonomes qui communiquent et coopèrent pour accomplir une tâche collective. En fait, chaque agent dispose de son propre savoir-faire à exécuter afin d'accomplir une tâche élémentaire tout en coopérant avec les autres agents du SMA. De plus, l'accomplissement de toutes les tâches élémentaires des différents agents aboutit à l'accomplissement de la tâche principale du système multi-agents.

De plus, des agents de diverses natures peuvent communiquer et coopérer pour accomplir une tâche collective, et par conséquent, la coopération dans ce cas s'effectue entre des agents hétérogènes (humains, robots et logiciels) dans un système multi-agents à agents hétérogènes [123].

III.2.3. La structure d'un agent

Selon la définition proposée par Ferber [122], un agent est une entité logique ou physique qui :

- utilise des senseurs pour percevoir son environnement,
- agit dans un environnement via des actionneurs,
- peut communiquer avec d'autres agents,
- est mue par un ensemble d'objectifs propres,
- possède des ressources,
- possède des compétences et offre des services,
- exécute une procédure de savoir-faire pour satisfaire ses objectifs en utilisant les ressources (senseurs et actionneurs) et les compétences (communication, délibération, etc.) dont elle dispose.

De plus, un programme d'agent consiste d'une procédure qui prend les percepts de senseurs et renvoie des actions aux actionneurs. En fait, Russell, et al. [121] décrivent quatre types d'agents comme suit :

- *Un agent simple reflex*²³ : Ce type d'agents ignore l'historique des percepts précédents et se base uniquement sur les percepts courants pour choisir des actions et accomplir sa tâche. De plus, le comportement de cet agent se base principalement sur des règles simples du type *condition-action (if-then)* (Figure III-2).
- *Un agent réflexe basé sur un modèle*²⁴ : Cet agent se base notamment sur un historique de percepts pour décrire comment ses actions affectent le monde ainsi que la façon dont le monde s'évolue indépendamment de l'agent. En fait, ces informations sont utilisées pour construire ce qu'on appelle un modèle de monde – *Model of the world* (Figure III-3).
- *Un agent basé sur les buts*²⁵ : Ce type d'agents nécessite une description d'un but qu'il cherche à attendre. Par conséquent, cet agent prend des décisions et exécute des actions qui doivent changer son état pour correspondre à son but (Figure III-4).
- *Un agent basé sur l'utilité*²⁶ : Seule la description d'un but est insuffisante pour fournir un comportement fiable et efficace. Pour cette raison, un agent basé sur l'utilité utilise une mesure de performance, appelée aussi une fonction d'utilité, pour bien examiner et comparer la performance de ses différentes actions afin de choisir une qui doit maximiser son objectif (Figure III-5).

²³ Traduction française du terme "Simple reflex agent"

²⁴ Traduction française du terme "Model-based reflex agent"

²⁵ Traduction française du terme "Goal-based agent"

²⁶ Traduction française du terme "Utility-based agent"

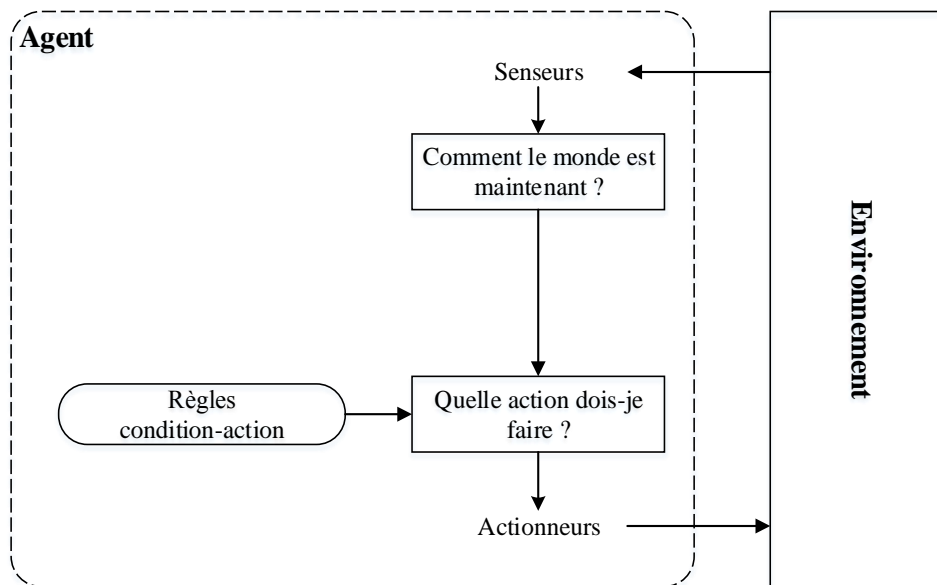


Figure III-2. Architecture d'un agent simple reflexe [121].

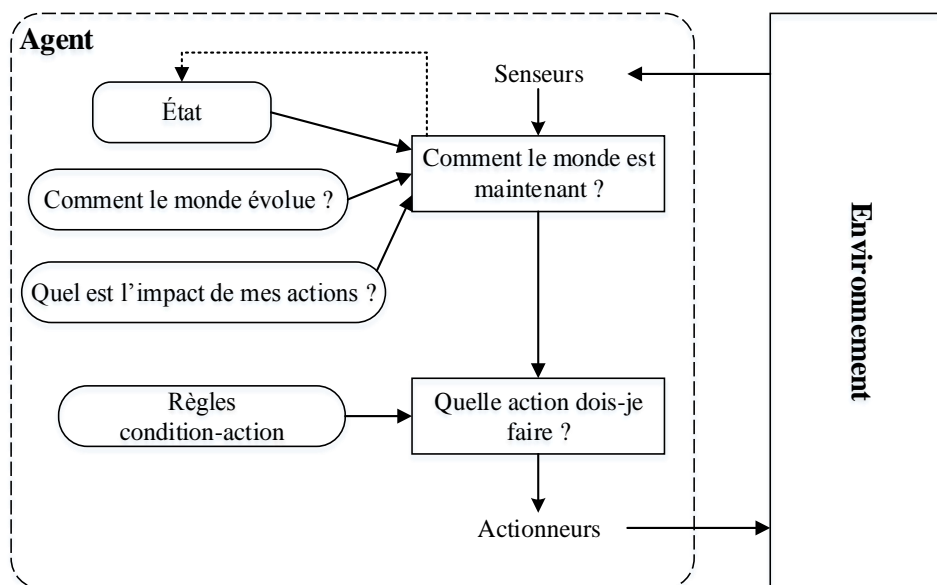


Figure III-3. Architecture d'un agent simple reflexe à base d'un modèle [121].

III.3. La modélisation et la simulation à base d'agents

III.3.1. Introduction

La modélisation et la simulation à base d'agents présentent une approche permettant le développement et l'expérimentation de systèmes complexes. En fait, un modèle à base d'agents consiste en un ensemble d'agents hétérogènes et la relation entre eux. En particulier, ces agents communiquent pour accomplir une tâche collective de manière coopérative [76].

De ce fait, dans un modèle à base d'agents, chaque agent assume un ou plusieurs rôles pour accomplir une ou plusieurs tâches élémentaires, et l'accomplissement des différentes tâches élémentaires aboutit à l'accomplissement de la tâche principale du système modélisé.

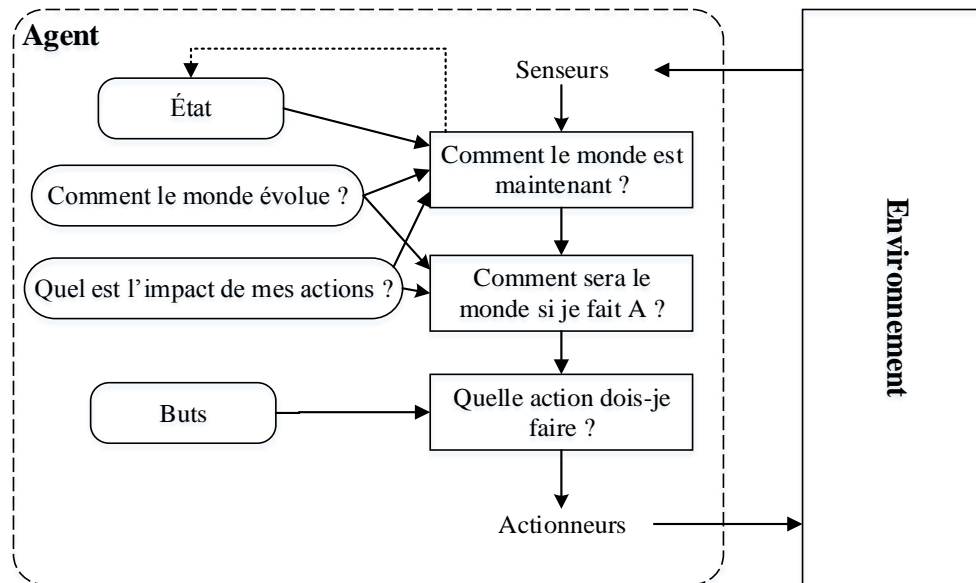


Figure III-4. Architecture d'un agent basé sur les buts [121].

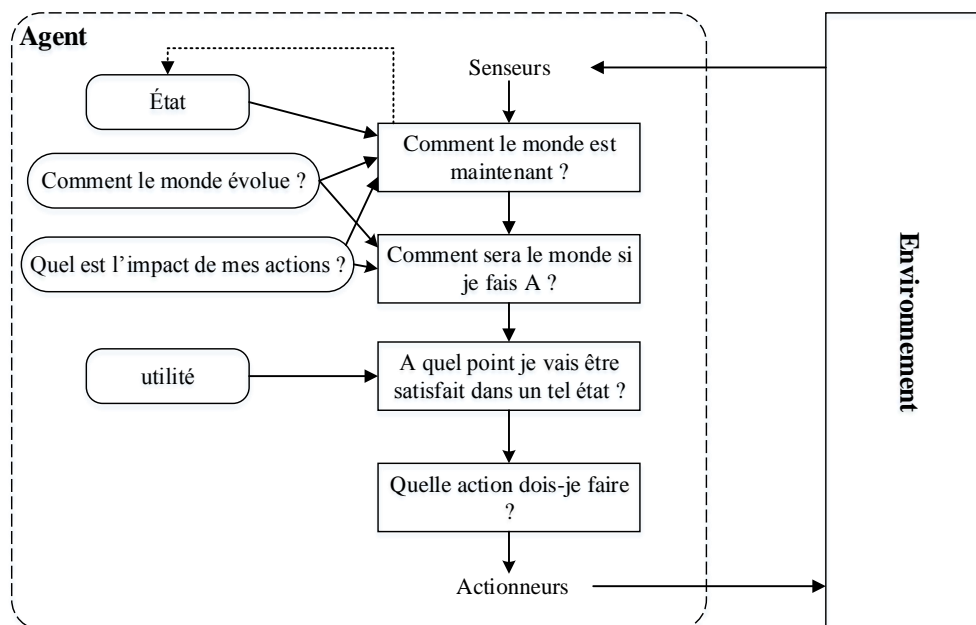


Figure III-5. Architecture d'un agent à base d'utilité [121].

Pendant la simulation à base d'agents, l'auto-organisation est souvent observée en raison de l'interaction et de la coopération de différents agents, et par conséquent, certains phénomènes peuvent s'émerger sans programmation explicite. De ce fait, la modélisation de l'hétérogénéité des agents et l'émergence de l'auto-organisation sont deux des caractéristiques distinctives de la modélisation et de la simulation à base d'agents [124].

III.3.2. Pourquoi la modélisation à base d'agents

Nous vivons dans un monde très complexe où plusieurs éléments entrent en interaction pour communiquer, négocier et coopérer chacun pour atteindre son but. Cependant, la modélisation à base d'agents est utilisée due au fait que ; (i) les systèmes dont nous avons besoin de modéliser et de simuler deviennent de plus en

plus complexes en termes d'interdépendances et d'interactions, et (ii) certains systèmes ont toujours été trop complexes pour nous permettre de les modéliser en utilisant des méthodes simples telles que la modélisation à base de règles ou la modélisation à base d'équations [125].

Par rapport aux autres approches de modélisation, la technologie d'agents possède plusieurs attributs et offre de nombreux avantages permettant la modélisation et la simulation de systèmes complexes. En fait, les principales caractéristiques de la modélisation à base d'agents comprennent (voir [76, 124, 126]) :

- Sans programmation explicite, la modélisation basée-agent permet de produire certains phénomènes qui s'émergent depuis l'interaction entre les agents lorsque ces derniers communiquent et coopèrent pour accomplir une tâche collective.
- La modélisation basée-agent fournit un modèle à base d'agents dont sa description et son comportement sont similaires à ceux du système modélisé.
- La modélisation basée-agent produit un modèle flexible grâce à la possibilité d'ajouter de nouveaux agents au modèle final. Cette caractéristique facilite et permet aussi de modifier le comportement de n'importe quel agent (ex. degré de rationalité, capacité d'apprentissage, mesure de performance, etc.).
- La modélisation basée-agent se caractérise par un processus flexible qui permet de formaliser le comportement et les interactions de tout agent en utilisant des équations ou des règles de décision *If-Then*.

III.3.3. Structure d'un modèle à base d'agents

Un modèle à base d'agents consiste principalement en (Figure III-6) [127]:

- Un ensemble d'agents où chaque agent possède des attributs et un comportement à exécuter,
- Un ensemble de relations et de méthodes d'interaction chargées de définir comment et avec qui chaque agent interagit,
- Un environnement : plus de l'interaction avec les autres agents, un agent interagit aussi avec son environnement à l'aide des senseurs et des actionneurs permettant à la fois la perception et l'actionnement.

Par conséquent, un modèle doit définir et modéliser ces trois éléments pour créer un modèle à base d'agents. Puis, un outil de modélisation à base d'agents, ou bien un langage de programmation, est utilisé pour implémenter le système multi-agents.

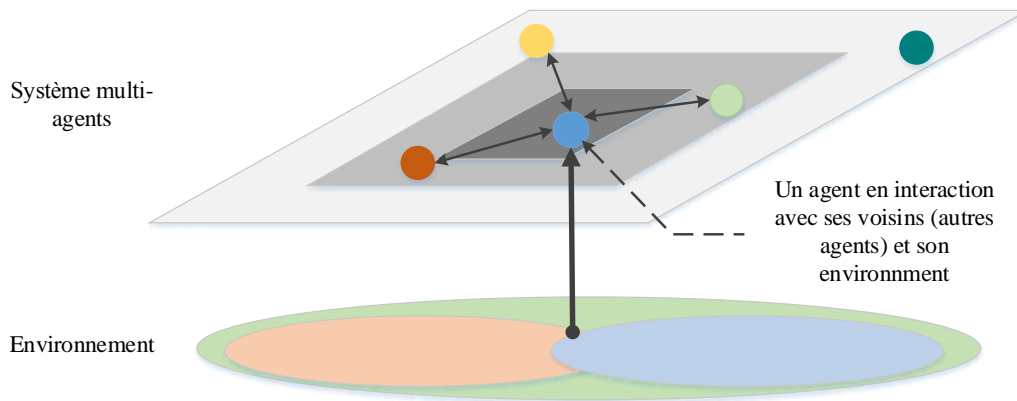
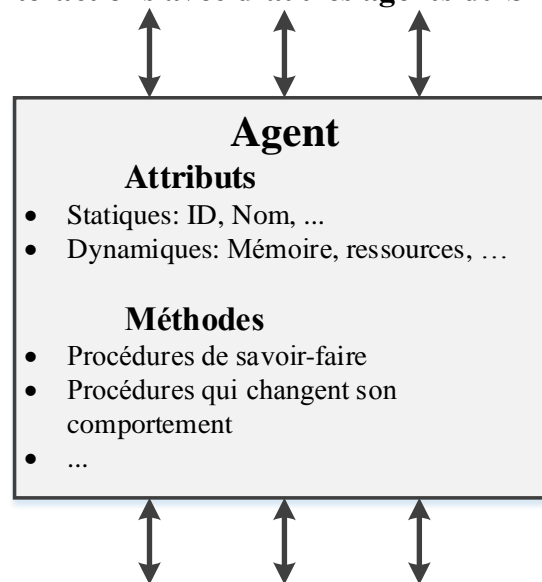


Figure III-6. La structure d'un modèle à base d'agents [127].

Interactions avec d'autres agents du SMA



Interactions avec l'environnement

Figure III-7. La structure d'un agent.

Un agent est caractérisé par sa capacité à agir de manière autonome sur l'environnement, plus précisément il agit seul en réponse aux situations rencontrées et sans interventions externes. De plus, les agents sont dotés de comportements qui leur permettent de prendre des décisions indépendantes et de façon active initiant leurs actions pour atteindre leurs objectifs internes. De ce fait, dans un modèle à base d'agents, un agent est décrit comme suit (Figure III-7) [128] :

- Un agent est un individu autonome, modulaire et identifiable de manière unique, ce qui permet aux autres agents du SMA de le distinguer et de l'identifier.
- Un agent autonome agit de manière indépendante sur son environnement en fonction de ses percepts et ses interactions avec les autres agents du SMA.

- Un agent se caractérise par un état qui change avec le temps en fonction de ses actions et aussi par les actions des autres agents. L'état d'un modèle basé-agent est défini par l'état collectif de tous les agents ainsi que l'état de l'environnement. Dans une simulation basée-agent, l'état du système modélisé à un instant donné consiste des informations nécessaires pour déplacer le système d'un état à un autre.
- Un agent est social ayant des interactions dynamiques avec d'autres agents, ce qui affecte son comportement et son état interne. De plus, le comportement d'un agent est soumis à certains protocoles définissant comment un agent interagit avec l'environnement.
- Un agent peut être adaptatif ayant des règles ou des mécanismes plus abstraits capables de modifier son comportement en utilisant ses expériences accumulées.

Après la modélisation, la simulation par ordinateur est adoptée pour effectuer des expérimentations, notamment l'élaboration et la validation d'hypothèses dans un environnement virtuel. De plus, la simulation est aussi utilisée pour analyser le comportement des différents éléments du système modélisé (ex. agents, senseurs, actionneurs, etc.) quand ils communiquent et coopèrent pour accomplir une tâche collective.

Basée sur un modèle à base d'agents, la simulation à base d'agents projette les interactions des différents agents dans un environnement virtuel isolé et bien contrôlé appelé un simulateur. À cet effet, la simulation permet aux chercheurs d'analyser et d'optimiser le comportement de leurs systèmes pour mieux comprendre certains phénomènes grâce à la modularité, la flexibilité et le parallélisme. De plus, basée sur la communication et la coopération des agents d'un SMA, la simulation à base d'agents permet l'émergence de certains phénomènes sans programmation explicite [129, 130].

III.3.4. Modélisation à base d'agents de systèmes véhiculaires

La modélisation et la simulation à base d'agents sont utilisées pour la conception et l'implémentation de nombreux systèmes en résolvant plusieurs problèmes et en offrant différents services. En fait, la modélisation à base d'agents est adoptée pour la description et la simulation du comportement de nombreux systèmes véhiculaires incluant :

- **La modélisation du flux de trafic :** Une modélisation à base d'agents du comportement de conducteur humain, en particulier la modélisation du processus de contrôle longitudinal et celui de contrôle latéral, permet l'analyse des effets de nombreux paramètres (ex. style de conduite, temps de réaction du conducteur, etc.) sur le flux de trafic (voir [131, 132]).

- **La communication V2X :** La modélisation à base d'agent est utilisée pour modéliser et simuler la communication V2X dans un réseau ad hoc de véhicules et, par conséquent, permet l'implémentation et l'expérimentation des systèmes basés sur les réseaux VANETs (voir [133, 134]).
- **Contrôle du flux de trafic :** Afin de minimiser le temps d'attente des usagers de la route et augmenter en conséquence le flux de trafic, de nombreux systèmes de contrôle de trafic ont été modélisés et simulés en utilisant la modélisation à base d'agents (voir [135, 136]).
- **Systèmes d'aide à la conduite :** Un système d'aide à la conduite sert à aider le conducteur humain dans sa tâche afin de renforcer la sécurité routière. Pour cette raison, plusieurs systèmes ont été proposés et modélisés en utilisant la modélisation basée-agent, notamment les systèmes anticollision [137] et les systèmes de navigation [138].
- **Simulation microscopique :** La simulation microscopique est utilisée dans la littérature pour le test et la validation des hypothèses, et aussi pour l'évaluation de la performance des systèmes véhiculaires proposés. Dans ce genre de simulations, un agent se charge du contrôle d'un véhicule par l'implémentation d'un modèle de suivi de véhicules et un modèle de changement de voies (voir [139, 140]).

III.4. La théorie des jeux et le modèle minimax

III.4.1. Introduction

Dans un système multi-agents, l'état et la performance d'un agent sont affectés par les actions de l'agent lui-même ainsi que les actions des autres agents. Par conséquent, un agent doit prendre en considération les actions des autres agents en vue de maximiser sa performance et atteindre son objectif. Cependant, l'incapacité à prédire ces facteurs souvent impose des conflits entre les divers agents d'un SMA et, par conséquent, aboutit à un problème de recherche contradictoire et compétitif, appelé aussi un jeu.

Dans la théorie des jeux, ce problème est considéré comme un jeu dans lequel l'impact de chaque agent sur les autres agents du SMA est considéré significatif. De ce fait, dans un système d'agents compétitifs, chaque agent est considéré comme un joueur qui vise à maximiser ou minimiser certains objectifs tout en tenant compte des décisions des autres joueurs (agents).

De plus, un jeu à somme nulle (*Zero-sum game*) est une représentation mathématique d'une situation dans laquelle le gain dans l'utilité de chaque joueur est exactement équilibré par la perte dans l'utilité de tous les autres joueurs. Autrement dit, dans un jeu à somme nulle, les utilités des deux joueurs différents sont toujours égales (ex. $u_1 = u_2 = 0$) ou opposées (ex. $u_1 = +1$ et $u_2 = -1$) (Figure III-9) [121].

Dans un jeu à somme nulle, deux ou plusieurs joueurs compétitifs se rivalisent pour gagner le jeu et atteindre un objectif donné. Pour cela, chaque joueur résout un problème défini par un arbre de jeu et prend des décisions tout en considérant les actions des autres joueurs qui aussi cherchent à gagner le jeu. Parmi plusieurs jeux à somme nulle, nous citons le jeu d'échecs et le jeu de tic-tac-toe (Figure III-9).

III.4.2. Le modèle Minimax

Le modèle minimax est un processus de décision qui permet la résolution des problèmes de recherche compétitifs et, plus précisément, permet le calcul d'une solution optimale d'un jeu à somme nulle. En fait, en se basant sur le principe de minimax pour décrire un jeu à deux joueurs, l'objectif principal de chaque joueur sera de maximiser le gain minimum (ou bien de minimiser la perte éventuelle dans le pire des cas) tout en tenant compte des actions des autres joueurs [121].

Dans un modèle minimax, nous considérons un jeu à somme nulle à deux agents compétitifs appelés joueurs : (i) un joueur *MAX* qui cherche à gagner le jeu et maximiser certains objectifs, et (ii) un autre joueur *MIN* qui aussi cherche à gagner le jeu par la minimisation des objectifs de *MAX*. À la fin du jeu, en utilisant une fonction d'utilité, des points de récompense sont attribués au joueur gagnant (ex. +1) et des pénalités sont accordées au joueur vaincu (ex. -1).

Un jeu de deux joueurs à somme nulle, représenté notamment par un modèle minimax, est défini par les éléments suivants (voir [121]):

s_0 : l'état initial du jeu,

PLAYER(s) : définit le tour de chaque joueur dans un état donné s ,

ACTION(s) : l'ensemble des actions qui peuvent être exécutées dans s ,

RESULT(s, a) : un modèle de transition qui définit le résultat de faire une action a dans un état s ,

TERMINAL_TEST(s) : définit si un état donné s est l'état final,

UTILITY(s, p) : une fonction d'utilité, appelée aussi une fonction d'objectif qui définit l'utilité d'arriver à un état final s pour un joueur p ,

À un instant donné du jeu, la fonction **ACTION** et la fonction **RESULT** définissent un arbre de jeu à somme nulle. Dans cet arbre, les nœuds représentent les divers états du jeu, en particulier les états des deux joueurs compétitifs, et les arcs représentent les actions des joueurs. Dans certains cas, un jeu peut être aussi simple qu'un jeu qui se termine par l'exécution d'une seule action (Figure III-8). D'un autre côté, dans d'autres cas le jeu peut-être aussi complexe que nous ne pouvons pas représenter par un arbre [121].

Par exemple, la Figure III-9 représente une partie d'un arbre du jeu tic-tac-toe où **MAX**(X) représente les actions du joueur *MAX* et **MIN**(O) représente les actions du joueur *MIN*. Pour gagner le jeu, *MAX* doit tenir compte des différentes actions que *MIN* puisse exécuter à un instant donné en vue de gagner le jeu et minimiser en conséquence l'objectif de *MAX*.

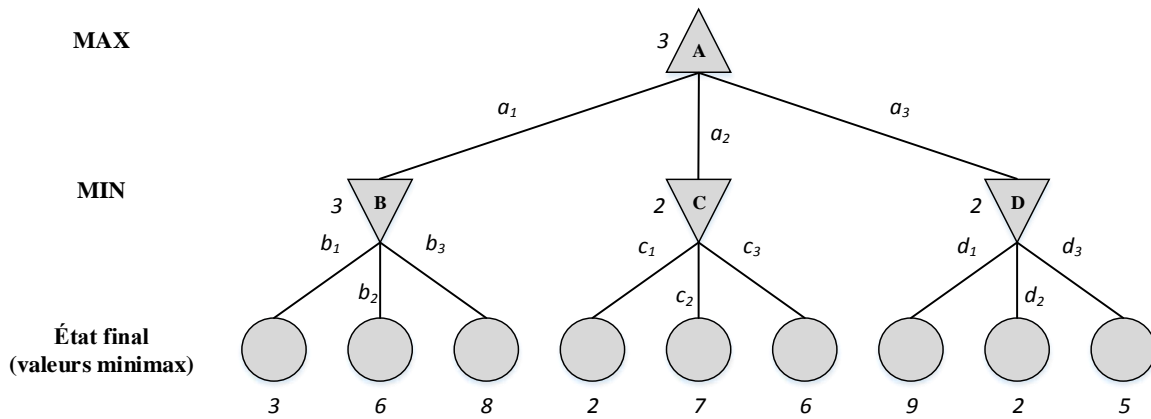


Figure III-8. Un arbre de jeu. Δ représentent les nœuds de du joueur *MAX* et ∇ sont les nœuds de *MIN*. Les nœuds finaux montrent les valeurs minimax de *MAX*.

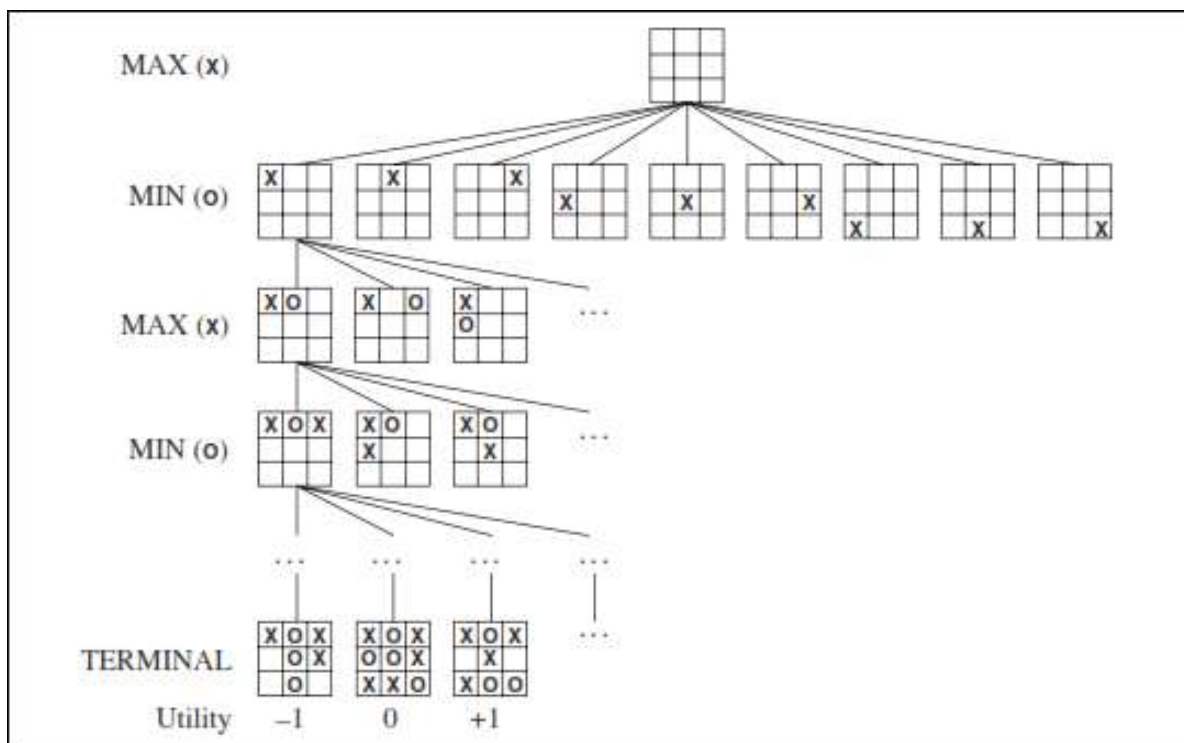


Figure III-9. Une partie de l'arbre du jeu tic-tac-toe. Les nœuds représentent l'état d'un joueur à un instant donné, et les arcs représentent l'effet des actions d'un joueur sur l'état d'un autre [121].

III.4.3. L'algorithme minimax

Dans un problème de recherche simple, une solution optimale peut être une séquence d'actions qui aboutissent au but désiré. Pourtant, dans un problème de recherche compétitif (un jeu), la solution d'un joueur est affectée par les futures actions d'un autre joueur qui rivalise pour gagner le jeu et atteindre le même objectif. Par conséquent, dans un jeu compétitif, un joueur doit définir une stratégie contingente qui définit ses actions pendant sa vie et qui devrait atteindre son objectif tout en tenant compte des futures actions de l'autre joueur.

En fait, le modèle minimax est utilisé pour modéliser et simuler les jeux de deux joueurs à somme nulle. Par conséquent, la résolution d'un modèle minimax permet de fournir une stratégie optimale permettant d'amener un joueur à un état au moins aussi favorable que d'autres états et quoi que ce soit la décision de l'autre joueur.

Étant donné un arbre de jeu, une stratégie optimale est obtenue depuis les valeurs minimax de chaque nœud. En fait, une valeur minimax d'un nœud $MINIMAX(s)$ est l'utilité du joueur MAX dans l'état correspondant s . Dans un jeu compétitif, MAX préfère passer à l'état avec l'utilité maximale, alors que MIN préfère passer à l'état avec l'utilité minimale en vue de minimiser l'objectif de MAX et gagner le jeu. Par conséquent, afin de maximiser son objectif et gagner le jeu, MAX prend en considération les futures actions de MIN et exécute une stratégie définie comme suit (voir [141]):

$$MINIMAX(s) = \begin{cases} UTILITY(s) , & \text{si } TERMINAL - TEST(s) \\ \max_{a \in Action(s)} MINIMAX(Result(s, a)) , & \text{si } Player(s) = MAX \\ \min_{a \in Action(s)} MINIMAX(Result(s, a)) , & \text{si } Player(s) = MIN \end{cases}$$

Alors que $MINIMAX(s)$ définit les valeurs minimax de chaque nœud à base d'un calcul récursif, l'algorithme de minimax est utilisé pour le calcul d'une décision optimale à base des valeurs minimax calculées (Figure III-10). Cet algorithme renvoie la meilleure action qu'un joueur MAX puisse exécuter pour maximiser son objectif tout en tenant compte des futures actions d'un autre joueur MIN .

En appliquant la définition des valeurs minimax $MINIMAX(s)$ sur l'arbre montré dans la Figure III-8 :

- Les nœuds terminaux représentent l'ensemble des états finaux du jeu. Chaque nœud dispose d'une valeur d'utilité, en particulier l'utilité du joueur MAX définie par une fonction d'utilité dans un état donné s .
- Chaque nœud MIN possède trois feuilles, chaque feuille définit une valeur d'utilité que MAX s'attend à recevoir si MIN exécute l'action correspondante. Par exemple, B le premier nœud de MIN possède trois feuilles dont les utilités sont $u_{b_1} = 3$, $u_{b_2} = 6$ et $u_{b_3} = 8$, et par conséquent la valeur minimax de ce nœud est $u_{a_1} = 3$. De même, chacun des autres nœuds MIN possède une valeur minimax de $u_{a_2} = u_{a_3} = 2$.
- Le nœud racine est un nœud MAX dont ses trois états successeurs possèdent des valeurs minimax de $u_{a_1} = 3$, $u_{a_2} = 2$ et $u_{a_3} = 2$, et par conséquent ce nœud il possède une valeur minimax de $u_{a_1} = 3$. De ce fait, en utilisant l'algorithme minimax pour définir une solution optimale, le joueur MAX exécute l'action a_1 afin de maximiser son objectif et gagner le jeu tout en tenant compte des actions du joueur MIN .

Dans le pire des cas, la solution optimale représentée par l'action a_1 va aboutir à un état avec une valeur d'utilité maximale ($u_{a_1} = 3$) par rapport aux autres choix ($u_{a_2} = 2$ et $u_{a_3} = 2$), et nous écrivons :

$$\begin{aligned} \text{MINIMAX}(\text{racine}) &= \max(\min(3,6,8), \min(2,7,6), \min(9,2,5)) \\ &= \max(3,2,2) = 3 \end{aligned}$$

Par conséquent, dans un jeu compétitif à somme nulle modélisé par un modèle minimax, un joueur *MAX* considère le pire résultat de chacune de ses actions pendant la prise de décision en vue de maximiser sa performance et atteindre son objectif. D'un autre côté, un autre joueur *MIN* va essayer de gagner le jeu et de minimiser en conséquence l'objectif de *MAX*.

Pendant la concurrence des deux joueurs et après la prise de décision par le joueur *MAX*, si le pire résultat (ex. $u_{a_1} = 3$) ne se produit pas le joueur *MAX* va faire encore mieux (ex. $u_{a_1} = 6$ ou 8). Donc, pendant la définition d'une solution optimale, le joueur *MAX* considère que l'autre joueur *MIN* aussi joue de manière optimale dans le but de gagner le jeu et minimiser l'objectif de *MAX*.

```

fonction MINIMAX-DECISION(état  $s$ ) renvoyer action  $a$ 
renvoyer arg  $\max_{a \in \text{Actions}(s)} \text{Min} - \text{VALUE}(\text{RESULT}(s, a))$ 


---


fonction MAX-VALUE(état  $s$ ) renvoyer utilité  $v$ 
si TERMINAL-TEST( $s$ ) alors renvoyer UTILITY( $s$ )
 $v \leftarrow -\infty$ 
pour toute  $a$  dans ACTIONS( $s$ ) faire
 $v \leftarrow \text{MAX}(v, \text{MIN} - \text{VALUE}(\text{RESULT}(s, a)))$ 
renvoyer  $v$ 


---


fonction MIN-VALUE(état  $s$ ) renvoyer utilité  $v$ 
si TERMINAL-TEST( $s$ ) alors renvoyer UTILITY( $s$ )
 $v \leftarrow +\infty$ 
pour toute  $a$  dans ACTIONS( $s$ ) faire
 $v \leftarrow \text{MIN}(v, \text{MAX} - \text{VALUE}(\text{RESULT}(s, a)))$ 
renvoyer  $v$ 

```

Figure III-10. L'algorithme minimax pour le calcul d'une solution optimale capable de maximiser l'objectif du joueur *MAX* tout en tenant compte des décisions du joueur *MIN* [121].

III.4.4. L'algorithme d'élagage *alpha-beta*

Pour résoudre un problème compétitif modélisé par un modèle minimax et fournir une solution optimale, il est essentiel d'examiner tous les nœuds de l'arbre pourtant le nombre de ces nœuds est exponentiel avec la profondeur de l'arbre. De ce fait, l'algorithme d'élagage alpha-beta a été proposé pour minimiser le nombre de nœuds à examiner (Figure III-12). En effet, cet algorithme permet d'éliminer un sous-arbre entier et peut considérablement accélérer la résolution d'un problème minimax afin de déterminer une solution optimale [121, 141, 142, 143].

Étant donné le même arbre de jeu présenté dans la Figure III-8, on effectue le calcul d'une décision optimale, mais cette fois-ci on utilise l'algorithme d'élagage alpha-beta. Les étapes et le résultat sont décrits dans la Figure III-11.

En utilisant l'algorithme d'élagage alpha-beta, certains nœuds ont été éliminés, en particulier les feuilles $x = 7$ et $y = 6$ du nœud C , et $z = 5$ du nœud D , mais cette élimination a accéléré la résolution du problème sans affecter la solution finale. Donc, la valeur minimax de la racine sera :

$$\begin{aligned} \text{MINIMAX}(\text{racine}) &= \max(\min(3,6,8), \min(2, x, y), \min(9,2, z)) \\ &= \max(3, \min(2, x, y), \min(2, z)) \\ &= \max(3, v_1, v_2) \text{ pour } v_1 = \min(2, x, y) \leq 2 \text{ et } v_2 = \min(2, z) \leq 2 \\ &= 3 \end{aligned}$$

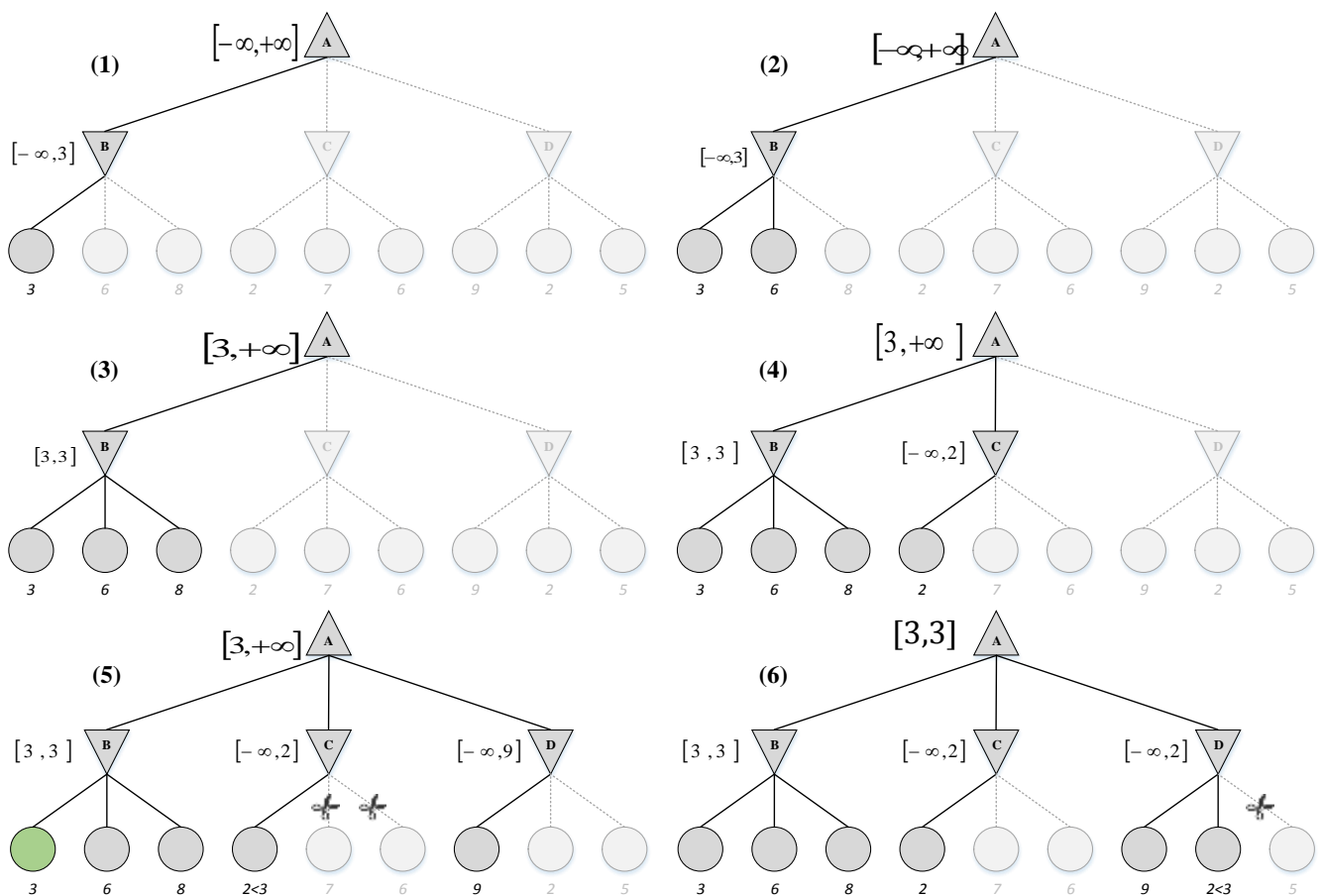


Figure III-11. Les étapes du calcul d'une solution optimale en utilisant l'algorithme d'élagage alpha-beta.

L'élagage alpha-beta prend son nom de ces deux paramètres : a la valeur (maximale) du meilleur choix pour le joueur MAX à un instant donné, et b la valeur (minimale) du meilleur choix pour le joueur MIN . Les valeurs de a et b sont initialisées respectivement à $-\infty$ et $+\infty$, et sont mises à jour pendant le calcul d'une solution optimale en utilisant l'algorithme d'élagage alpha-beta (Figure III-12).

```

fonction ALPHA-BETA(état  $s$ ) renvoyer action  $a$ 
 $v \leftarrow \text{MAX} - \text{VALUE}(s, -\infty, +\infty)$ 
renvoyer l'action  $a$  qui possède la valeur  $v$ 


---


fonction MAX-VALUE(état  $s, \alpha, \beta$ ) renvoyer utilité  $v$ 
si TERMINAL-TEST( $s$ ) alors renvoyer UTILITY( $s$ )
 $v \leftarrow -\infty$ 
pour toute  $a$  dans ACTIONS( $s$ ) faire
 $v \leftarrow \text{MAX}(v, \text{MIN} - \text{VALUE}(\text{RESULT}(s, a), \alpha, \beta))$ 
si  $v \geq \beta$  alors renvoyer  $v$ 
 $\alpha \leftarrow \text{MAX}(\alpha, v)$ 
renvoyer  $v$ 


---


fonction MIN-VALUE(état  $s, \alpha, \beta$ ) renvoyer utilité  $v$ 
si TERMINAL-TEST( $s$ ) alors renvoyer UTILITY( $s$ )
 $v \leftarrow +\infty$ 
pour toute  $a$  dans ACTIONS( $s$ ) faire
 $v \leftarrow \text{MIN}(v, \text{MAX} - \text{VALUE}(\text{RESULT}(s, a), \alpha, \beta))$ 
si  $v \leq \alpha$  alors renvoyer  $v$ 
 $\beta \leftarrow \text{MIN}(\beta, v)$ 
renvoyer  $v$ 

```

Figure III-12. L'algorithme d'élagage alpha-beta [121].

III.5. Le prise de décision sous incertitude

III.5.1. Introduction

Un agent utilise ses senseurs pour percevoir l'état de son environnement, et se base sur une mesure de performance pour prendre des décisions et choisir des actions qui seront exécutées par ses actionneurs. De plus, un agent réside et agit dans un environnement qui peut être (voir [121]):

- *Complètement ou partiellement observable*: L'environnement est dit complètement observable si l'agent perçoit avec précision l'état de son environnement. Pourtant, l'environnement est dit partiellement observable si la perception est incomplète, bruitée et/ou imprécise.
- *Déterministe ou stochastique*: Si le futur état du SMA peut être déterminé seulement par l'état actuel et l'action à exécuter, alors on dit que l'environnement est déterministe, sinon l'environnement est dit stochastique. En outre, dans un environnement déterministe l'exécution de la même action dans le même état aboutit toujours au même résultat, par contre dans un environnement stochastique le résultat dépend d'une exécution à une autre.

Parmi les différentes configurations, un environnement peut être complètement observable et déterministe. Sous cette configuration, un agent peut accomplir sa tâche simplement par l'utilisation d'une mesure de performance chargée d'évaluer ses actions et choisir une qui maximise l'objectif souhaité. Par contre, si l'environnement est considéré partiellement observable et/ou stochastique, il devient de plus en plus complexe pour l'agent d'atteindre son objectif [121].

III.5.2. Types d'incertitude

Un environnement est dit incertain s'il est partiellement observable et/ou stochastique. En fait, l'incertitude provient de l'inexactitude des actions de contrôle, des effets externes non modélisés et de l'usage d'informations bruitées et/ou imprécises [12, 121].

À cette fin, l'incertitude affecte deux processus essentiels pour la prise de décision, le processus de perception et celui d'actionnement, notamment dû au fait que l'environnement est partiellement observable et stochastique. De ce fait, on distingue deux types d'incertitude : (i) une incertitude de perception et (ii) une incertitude de contrôle.

III.5.2.1. Incertitude de perception

L'incertitude de perception provient depuis un processus de perception incomplet, imprécis ou bien bruité et, par conséquent, le environnement dans ce cas est considéré partiellement observable [121]. De ce fait, l'incertitude de perception limite la capacité d'un agent à percevoir avec précision l'état de son environnement et, par conséquent, cet agent devient incapable de répondre sur la question « *Comment le monde est maintenant ?* » afin de prendre une décision fiable. Dans ce cas, à un instant donné l'agent définit son état par $s_e \in S$ qui représente une estimation de ses différents attributs. De plus, s_e peut être différent de l'état réel de l'agent, et ceci est dû au fait que le processus de perception est considéré incomplet, imprécis et/ou bruité (Figure III-13).

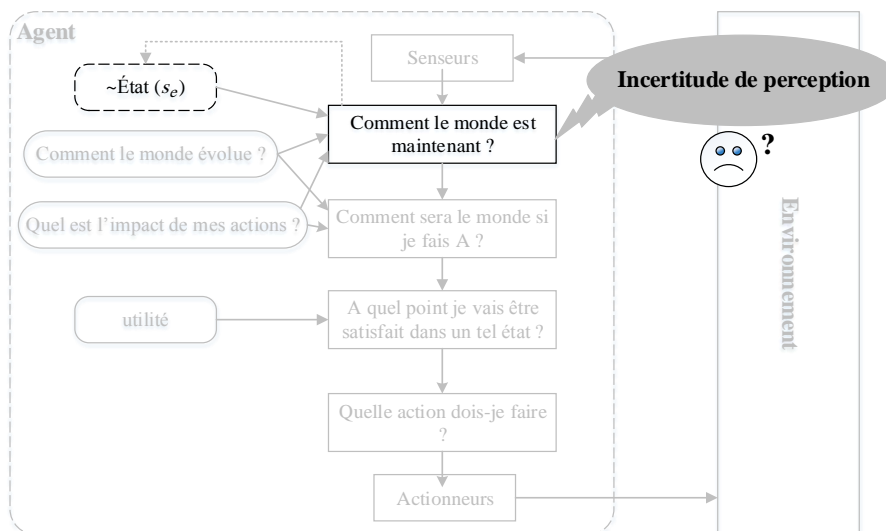


Figure III-13. L'effet de l'incertitude de perception sur la prise de décision d'un agent à base d'utilité.

III.5.2.2. Incertitude de contrôle

Un agent basé-utilité utilise une fonction d'utilité pour mesurer la performance de ses actions et choisir une action ($a^* \in A$) qui maximise certains objectifs (voir Eq.III-1). Pour cela, l'agent nécessite la connaissance d'un modèle de transition, appelé aussi un modèle de monde, qui définit le résultat exact $s' \in S$ de l'exécution de chaque action $a \in A$ dans un état donné $s \in S$ [121].

Dans un environnement déterministe, l'exécution d'une action a dans un état s aboutit toujours au même résultat s' avec une probabilité $P(s'|a, s) = 1$ (voir Eq.III-2), et dans ce cas s' est défini seulement à partir de s et a [121]. Par conséquent, le modèle de transition dans un environnement déterministe est connu, et de ce fait un agent basé-utilité est capable de mesurer et de comparer avec précision la performance de ses actions afin de choisir une action qui doit maximiser son objectif.

$$a^* = \arg \max_{a \in A} U(a, s) = \arg \max_{s' \in S} U(s') \quad \text{III-1}$$

$$P(s'|a, s) = 1 \quad \text{III-2}$$

où :

$a^* \in A$: Une action optimale qui maximise ou minimise un objectif donné,

A : L'ensemble des actions que l'agent peut exécuter,

S : L'ensemble de tous les états possibles de l'agent,

$s \in S$: L'état actuel de l'agent,

$a \in A$: Une action que l'agent peut exécuter,

$s' \in S$: Le résultat (état) de l'exécution d'une action a dans un état s ,

$U(a, s) = U(s')$: L'utilité de faire $a \in A$ dans $s \in S$ pour arriver à $s' \in S$,

$P(s'|a, s)$: La probabilité d'arriver à s' après l'exécution de a dans s .

En raison de l'imprécision des actions de contrôle dans un environnement stochastique et incertain, un agent devient incertain de l'effet exact de ses actions et, par conséquent, il est considéré incapable de mesurer avec précision l'utilité de ses actions en utilisant seulement une fonction d'utilité [121].

Par conséquent, sous incertitude de contrôle un agent ne peut pas répondre sur les deux questions ; « *comment sera le monde si je fais a ?* » et « *à quel point je vais être satisfait dans un tel état ?* ». De ce fait, un agent basé-utilité devient incapable de répondre sur la question « *Quelle action dois-je faire ?* » en vue de prendre des décisions capables d'établir un fonctionnement correct et efficace sous incertitude dans un environnement stochastique (Figure III-14).

Sous incertitude de contrôle dans un environnement stochastique, les actions de contrôle deviennent inexactes et, par conséquent, ils sont considérés incapables d'atteindre avec précision le résultat recherché. En fait, l'exécution de la même action $a \in A$ dans le même état $s \in S$ dans un environnement stochastique et incertain aboutit chaque fois à un résultat différent s_i' avec une probabilité $P(s_i'|a, s) < 1$ (Figure III-15).

Par conséquent, la prise en considération de l'incertitude pendant la prise de décision est essentielle pour assurer un contrôle fiable et sûr, tandis que la négligence de tel défi peut aboutir à un comportement sous-optimal et dangereux [12, 121]. Nous présentons dans ce qui suit quelques approches proposées dans la littérature pour la résolution de l'incertitude.

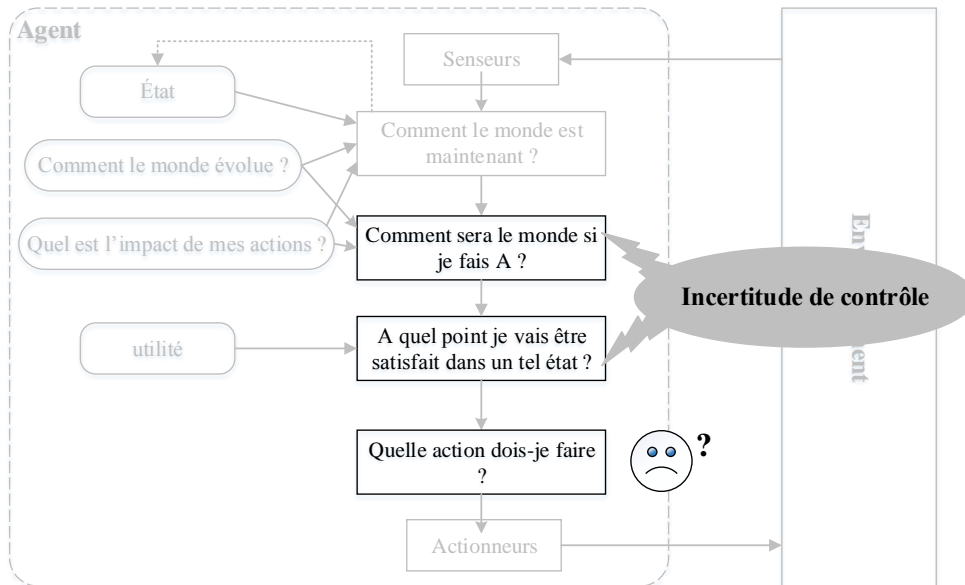


Figure III-14. L'effet de l'incertitude de contrôle sur la prise de décision d'un agent à base d'utilité.

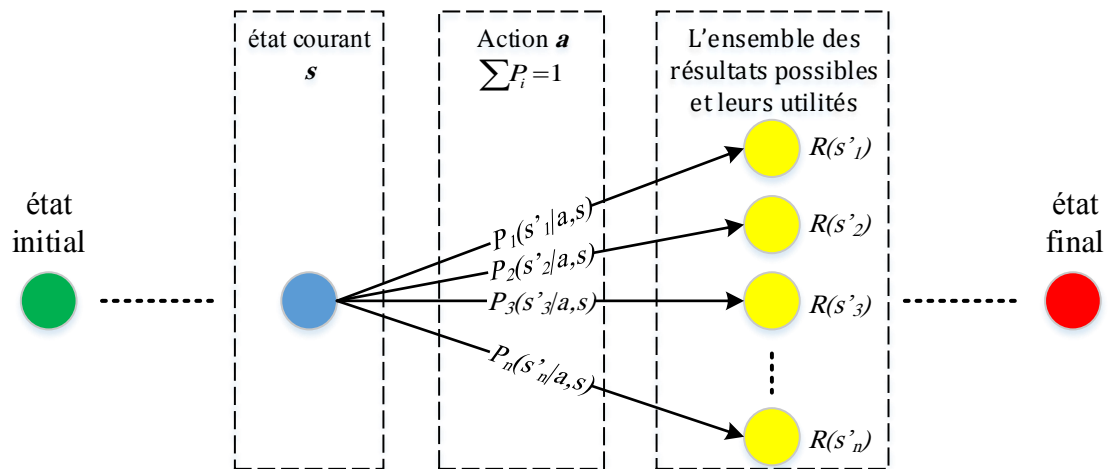


Figure III-15. L'effet de l'incertitude de contrôle.

III.5.3. La prise en considération de l'incertitude

L'incertitude est un défi commun auquel font face de nombreux systèmes, notamment les systèmes véhiculaires et les systèmes de conduite autonomes. En fait, en raison des limitations et de l'obstruction des signaux des senseurs, un véhicule peut avoir une perception incomplète et un accès partiel à l'état de l'environnement, ce qui entraîne une incertitude de perception et rend l'environnement partiellement observable.

De diverses solutions ont été proposées dans la littérature pour s'occuper de l'incertitude de perception. Par exemple, Seo and Urmson [6] ont proposé d'ajouter deux senseurs rotationnels au véhicule autonome en vue de minimiser la zone obstruée. Principalement, ces deux senseurs sont chargés d'optimiser la précision du processus de perception du véhicule et de minimiser en conséquence l'incertitude dans un environnement partiellement observable (Figure III-16).

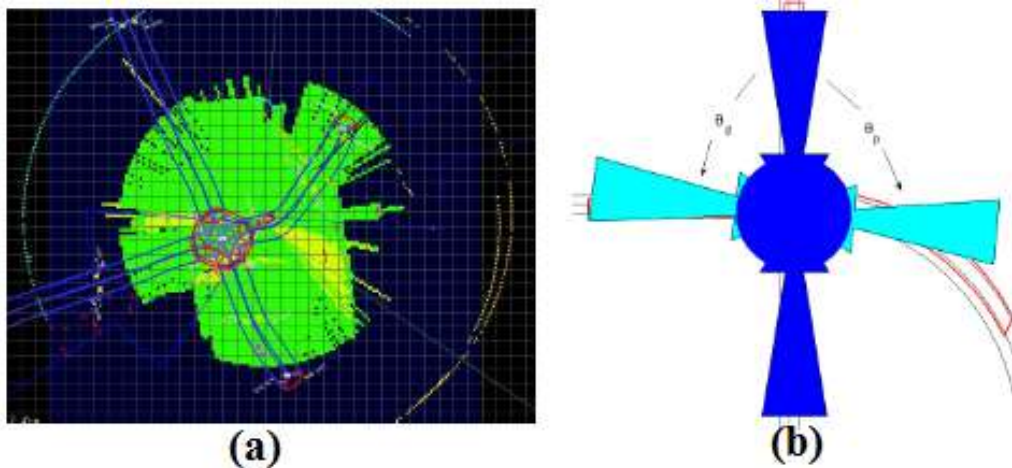


Figure III-16. (a) L'effet de l'obstruction des signaux des senseurs sur la perception du véhicule autonome. (b) l'installation de deux senseurs rotationnels afin de minimiser l'incertitude de perception [6].

De plus, afin de s'occuper de l'incertitude de perception dans un environnement partiellement observable, un agent devrait maintenir une sorte d'état interne, appelé un modèle, qui dépend de l'historique de perception et reflète au moins certains aspects que l'agent ne puisse pas percevoir [121].

Sous incertitude de contrôle à cause de l'imprécision des actions dans un environnement stochastique, un agent basé-utilité doit toujours exécuter l'action qui *devrait* maximiser sa performance, et dans ce cas nous parlons du terme utilité attendue²⁷. Par conséquent, afin d'établir un fonctionnement fiable et efficace, un agent exécute l'action qui possède une utilité attendue maximale, celle qui devrait maximiser sa performance sous incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain [121].

Pour s'occuper de l'incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain, plusieurs approches ont été proposées à base d'un processus de décision markovien²⁸ (PDM). En fait, un PDM permet d'établir un fonctionnement fiable et efficace tout en tenant compte de l'incertitude, et ceci est atteint en utilisant un modèle de transition d'états qui décrit les effets des actions d'un agent sur cet environnement [144, 145].

Parmi ces approches, Ure, et al. [146] ont proposé une fonction d'approximation adaptative (iFDD) capable de prendre des décisions fiables sans avoir besoin de connaître l'effet exact des actions. De même, la fonction iFDD proposée se base sur le concept du modèle de transition pour avoir une représentation des effets des actions dans un environnement stochastique et incertain.

²⁷ Traduction française du terme "expected utility"

²⁸ Traduction française du terme "Markov decision process"

III.5.4. Processus Décisionnels de Markov

Un processus de décision markovien est un modèle qui permet à un agent d'interagir de façon continue et fiable avec un environnement stochastique et incertain. En fait, le PDM se base sur ses interactions avec cet environnement pour tenir compte des effets de l'incertitude de contrôle sur la performance d'un agent et, par conséquent, permet à cet agent de prendre des décisions qui devraient maximiser un objectif donné [147].

Un PDM se base sur une distribution de probabilités, appelée un modèle de transition d'états P , en vue de définir les probabilités de tous les résultats possibles s' de l'exécution de n'importe quelle action a dans n'importe quel état s dans un environnement incertain (Figure III-15). De plus, en utilisant le modèle de transition d'états P , le PDM s'occupe de l'incertitude de contrôle par la définition d'une valeur d'utilité attendue $Q(a, s)$ de l'exécution de toute action $a \in A$ dans un état donné $s \in S$ (voir Eq.III-3) [147, 148].

$$Q(a, s) = R(s) + \gamma \sum_{s' \in S} P(s'|a, s)R(s') \quad \text{III-3}$$

où :

$a \in A$: une action que l'agent peut exécuter,

$s \in S$: l'état courant de l'agent,

$s' \in S$: un résultat potentiel de l'exécution de a dans s ,

$Q(a, s)$: l'utilité attendue de faire a dans s dans un environnement incertain,

$R(s)$: une valeur de récompense d'un état s ,

$\gamma \in [0,1]$: le critère γ -pondéré qui définit l'importance du futur état s' par rapport à l'état courant s .

$P(s'|a, s)$: représente la probabilité que le système passe à un état s' après l'exécution d'une action a dans un état s , et $\sum_{i=1}^n P(s'_i|a, s) = 1$. De plus, P représente un modèle (on dit aussi une fonction) de transition d'états qui décrit tous les résultats possibles de l'exécution de n'importe quelle action dans n'importe quel état.

En raison de l'imprécision des actions de contrôle dans un environnement stochastique et incertain, et après la prise en considération de l'incertitude par la résolution de Eq.III-3, à l'aide d'un PDM un agent peut ensuite choisir une action (appelée une politique optimale π^*) qui devrait maximiser son objectif tout en tenant compte de l'incertitude (voir Eq.III-4) [147, 148].

$$\pi^*(s) = \arg \max_{a \in A} \left[R(s) + \gamma \sum_{s' \in S} P(s'|a, s)R(s') \right] \quad \text{III-4}$$

où :

$\pi^*(s)$: dans un environnement stochastique et incertain, π^* est une politique optimale capable de maximiser certains objectifs définis par la fonction de récompense R .

Un modèle de transition d'états définit la probabilité d'arriver à n'importe quel état s' après l'exécution d'une action quelconque a dans un état donné s . En fait, l'utilisation du PDM et la résolution de Eq.III-4 nécessite une connaissance préalable du modèle de transition d'états, pourtant une telle connaissance dans un environnement inconnu et stochastique est souvent absente. De ce fait, en raison de l'imprécision des valeurs de probabilités dans ce cas, le modèle de transition d'états est considéré comme imprécis, inconnu et incertain, ce qui peut entraîner un fonctionnement sous-optimal et incorrect (Figure III-17) [144, 145, 149].

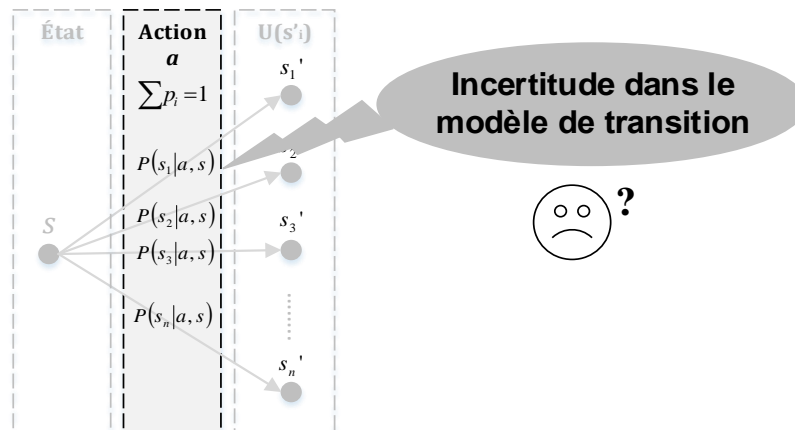


Figure III-17. L'incertitude imposée sur le modèle de transition d'états implique l'imprécision des probabilités.

Toutefois, pour résoudre le défi de l'incertitude imposée sur le modèle de transition d'états et atteindre un fonctionnement efficace et fiable, plusieurs approches ont été proposées telles que :

- **Une approche adaptative pour une programmation dynamique²⁹** : Cette approche commence par l'utilisation d'une représentation initiale et estimée du modèle de transition d'états. Puis, l'agent mis à jour ce modèle après chaque interaction avec l'environnement où cet agent exécute chaque fois une action a dans un état s . En fait, après chaque interaction avec l'environnement et après chaque mise à jour du modèle de transition d'états, l'agent va obtenir une nouvelle politique optimale qui devrait produire un fonctionnement plus fiable et plus efficace [144, 145].
- **Une approche robuste pour une programmation dynamique³⁰** : En raison de l'incertitude du modèle de transition d'états, cette approche considère que la valeur exacte de chaque probabilité appartient à un ensemble d'incertitude (ex. $P_i - \epsilon \leq P_i \leq P_i + \epsilon$). Puis, une politique robuste est obtenue en considérant le pire des cas de cet ensemble afin de résoudre Eq.III-4 et produire un fonctionnement fiable et efficace [149, 150, 151, 152].

²⁹ Traduction française du terme "Adaptive dynamic programming"

³⁰ Traduction française du terme "Robust dynamic programming"

III.5.5. L'incertitude dans la tâche de conduite

L'incertitude est un défi majeur qui fait face à la modélisation et le développement de plusieurs systèmes, y compris les systèmes véhiculaires. En fait, un véhicule agit dans un environnement partiellement observable et stochastique, ce qui rend la perception et l'actionnement d'un véhicule imprécises et inexacts.

L'incertitude de perception se produit lorsqu'un véhicule est incapable de percevoir avec précision son état et aussi l'état de son environnement. En fait, l'imprécision de la perception impose de nombreux enjeux tels que :

- Pendant le blocage ou le patinage des pneumatiques qui se produisent respectivement pendant le freinage et l'accélération, la vitesse des pneumatiques devient totalement différente de la vitesse du véhicule [3, 4].
- La vitesse du véhicule est un paramètre essentiel pour l'implémentation de plusieurs systèmes véhiculaires (ex. ABS et TCS). Cependant, une perception exacte de ce paramètre est parfois impossible, plus précisément pendant le blocage ou le patinage des pneumatiques. De ce fait, la vitesse du véhicule est estimée en utilisant la vitesse des quatre pneumatiques [3, 4].
- Un système véhiculaire (ex. LKS, ACC ou ADS) utilise un ensemble de senseurs pour percevoir l'état de son environnement. Pourtant, les signaux des senseurs utilisés peuvent être facilement obstrués par des obstacles ou par d'autres usagers de la route. Par conséquent, la perception du système véhiculaire devient incomplète et imprécise [6, 7, 8, 9].
- De plus, l'utilisation d'un type particulier de senseurs peut avoir différents effets (ex. portée réduite, bruit, défaillance, etc.), ce qui limite en conséquence la capacité d'un système véhiculaire à percevoir avec précision son état et l'état de ses environnants [5].

Sous incertitude de contrôle, un système véhiculaire devient incertain de l'effet exact de ses actions qui sont considérées comme stochastiques et imprécises dans certaines conditions (ex. route glissante, route glacée, etc.). L'imprécision des actions d'un véhicule entraîne les effets suivants :

- Le glissement des pneus, plus précisément le patinage pendant l'accélération et le blocage pendant le freinage, diminue la capacité du véhicule à changer sa direction et à agir (accélérer ou freiner) sur sa vitesse [4].
- Le glissement des pneumatiques est affecté par le frottement entre les pneumatiques et la surface de la route, donc il change en fonction de l'état de la route et de la vitesse de véhicule [12].

- À cause du glissement des pneumatiques, la distance de freinage augmente dramatiquement tandis que les actions du freinage deviennent imprécises et stochastiques [10, 11].
- L'état de la route affecte directement la précision des actions de contrôle. Par exemple, une route à mauvaise condition ralentit l'accélération et le freinage en raison de l'augmentation du glissement des pneumatiques [72].

À cette fin, un véhicule agit dans un environnement :

- Partiellement observable dans lequel un système véhiculaire possède un accès partiel à l'état du véhicule et, par conséquent, sa perception est incomplète, imprécise et bruitée. Ceci est dû aux limitations et à l'obstruction des signaux de senseurs.
- Stochastique dans lequel les actions de l'accélération et de la décélération peuvent être imprécises à cause du glissement des pneumatiques. Dans cet environnement, le véhicule devient incapable de définir le résultat exact de l'exécution d'une accélération donnée et, par conséquent, devient incertain.

La perception et l'actionnement dans un environnement partiellement observable et stochastique entraînent une incertitude de perception et une incertitude de contrôle, respectivement.

Plusieurs approches ont été proposées pour tenir compte de l'incertitude de perception dans les systèmes véhiculaires (ex. voir [6, 7]). De plus, en raison de l'imprécision des actions d'un véhicule, de nombreux systèmes ont été proposés et implémentés permettant l'amélioration de la stabilité et de la performance du véhicule (ex. ABS et TCS) [15, 16].

À cette fin, la prise en considération de l'incertitude de perception et de l'incertitude de contrôle est cruciale afin d'établir une conduite automatique et sans collision dans un environnement partiellement observable et stochastique.

III.6. Conclusion

Dans un environnement stochastique, les actions d'un agent deviennent imprécises et stochastiques, et par conséquent l'agent devient incapable de mesurer l'utilité exacte de ses actions afin d'exécuter l'action qui va maximiser son objectif. Pour surmonter ce défi, un agent doit s'occuper de l'incertitude de contrôle et choisir par la suite une action qui devrait maximiser son objectif.

Dans cette thèse, nous nous concentrons sur le système du contrôle longitudinal, plus précisément le système responsable de l'automatisation la tâche du contrôle de la vitesse d'un véhicule autonome.

Dans un simulateur du trafic urbain, la tâche du contrôle longitudinal est modélisée par un modèle de suivi de véhicules. De nombreux modèles de suivi de véhicules sont proposés dans la littérature pour modéliser et simuler la tâche du contrôle longitudinal. Cependant, de tels modèles (ex. Krauß [80], Kerner [81], IDM [82]) ignorent l'incertitude de contrôle pour contrôler la vitesse dans un environnement considéré comme déterministe (sous-section II.4).

Une modélisation correcte et précise est essentielle en vue de produire un modèle fiable de suivi de véhicules permettant à un agent logiciel d'automatiser la tâche du contrôle longitudinal. De plus, la résolution du défi de l'incertitude de contrôle est cruciale pendant la modélisation de la tâche du contrôle longitudinal. Ceci nous permet de tenir compte de l'imprécision des actions du véhicule afin d'automatiser une partie de la tâche de conduite dans un environnement incertain, plus précisément dans différentes conditions de l'environnement.

Les simulateurs microscopiques du trafic urbain proposés dans la littérature implémentent des modèles de suivi de véhicules qui considère que les actions des véhicules sont toujours déterministes. De ce fait, ces simulateurs sont considérés comme des environnements de simulation déterministes. Le développement d'un modèle de suivi de véhicules capable de simuler la conduite dans différentes conditions de l'environnement nous permet de produire un simulateur réaliste du trafic urbain. Un simulateur pareil sera utile pour la simulation et le développement de nombreux systèmes véhicules dans différentes configurations de l'environnement.

Chapitre 4

Un modèle robuste pour un contrôle longitudinal coopératif sous incertitude

IV.1. Introduction

L'automatisation de la tâche de conduite devient de plus en plus importante, plus précisément en raison de l'accroissement de la demande d'une conduite sûre et efficace dans une époque où la croissance continue du nombre de véhicules a significativement affecté la sécurité routière. Cependant, une telle automatisation est encore incomplète. Ceci est dû à une perception incomplète et bruitée dans un environnement partiellement observable, et aussi dû à un actionnement imprécis dans un environnement stochastique.

La tâche du contrôle longitudinal est une sous-tâche de la tâche de conduite. Elle est chargée d'agir sur la vitesse du véhicule pour prévenir les collisions dans un environnement urbain. Un modèle de suivi de véhicules modélise et simule cette tâche dans un simulateur de trafic urbain en utilisant plusieurs attributs relatifs à l'état du véhicule (ex. sa vitesse, sa position, etc.). De ce fait, un modèle de suivi de véhicules devrait être capable d'automatiser la tâche du contrôle longitudinal dans le monde réel et, par conséquent, doit garantir une conduite sans collision. À cette fin, une modélisation précise et correcte de la tâche du contrôle longitudinal est essentielle.

Plusieurs modèles de suivi de véhicules ont été proposés et implémentés dans différents simulateurs microscopiques du trafic urbain (ex. SUMO). Ces modèles ignorent l'incertitude pour simuler le contrôle de vitesse dans un environnement considéré comme complètement observable et déterministe. Cependant, un véhicule agit dans un environnement partiellement observable et stochastique, ce qui pourrait compromettre le comportement de ces modèles de suivi de véhicules et pourrait entraîner des collisions à cause de l'incertitude.

À cette fin, il est crucial de tenir compte de l'incertitude afin de produire une conduite automatique et sans collision dans un environnement partiellement observable et stochastique.

Dans cette thèse, nous nous concentrons sur l'incertitude de contrôle qui provient de l'imprécision des actions dans un environnement stochastique. Dans un tel environnement, les actions du véhicule sont imprécises et stochastiques, et de ce fait le véhicule autonome devient incertain des résultats exacts de ses actions. Pour cette raison, la prise en considération de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision des

actions est cruciale pour la modélisation, la simulation et l'automatisation de la tâche du contrôle longitudinal.

Le conducteur humain possède des aptitudes lui permettant de conduire son véhicule dans des situations complexes et, le plus important, dans différentes conditions environnementales. Le véhicule, le modèle du suivi de véhicules en particulier, peut bénéficier des aptitudes humaines dans le but d'établir une conduite automatique et sans collision dans un environnement stochastique et incertain. De plus, le modèle du suivi de véhicule peut combiner ses capacités et ses ressources avec celles des autres véhicules afin d'atteindre le but recherché.

Dans ce chapitre, nous proposons un modèle robuste du suivi de véhicules basé sur une approche coopérative (*Inter-Vehicle Robust Car-Following Model - IVC-RCFM*). Le modèle *IVC-RCFM* est chargé de simuler et d'automatiser la tâche du contrôle longitudinal sous incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain.

Le modèle *IVC-RCFM* est un modèle multi-agents. Il consiste en de nombreux agents hétérogènes (des véhicules, des humains et des unités de communication de l'infrastructure) qui communiquent et coopèrent dans l'objectif d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique incertain.

Les agents du modèle multi-agents interagissent entre eux dans un système multi-agents, plus précisément un système multi-agents pour un contrôle longitudinal robuste basé sur la coopération inter-véhicules³¹ (*MAS-IVC-RLC*). Pour développer le système multi-agents proposé, nous avons utilisé *MASA-Method* une méthodologie de développement des systèmes multi-agents proposée par Lahlouhi [123].

En utilisant *JADE* et *SUMO*, nous avons implémenté et simulé notre modèle dans des simulations microscopiques et dans différentes conditions de l'environnement. Ces simulations nous permettent d'examiner le comportement du modèle proposé ici et de comparer sa performance à d'autres modèles proposés dans la littérature (voir sous-section V.2).

En vue d'atteindre le but recherché et accomplir sa tâche, notre modèle se base sur les contributions suivantes (voir [14]) :

- Une approche robuste permettant de produire un contrôle fiable et efficace dans les différentes conditions environnementales, notamment dans un environnement stochastique sous incertitude de contrôle (sous-section IV.2),
- Un modèle robuste (*RCFM*) chargé de tenir compte de l'incertitude de contrôle et de produire un contrôle longitudinal automatique et sans collision (sous-section IV.3),

³¹ Traduction par l'auteur du terme "Multi-agent system for an inter-vehicle cooperative robust longitudinal control"

- Une coopération homme-véhicule permettant au modèle *RCFM* de bénéficier des capacités intellectuelles et des ressources physiques du conducteur humain en vue d'accomplir sa tâche (sous-section IV.4),
- Une communication inter-véhicules via un réseau ad hoc de véhicules, ce qui permet de combiner les capacités de plusieurs véhicules et de les compléter par les aptitudes du conducteur humain afin d'atteindre l'objectif recherché (sous-section IV.5).

Nous décrivons ces quatre contributions dans les quatre sous-sections suivantes. De cette façon, nous présentons un développement progressif d'un modèle *IVC-RCFM* chargé d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique et incertain.

IV.2. Une approche robuste pour un contrôle longitudinal sans collision sous incertitude

IV.2.1. Introduction

Un agent basé-utilité utilise une mesure de performance pour évaluer ses actions et exécute à chaque étape une action qui doit maximiser son objectif, plus précisément une action qui possède une valeur d'utilité maximale. En fait, pour arriver à mesurer la performance de ses actions, un agent à base d'utilité nécessite la connaissance du résultat exact $s' \in S$ de l'exécution de n'importe quelle action $a \in A$ dans un état donné $s \in S$. Cette connaissance est appelée un modèle de monde ou bien un modèle de transition [121].

Dans un environnement déterministe, le modèle de transition est connu parce que les actions sont précises et leurs résultats peuvent être déterminés au préalable et avec précision. De ce fait, un agent à base d'utilité est capable de définir avec précision les valeurs d'utilité de ses actions et d'exécuter toujours l'action qui va maximiser sa performance (Figure III-5).

Par contre, dans un environnement stochastique et incertain, les actions d'un agent sont considérées comme stochastiques et imprécises, et par conséquent l'agent devient incertain du résultat exact de l'exécution de ses actions. Dans ce cas, un agent à base d'utilité est considéré incapable de mesurer avec précision l'utilité de ses actions (Figure III-14).

De ce fait, en raison de l'imprécision des actions dans un environnement stochastique et incertain, nous considérons la fonction d'utilité comme incertaine due au fait que les valeurs qu'elle présente peuvent être imprécises. De plus, à base d'une fonction d'utilité imprécise, un agent à base d'utilité devient incapable de choisir à chaque étape une action qui peut maximiser son objectif. Par conséquent, la prise en considération de l'imprécision des actions et de l'incertitude dans la fonction d'utilité est cruciale pour atteindre un comportement fiable et correct.

Dans ce qui suit, nous présentons une approche robuste implémentée pour la prise de décision sous incertitude de contrôle. En particulier, cette approche est proposée dans le but d'établir un contrôle longitudinal fiable et sans collision dans un environnement stochastique et incertain.

IV.2.2. La prise de décision dans un environnement incertain comme un jeu à somme nulle à deux joueurs

Le modèle minimax est un processus de décision qui permet la résolution des problèmes de recherche compétitifs et, surtout, permet le calcul d'une solution optimale d'un jeu à somme nulle.

Un jeu à somme nulle consiste en deux agents compétitifs appelés joueurs : (i) un joueur *MAX* qui cherche à maximiser certains objectifs pour gagner le jeu, et (ii) un joueur *MIN* qui aussi cherche à gagner le jeu mais par la minimisation des objectifs de *MAX* [121].

À la fin du jeu en utilisant une fonction d'utilité, des points de récompense (ex. $u_1 \in [0,1]$) sont attribués au joueur gagnant u_1 et des pénalités (ex. $u_2 = 1 - u_1$) sont accordées au joueur vaincu. Dans un jeu à somme nulle à deux joueurs, le gain dans l'utilité de chaque jour est exactement équilibré par la perte dans l'utilité d'un autre. Autrement dit, les utilités de deux joueurs différents sont toujours égales (ex. $u_1 = u_2$) ou opposées (ex. $u_1 + u_2 = 1$) [121].

Donc, pour gagner le jeu, **le joueur MAX** doit tout d'abord prendre en considération les effets **du joueur MIN** sur son objectif, et prend ensuite une décision qui devrait maximiser cet objectif (sous-section III.4). De même, afin d'établir un comportement fiable et correct sous incertitude de contrôle, **un agent** doit tout d'abord tenir compte de l'imprécision de ses actions dans **un environnement incertain**, et exécute ensuite l'action qui devrait maximiser son objectif. Dans ce cas, cet agent montre un comportement similaire à celui du joueur *MAX*, plus précisément les deux doivent tenir compte des effets et des actions de leurs contreparties (les effets de l'environnement et les actions du joueur *MIN*).

À cette fin, nous proposons de considérer le problème à résoudre, plus précisément le problème de la prise de décision sous incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain, comme un jeu à somme nulle à deux joueurs. Et pour aller plus loin, nous considérons l'agent chargé de la prise de décision sous incertitude de contrôle comme un joueur *MAX*, et nous considérons également l'environnement comme un joueur *MIN* qui cherche à diminuer la précision des actions pour minimiser l'objectif de l'agent.

À ce stade, en se basant sur le modèle minimax, nous proposons une approche robuste en vue de tenir compte de l'incertitude de contrôle et produire un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique et incertain. L'approche robuste se base sur deux étapes :

- **Étape 1** : l'agent définit les utilités attendues de ses actions tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle et des effets d'un environnement stochastique et incertain,
- **Étape 2** : en utilisant les valeurs d'utilité résolues dans *Étape 1*, l'agent choisit et exécute l'action qui possède une utilité attendue maximale, plus précisément l'action qui devrait maximiser son objectif tout en tenant compte des effets de l'environnement.

Dans ce qui suit, nous décrivons l'approche robuste proposée. En particulier, nous détaillons l'étape 1 dans la sous-section IV.2.3 et nous décrivons l'étape 2 dans la sous-section IV.2.4. Finalement, dans la sous-section IV.2.5, nous proposons de résumer les deux étapes dans une seule équation d'un modèle minimax.

IV.2.3. La prise en considération de l'incertitude de contrôle

Sous incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain, l'exécution de la même action $a \in A$ dans le même état $s \in S$ aboutit chaque fois à un résultat différent $s' \in T_s^a$. Par conséquent, nous définissons un modèle de transition T par l'ensemble de tous les résultats possibles de l'exécution de n'importe quelle action dans n'importe quel état. De plus, nous désignons par $T_s^a = \{s'_1, s'_2, \dots, s'_h\}$ le sous-ensemble de T qui définit tous les résultats possibles de l'exécution d'une action a dans un état s (Figure IV-1).

Alors qu'une définition exacte du résultat de l'exécution d'une action quelconque à un état donné soit impossible dans un environnement stochastique et incertain, donc une mesure précise de l'utilité des actions d'un agent en utilisant une fonction d'utilité est aussi impossible. Pour cette raison, la fonction d'utilité est considérée comme imprécise et incertaine [121].

Par conséquent, afin de définir les utilités des actions d'un agent dans un environnement stochastique et incertain, tout d'abord il est crucial de tenir compte de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision des actions. Pour cela, nous proposons dans ce qui suit une approche robuste. Basé sur cette approche, un agent pose et répond sur les questions suivantes : « **étape 1** : en exécutant une action a à un état s dans un environnement incertain, quel est le pire qui peut arriver ? dans un état pareil, à quel point puis-je être satisfait ? ».

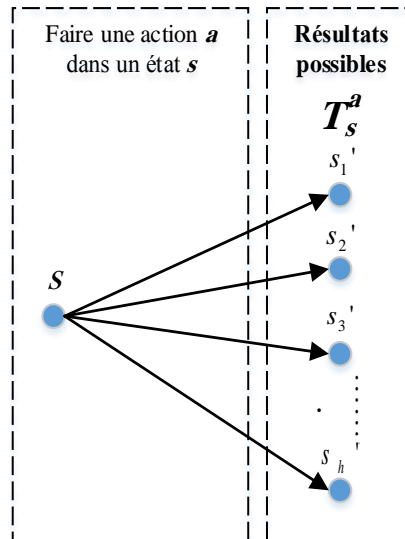


Figure IV-1. Un modèle de transition représentant les différents résultats observés et obtenus dans un environnement stochastique et incertain.

En se basant sur l'architecture de l'agent basé-utilité proposée par Russell, et al. [121] (Figure III-3), et en appliquant l'approche proposée ici, nous proposons dans Figure IV-2 une architecture permettant à un agent basé-utilité de tenir compte de l'incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain afin de définir les utilités attendues de ses actions.

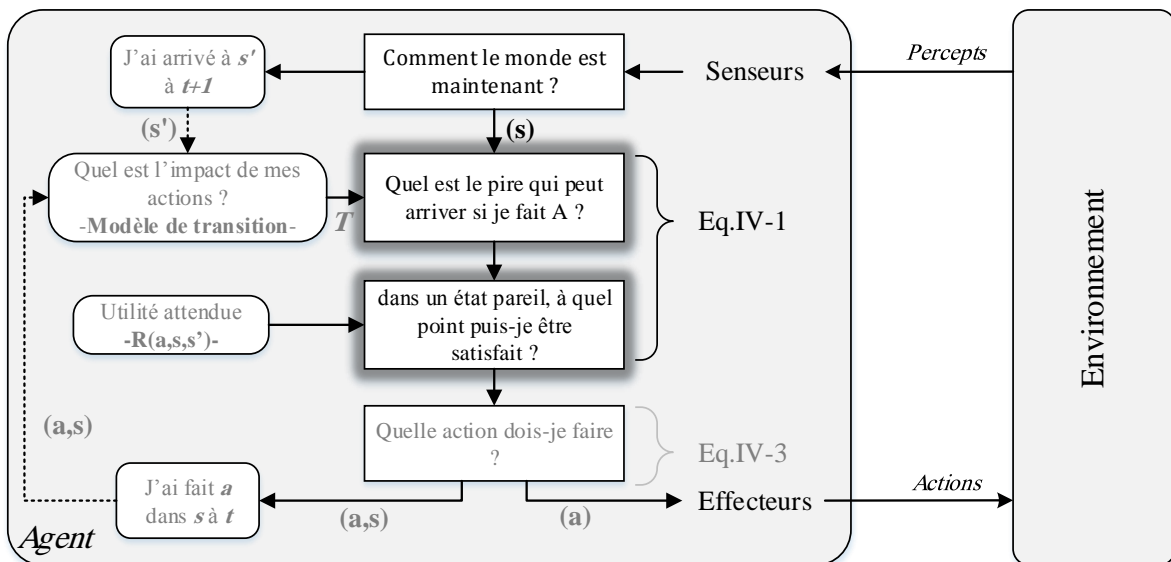


Figure IV-2. La prise en considération de l'incertitude de contrôle en vue de mesurer l'utilité des actions d'un agent basé utilité.

Donc, pour s'occuper de l'incertitude imposée sur la fonction d'utilité en raison de l'imprécision des actions dans un environnement stochastique et incertain, nous proposons d'attribuer à chaque pair état – action une valeur $U(a, s)$ définie par Eq.IV-1. Cette valeur représente l'utilité attendue de faire une action $a \in A$ à un état $s \in S$ dans un environnement stochastique et incertain.

$$U(a, s) = \min_{s' \in T_s^a} R(a, s, s') \quad \text{IV-1}$$

où :

$a \in A$: Une action que l'agent peut exécuter,

$s \in S$: L'état courant de l'agent,

$s' \in T_s^a$: Un état possible de l'exécution de a dans s ,

T_s^a : Un modèle de transition représentant l'ensemble de tous les résultats possibles de l'exécution de a dans s ,

$R(a, s, s')$: la récompense de faire a à s et arriver à s' ,

$U(a, s)$: L'utilité attendue que l'agent espère d'obtenir *au pire des cas* après l'exécution de a à s dans un environnement incertain.

Par conséquent, en se basant sur l'approche proposée, et parce que l'agent est incertain de l'effet d'un environnement stochastique et incertain sur ses actions et sur son objectif, cet agent considère que l'utilité de faire une action a dans un état s sera l'utilité d'atteindre le résultat le moins favorable (Figure IV-3).

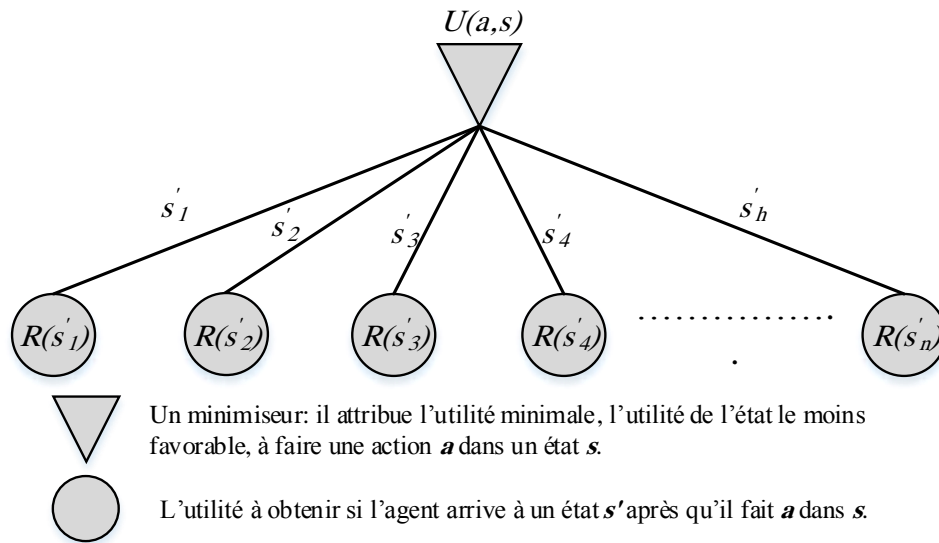


Figure IV-3. La prise en considération de l'incertitude de contrôle dans la fonction d'utilité.

Ainsi, $U(a, s)$ représente l'utilité attendue d'arriver au résultat le moins favorable après l'exécution d'une action a dans un état s . Dans un environnement stochastique et incertain, le résultat le moins favorable, appelé aussi le pire des cas, est un résultat possible qui minimise l'objectif de l'agent en raison de l'imprécision des actions. Par conséquent, le résultat le moins favorable est un parmi plusieurs états T_s^a qui peuvent se produire après avoir fait a à s , plus précisément c'est un état $s' \in T_s^a$ qui vérifie l'Eq.IV-2.

$$s'_* = \arg \min_{s' \in T_s^a} R(a, s, s') \quad \text{IV-2}$$

De plus, parce que nous considérons la prise de décision sous incertitude de contrôle comme un jeu à somme nulle à deux joueurs, et nous considérons l'agent comme un joueur *MAX* et l'environnement comme un joueur *MIN*, donc :

- $U(a, s)$ représentera alors l'utilité attendue de l'agent. Plus précisément, $U(a, s)$ représente *le gain minimum* que l'agent s'attend à gagner au pire des cas s'il fait a dans s ,
- $1 - U(a, s)$ représentera l'utilité attendue du joueur *MIN*, et dans notre cas elle représentera l'utilité de l'environnement. De plus, $1 - U(a, s)$ représente *la perte maximale* que l'agent s'attend à perdre au pire des cas s'il fait a dans s

À cette fin, en utilisant l'approche proposée, nous minimisons le gain $U(a, s)$ dans l'objectif de l'agent, ce qui maximise en conséquence la perte $1 - U(a, s)$ (au pire des cas) dans l'objectif de cet agent. Ceci devrait aider l'agent à tenir compte de l'imprécision de ses actions dans un environnement stochastique et incertain afin de résoudre l'enjeu de l'incertitude de la fonction d'utilité.

IV.2.4. La prise de décision sous incertitude de contrôle

Après avoir considéré l'effet de l'incertitude de contrôle et attribué une valeur d'utilité attendue à chaque action $a \in A$ dans un état s sous incertitude par la résolution de l'Eq.IV-1, un agent doit ensuite choisir et exécuter l'action qui devrait maximiser son objectif. Pour cela, l'agent répond sur la question « **étape 2** : *Quelle action doit-je faire ?* » (Figure IV-4).

Pour compléter sa tâche, l'agent résout l'Eq.IV-3 et choisit d'exécuter l'action qui possède une utilité attendue maximale. Cette action devrait garantir un comportement fiable et correct sous incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain (Figure IV-5).

$$\pi^*(s) = \arg \max_{a \in A} U(a, s) \quad \text{IV-3}$$

où :

$\mathbf{a} \in \mathbf{A}$: une des actions que l'agent peut exécuter à un instant donné,

\mathbf{A} : est l'ensemble des actions à évaluer,

$\mathbf{s} \in \mathbf{S}$: l'état courant de l'agent,

$\mathbf{U}(\mathbf{a}, \mathbf{s})$: l'utilité attendue de l'exécution d'une action a dans un état s dans un environnement stochastique et incertain (voir Eq.IV-1),

$\pi^*(s)$: est l'action (a^*) qui possède une utilité attendue maximale. En particulier, cette action devrait maximiser l'objectif de l'agent tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle.

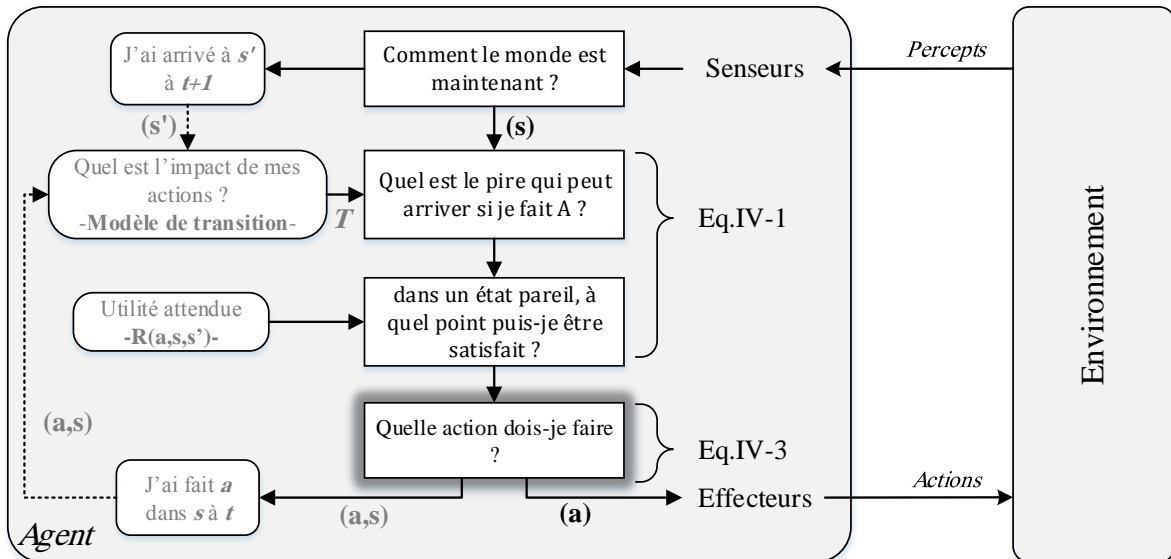


Figure IV-4. Une architecture d'un agent basé-utilité avec la prise en considération de l'incertitude de contrôle.

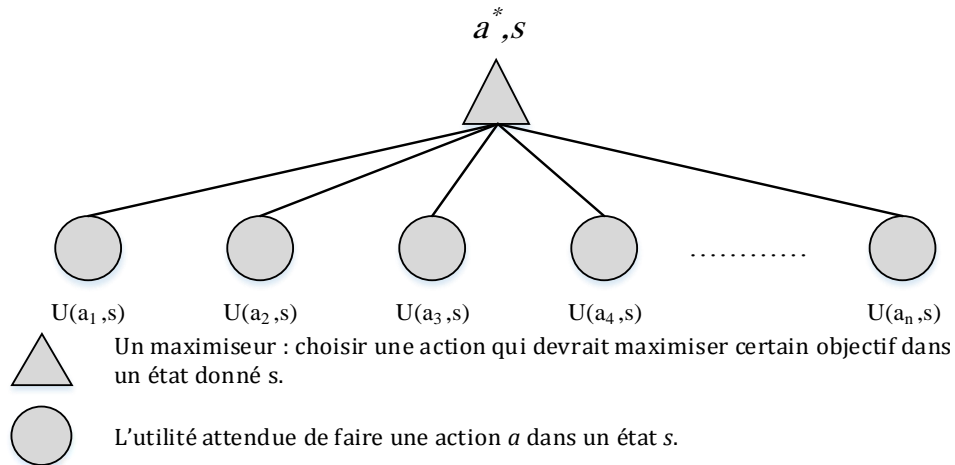


Figure IV-5. La prise de décision sous incertitude à base d'une approche robuste.

À ce stade, en raison de l'imprécision des actions dans un environnement stochastique et incertain, nous avons proposé une approche robuste permettant à l'agent de s'occuper de l'incertitude de contrôle en vue d'établir un contrôle longitudinal sans collision. En fait, cette approche consiste à résoudre un problème à deux étapes comme suit :

- **Étape 1** : afin de s'occuper de l'incertitude de contrôle et de mesurer l'utilité de chacune de ses actions $a \in A$ sans l'exécuter dans un environnement stochastique et incertain, un agent envisage le pire résultat et **minimise** le gain attendu (voir Eq.IV-1).
- **Étape 2** : en suite, l'agent résout Eq.IV-3 et choisit d'exécuter une action robuste a^* qui devrait **maximiser** son objectif tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle. Par rapport aux autres actions, cette action se caractérise par une utilité attendue maximale.

IV.2.5. La résolution de l'incertitude de contrôle comme un jeu à somme nulle

Parce que nous avons considéré le problème de la prise de décision sous incertitude de contrôle comme un jeu à somme nulle à deux joueurs (l'agent et l'environnement), les deux étapes présentées ci-dessus peuvent être définies comme suit :

- **Étape 1** : l'agent prend en considération les effets d'un environnement stochastique sur la précision de ses actions et, le plus important, sur son objectif $U(a, s)$ (Eq.IV-1),
- **Étape 2** : ensuite, l'agent choisit d'exécuter l'action qui va maximiser son objectif quel que soit l'effet de l'environnement sur la précision de ses actions (Eq.IV-3).

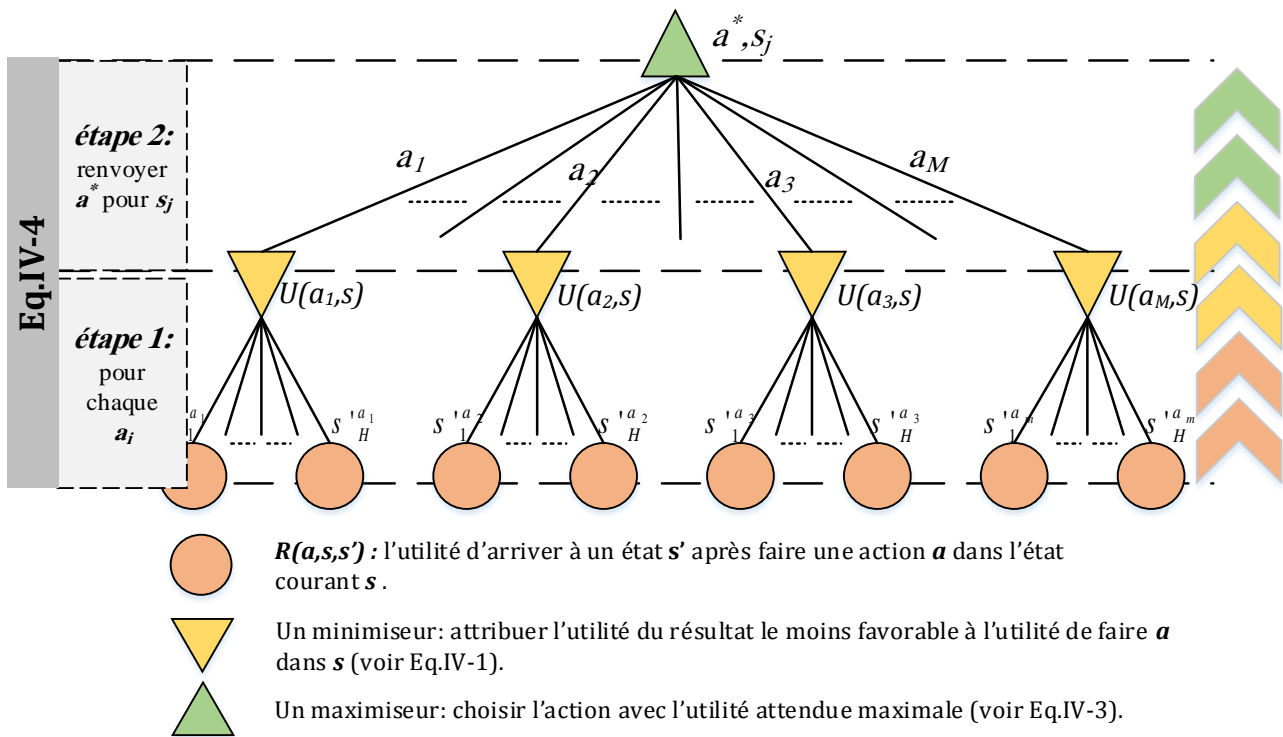


Figure IV-6. Un modèle minimax pour la prise de décision tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle.

Dans le cas du système du contrôle longitudinal, nous considérons l'agent contrôlant le véhicule comme un joueur *MAX* qui cherche à maximiser certains objectifs (ex. établir un contrôle longitudinal sans collision). L'environnement stochastique (la route) affecte la précision des actions du véhicule et, par conséquent, affecte l'objectif de l'agent. Pour cette raison, nous considérons l'environnement comme un joueur *MIN* chargé de minimiser l'objectif de *MAX* (ex. produire des collisions).

À cette fin, l'agent contrôlant la vitesse du véhicule agit comme un joueur *MAX* et résout les deux équations (Eq.IV-1 et Eq.IV-3) en vue de tenir compte de l'imprécision de ses actions et d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique et incertain. Pour aller plus loin, nous proposons de résumer Eq.IV-1 et Eq.IV-3 en utilisant l'équation du modèle minimax (Figure IV-7).

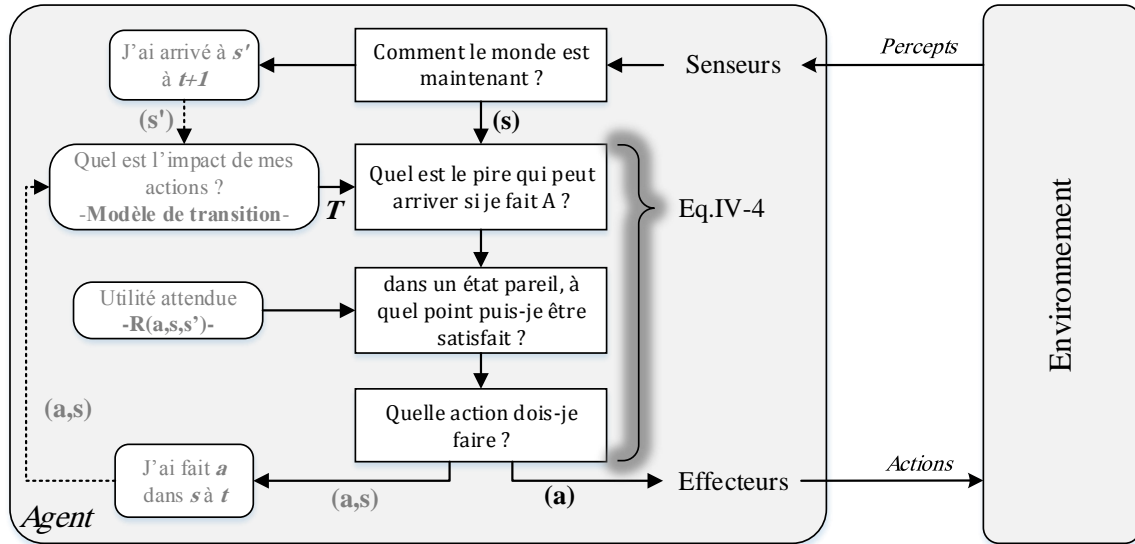


Figure IV-7. La prise en considération de l'incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain.

À un instant donné dans un état $s \in S$, Eq.IV-4 renvoie une action $a \in A$ qui devrait maximiser certains objectifs tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle dans un environnement incertain.

$$\pi^*(s) = \arg \max_{a \in A} \min_{s' \in T_s^a} R(a, s, s') \quad \text{IV-4}$$

où :

- $s' \in T_s^a$: un résultat possible de l'exécution d'une action a à un état s ,
- T_s^a : un modèle de transition définissant l'ensemble de tous les résultats possibles s' de faire a à s dans un environnement stochastique,
- $a \in A$: A est l'ensemble des actions que l'agent peut exécuter à un instant donné et doit également évaluer en utilisant R ,
- $R(a, s, s')$: une fonction de récompense. Elle mesure la récompense d'arriver à un résultat possible s' après l'exécution de a dans s ,
- $\pi^*(s)$: une action $a \in A$ qui possède une utilité attendue maximale.

À un instant donné dans un jeu à somme nulle à deux joueurs, l'algorithme *d'élagage alpha-beta* permet à un agent de calculer une solution optimale d'un modèle minimax sans besoin d'examiner tous les nœuds de l'arbre. De plus, cet algorithme permet d'accélérer la prise de décision sans affecter l'objectif de l'agent (sous-section III.4.4) [121]. De même, pour la résolution de Eq.IV-4, nous proposons d'utiliser l'algorithme *d'élagage alpha-beta*. Ceci permet de calculer à chaque étape une solution robuste capable de maximiser l'objectif de l'agent dans un environnement stochastique et incertain.

IV.2.6.Conclusion

Alors qu'un agent soit incertain de l'effet exact de ses actions dans un environnement stochastique et incertain, nous avons implémenté une approche robuste pour s'occuper de l'incertitude de contrôle.

Dans cette approche, nous avons considéré la prise de décision sous incertitude de contrôle comme un jeu à somme nulle à deux joueurs. Ceci devrait permettre à un agent de mesurer l'utilité de ses actions dans un environnement incertain afin de choisir et d'exécuter toujours l'action qui peut maximiser un objectif donné.

Il convient de noter que l'approche robuste proposée ci-dessus a été implémenté pour développer un modèle de suivi de véhicules et de produire un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement incertain. De ce fait, en utilisant cette approche, nous proposons dans la sous-section suivante un modèle robuste du suivi de véhicules basé sur l'approche robuste.

IV.3. Un modèle robuste du suivi de véhicules

IV.3.1.Introduction

À un instant donné, un système véhiculaire agit dans un environnement qui peut être déterministe ou stochastique. Dans cet environnement, la précision des actions d'un véhicule change selon l'état de la route et, par conséquent, elle est souvent considérée comme inconnue. De ce fait, un véhicule agit dans un environnement incertain où les actions de contrôle sont considérées comme imprécises et stochastiques.

Une modélisation précise et correcte de la tâche du contrôle longitudinal est essentielle pour simuler et automatiser une conduite sans collision. De plus, dans un environnement considéré comme stochastique et incertain, la prise en considération de l'incertitude de contrôle est cruciale pour produire une conduite sans collision dans les différentes conditions de la route.

Cependant, de nombreux modèles de suivi de véhicules ont été proposés pour simuler la tâche du contrôle longitudinal dans un environnement considéré comme déterministe. De ce fait, ces modèles ignorent l'incertitude de contrôle et l'imprécision des actions, et par conséquent ils peuvent produire un contrôle sous-optimal dans un environnement stochastique et incertain.

En se basant sur l'approche robuste proposée dans la sous-section IV.2 ci-dessus, nous proposons dans ce qui suit un modèle robuste du suivi de véhicules chargé d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans les différentes conditions de l'environnement, notamment dans un environnement stochastique sous incertitude de contrôle.

IV.3.2. Un modèle robuste du suivi de véhicule pour un contrôle longitudinal sans collision sous incertitude

Alors qu'un véhicule agisse sur et réside dans un environnement stochastique et incertain, les modèles du suivi de véhicules proposés dans la littérature ignorent l'incertitude de contrôle pour contrôler la vitesse dans un environnement considéré comme déterministe. Dans des conditions défavorables où l'environnement devient stochastique et incertain, de tels modèles peuvent produire un contrôle sous-optimal et, par conséquent, peuvent entraîner des collisions.

De nombreux simulateurs du trafic urbain implémentent ces modèles du suivi de véhicules pour simuler la tâche du contrôle longitudinal tout en ignorant l'imprécision des actions des véhicules. De ce fait, nous considérons chacun de ces simulateurs comme un environnement de simulation déterministe. De plus, les systèmes développés et testés dans ces simulateurs héritent les mêmes limitations, plus précisément ils ignorent l'imprécision des actions et l'incertitude de contrôle pour atteindre certains objectifs dans un environnement considéré comme déterministe.

De ce fait, la prise en considération de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision des actions pendant la modélisation nous permet de produire un simulateur microscopique réaliste. Ce simulateur devrait permettre aux chercheurs de simuler et d'examiner les effets de l'incertitude dans différents états de la route en vue d'optimiser leurs systèmes dans un environnement incertain.

En vue de modéliser, de simuler et d'automatiser la tâche du contrôle longitudinal tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle, nous proposons un modèle robuste du suivi de véhicules (*RCFM*) basé sur l'approche robuste présentée dans la sous-section IV.2 ci-dessus.

Le modèle *RCFM* est un modèle à base d'agents dans lequel un agent, nommé le *DriverAgent*, se base sur ses expériences accumulées dans l'objectif d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique et incertain. Pour cela, cet agent implémente l'approche robuste et résout l'Eq.IV-4 en utilisant l'algorithme *d'élagage alpha-beta*. Cela permet au *DriverAgent* d'exécuter à chaque instant une action qui devrait maximiser son objectif tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle.

Pour la résolution de Eq.IV-4 dans un état donné $\mathbf{s} \in \mathbf{S}$, le *DriverAgent* se base sur un modèle de transition \mathbf{T} pour choisir et exécuter une action $\mathbf{a}^* \in \mathbf{A}$ qui devrait maximiser certains objectifs définis dans une fonction de récompense \mathbf{R} .

De ce fait, afin d'atteindre l'objectif recherché et établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique et incertain, nous décrivons la tâche du *DriverAgent* par le tuple $\langle \mathbf{S}, \mathbf{A}, \mathbf{T}, \mathbf{R} \rangle$ tel que :

- S : l'ensemble des états du *DriverAgent*. Plus précisément, $s \in S$ représente l'état du véhicule contrôlé à un instant donné de la simulation.
- A : l'ensemble des actions que le *DriverAgent* peut exécuter afin d'agir sur la vitesse de son véhicule.
- T : un modèle de transition qui définit tous les résultats possibles de l'exécution de n'importe quelle action à n'importe quel état.
- R : une fonction de récompense qui définit la désirabilité d'arriver à un état donné $s' \in S$ après l'exécution d'une action $a \in A$ dans un état $s \in S$.

En fait, la désirabilité de l'agent à arriver à un état donné est mesurée en fonction de certains critères, ou bien on dit en fonction d'un seul ou de multiples objectifs (ex. atteindre et maintenir un contrôle longitudinal sans collision).

Une définition correcte et précise des différents paramètres du tuple $\langle S, A, T, R \rangle$ est essentielle pour modéliser correctement la tâche du contrôle longitudinal et établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement incertain. Dans ce qui suit, nous définissons chacun de ces paramètres pour implémenter un modèle robuste du suivi de véhicules (*RCFM*).

IV.3.3.État du véhicule dans l'environnement

$s \in S$ est une instance de tous les attributs utilisés pour décrire l'état d'un système à un instant donné de la simulation. De plus, s est utilisé pour passer le système d'un état à un autre. Dans le modèle *RCFM* proposé ici, s est l'état du véhicule à un instant donné. Plus précisément, s inclut sans s'y limiter :

$$s = \langle Speed_v, Speed_{leader}, Gap_{leader} \rangle$$

où :

$Speed_v$: La vitesse du véhicule (a) contrôlé par le *DriverAgent*.

$Speed_{leader}$: La vitesse du véhicule de tête (le leader) (b).

Gap_{leader} : La distance (l'écart) qui sépare les deux véhicules.

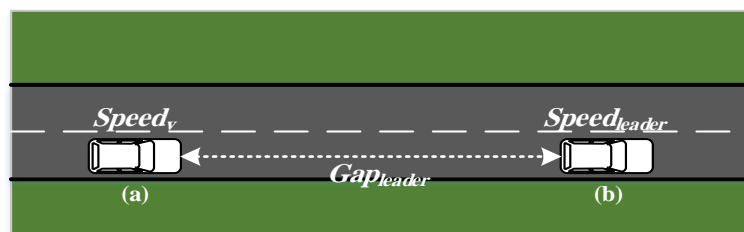


Figure IV-8. La distance qui sépare le véhicule contrôlé (a) du le véhicule de tête (b).

Un système véhiculaire utilise un ensemble de senseurs pour percevoir l'état de son véhicule. Par exemple, le système ABS utilise ses senseurs pour percevoir la vitesse du véhicule contrôlé, tandis que le système ACC est chargé percevoir la vitesse du leader et l'écart qui sépare les deux véhicules (sous-section II.3.1). Par conséquent, un système de contrôle longitudinal communique avec le système ABS et le système ACC via le réseau véhiculaire afin d'accomplir sa tâche.

D'un autre côté, dans un simulateur de trafic urbain, le *DriverAgent* perçoit l'état de son véhicule par l'envoi de requêtes (ex. *getSpeed*, *getLeaderSpeed*, *getGap*) au simulateur. Puis, le simulateur répond par l'envoi d'une réponse $s \in S$ définissant l'état du véhicule contrôlé à un instant donné de la simulation.

IV.3.4. Actions de contrôle

A est l'ensemble des actions qu'un agent peut exécuter en utilisant un ou plusieurs actionneurs en vue d'atteindre certains objectifs. De ce fait, chaque action $a \in A$ représente une instance d'une ou de plusieurs directives destinées aux actionneurs. Pour le modèle *RCFM* proposé, une action $a \in A$ représente une accélération $a = \langle acc \rangle$ que le *DriverAgent* exécute à un instant donné en vue de changer la vitesse de son véhicule et maintenir une conduite sans collision.

L'accélération d'un véhicule est limitée par $MaxDecel \leq acc \leq MaxAccel$. $-MaxDecel^{32} > 0$ représente une décélération maximale que le *DriverAgent* peut appliquer sur la vitesse de son véhicule, tandis que $MaxAccel > 0$ représente l'accélération maximale [153]. Par conséquent, une action acc peut être négative ou positive, et représente une action de freinage ou une action d'accélération.

Dans un véhicule, la vitesse est contrôlée à la fois par l'accélération et par la décélération. Le système EMS agit sur le couple moteur pour contrôler l'accélération du véhicule tandis que le système ABS agit sur les freins en vue de décélérer la vitesse (sous-section II.3.1). De ce fait, un système véhiculaire du contrôle longitudinal communique et coopère avec le système EMS et le système ABS en vue d'automatiser le contrôle de vitesse.

Par contre, dans un simulateur de trafic urbain, le *DriverAgent* agit sur la vitesse de son véhicule par l'envoi de directives (ex. *doAction(a)*) au simulateur et ce dernier exécute ces directives par le calcul et le changement de la vitesse pour simuler l'application d'une valeur d'accélération.

IV.3.5. Modèle de transition

L'approche robuste proposée dans la sous-section IV.2 se base sur un modèle de transition afin de tenir compte de l'imprécision des actions et de maximiser certains objectifs dans un environnement stochastique et incertain. Plus précisément, le modèle de transition définit l'impact des actions de l'agent et, par conséquent, définit *tous* les résultats possibles de l'exécution de n'importe quelle action $a \in A$ dans n'importe quel état $s \in S$ (Figure IV-9).

³² $|MaxDecel|$ est le montant *maximal* du freinage que le *DriverAgent* peut atteindre, tandis que $MaxDecel < 0$ est l'action *minimale* qu'il peut exécuter.

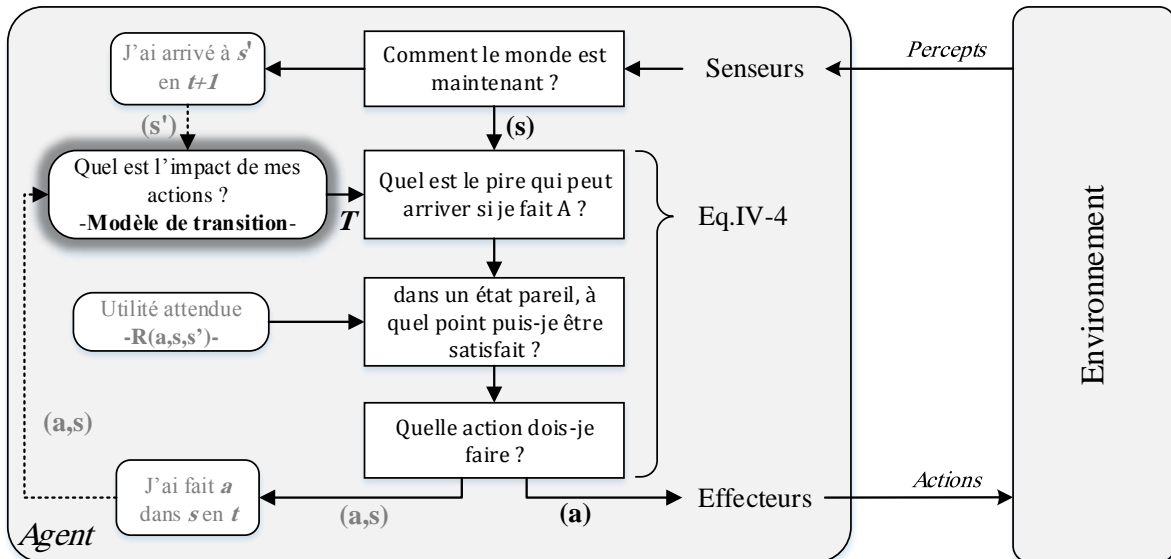


Figure IV-9. La prise en considération de l'impact de l'environnement sur la précision des actions de l'agent en utilisant un modèle de transition.

En vue de s'occuper de l'incertitude de contrôle dans la tâche du contrôle longitudinal, nous avons proposé d'adopter l'approche robuste et d'implémenter le modèle *RCFM*. Dans ce cas, le modèle de transition définit les effets de l'état de l'environnement sur l'imprécision des actions du *DriverAgent*. À cette fin, le *DriverAgent* utilise le modèle de transition en vue de résoudre Eq.IV-4 et de maximiser son objectif tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle.

On note par $T_s^a: a, s \rightarrow s'$ le résultat possible s' qui peut se produire à un instant $t + 1$ si l'agent fait une action a dans un état s à un instant t où :

- T_s^a : un modèle de transition qui définit tous les résultats possibles s' de l'exécution de la même action a dans le même état s à un instant t .
- $a \in A$: une valeur d'accélération $a = \langle acc \rangle$ que le *DriverAgent* peut exécuter à un instant donné t pour changer la vitesse de son véhicule.
- $s \in S$: La vitesse du véhicule à un instant t ($s = \langle Speed_v \rangle$)
- $s' \in T_s^a$: une vitesse à atteindre à un instant $t + 1$ après l'exécution d'une accélération a sur une vitesse s à un instant t .

Le *DriverAgent* construit et met à jour le modèle de transition T après chaque interaction avec l'environnement en incluant toujours le résultat atteint ($s' \in S$) à un instant $t + 1$ après l'exécution d'une action $a \in A$ dans un état $s \in S$ à un instant t . Par conséquent, les résultats des interactions avec l'environnement, plus précisément $(a, s)_t$ et $(s')_{t+1}$, entrent dans la construction du modèle de transition T et sont considérés comme un feedback (*j'ai fait a dans s et j'ai arrivé à s'*) (Figure IV-10).

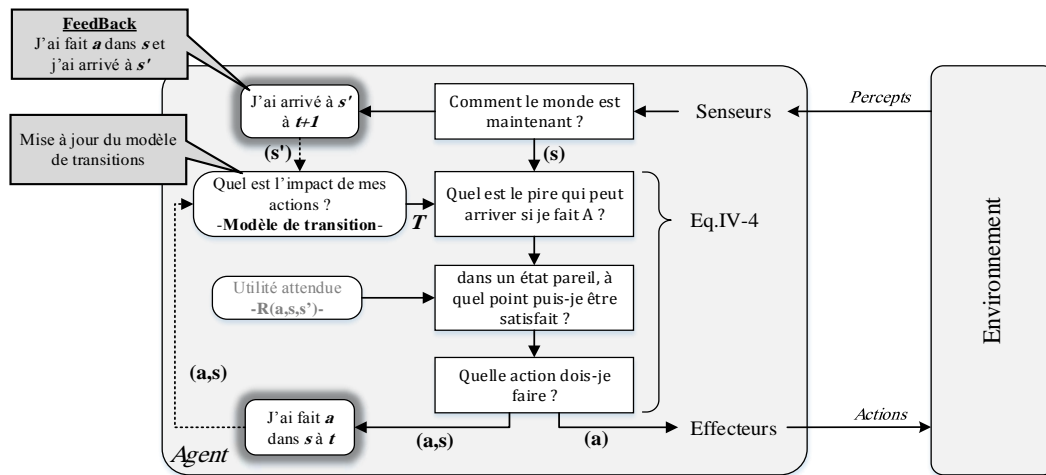


Figure IV-10. Un système à boucle fermée pour la prise en considération de l'incertitude de contrôle.

Chacun des paramètres (a, s, s') se caractérise par une valeur continue et, par conséquent, possède un nombre *infini* de valeurs. Avec cette configuration, il est impossible de construire un modèle de transition qui définit l'ensemble de *tous* les résultats possibles $s' \in S$ de l'exécution de n'importe quelle action $a \in A$ dans n'importe quel état $s \in S$.

Pour cette raison, nous proposons de discrétiser tous les attributs (a, s, s') qui entrent dans la construction du modèle de transition T comme suit :

- Les actions (axe des $X : MaxDecel \leq a \leq MaxAccel$) sont discrétisées pour obtenir un nombre fini M d'actions (axe des $Y : a_i \in A$ avec $i \in [1, M]$ est un entier) que le *DriverAgent* peut exécuter pour agir sur la vitesse de son véhicule. Comme exemple, si nous discrétisons les actions suivantes $-4.5 \leq a \leq 1.5$ en vingt cinq valeurs, nous obtenons un ensemble d'actions $A = \{-4.5, -4.25, \dots, 1.25, 1.5\}$ (Figure IV-11).

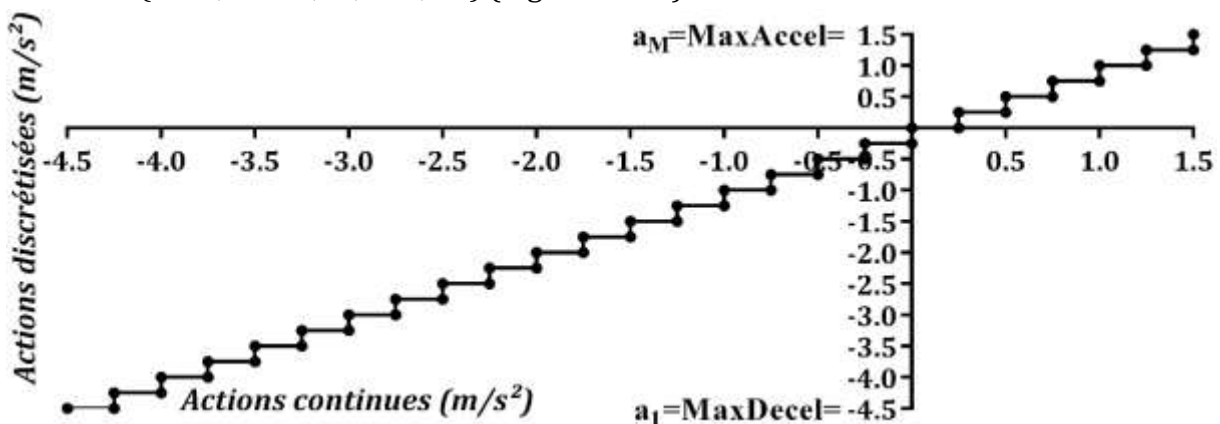


Figure IV-11. Discrétisation des actions continues à des actions discrètes.

- L'état du véhicule, plus précisément la vitesse du véhicule, est discrétisée pour obtenir un nombre fini d'états. En particulier, la vitesse du véhicule à un instant donné est représentée par un vitesse $s_j \in S$ (où $j \in [1, N]$ est un entier et $S = \{0, 1, 2, \dots, MaxSpeed\}$), tandis que le résultat de l'exécution d'une action a à un état s est représenté par une vitesse $s'_k \in T_s^a$ (où $k \in [1, H]$ est un entier).

À cette fin, la construction du modèle de transition est maintenant effectuée en utilisant un nombre fini M d'actions, un nombre fini N d'états et un nombre fini H de résultats possibles. Par rapport à l'utilisation des valeurs continues, ceci devrait considérablement réduire la complexité du problème de la résolution de Eq.IV-4.

IV.3.6.Fonction de récompense

Le modèle de transition inclut tous les résultats possibles de l'application de chaque accélération sur la vitesse actuelle du véhicule. À l'aide de ce modèle, le *DriverAgent* mesure la récompense immédiate $R(a, s, s')$ d'arriver à chaque résultat possible $s'_k \in T$ et définit par la suite l'utilité attendue d'appliquer chaque accélération $a_i \in A$ sur une vitesse $s \in S$. Finalement, le *DriverAgent* choisit et exécute une accélération qui possède une utilité attendue maximale, celle qui devrait maximiser son objectif à un instant donné dans un environnement stochastique et incertain (Figure IV-12).

Une fonction de récompense définit la désirabilité, ou bien on dit l'utilité, d'atteindre un état quelconque s' à un instant $t + 1$ après l'exécution d'une action a dans l'état actuel s à un instant t . Cette désirabilité est définie en fonction d'un ou de plusieurs critères utilisés pour décrire le(s) objectif(s) qu'un agent cherche à maximiser.

Dans le cas de la tâche du contrôle longitudinal, l'objectif du *DriverAgent* est d'établir et de maintenir un contrôle longitudinal sans collision tout en tenant compte de l'imprécision de ses actions dans un environnement stochastique et incertain.

Le conducteur humain a tendance à respecter une certaine vitesse de sécurité lui permettant de maintenir une distance suffisante au leader et, surtout, de prévenir toute collision possible (voir [80, 82, 97]). Par conséquent, nous pouvons proposer une fonction de récompense R chargée de mesurer les récompenses des actions du *DriverAgent* en fonction du critère "respecter la vitesse de sécurité afin de maintenir une conduite sans collision" (Figure IV-12).

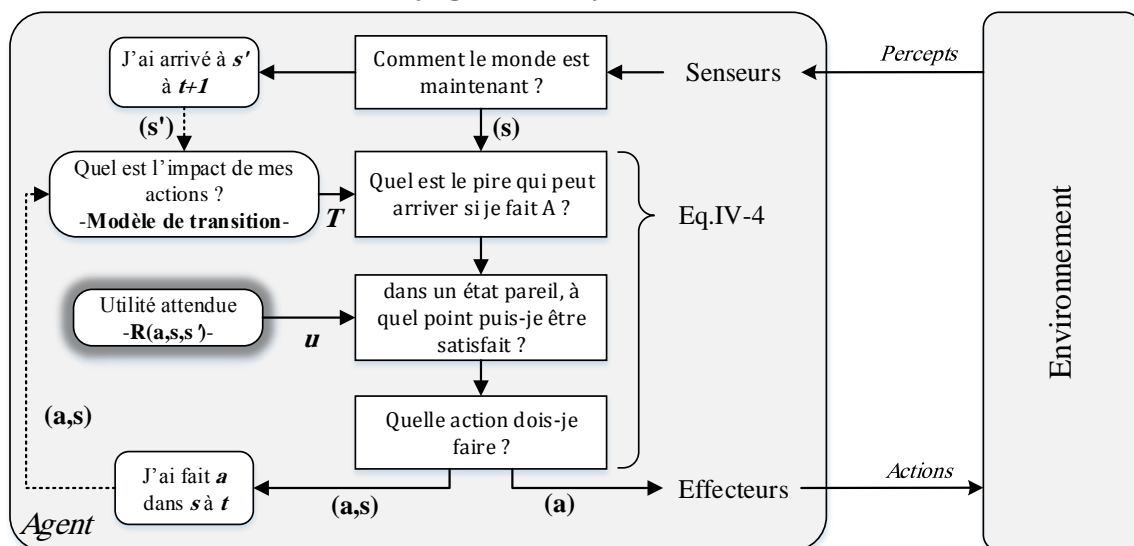


Figure IV-12. La prise de décision sous incertitude de contrôle.

En se basant sur de nombreuses expérimentations, nous avons proposé une fonction de récompense R permettant au *DriverAgent* de mesurer la récompense $u \in [0,1]$ de respecter une vitesse de sécurité $vSafe$ en cas d'atteindre un résultat possible $s' \in T_s^a$ à $t + \Delta t$ après l'exécution d'une action a dans un état $s \in S$ à un instant t (Figure IV-13).

```

fonction R ( $a, s, s', T_s^{MaxDecel}, v_l, g, t_r$ ) : réel
  renvoyer  $U(a, s, s', T_s^{MaxDecel}, v_l, g, t_r)$ 
Fin

```

Figure IV-13. La fonction de récompense du modèle RCFM.

```

fonction U ( $a, s, s', T_s^{MaxDecel}, v_l, g, t_r$ ) : réel
   $b_e = \min_{s'_k \in T_s^{MaxDecel}} \frac{|s'_k - s|}{\Delta t}$ 
   $vSafe = v_l + \frac{g - v_l t_r}{\frac{v_l + s}{2b_e} + t_r}$ 
  Si ( $s' \leq vSafe$ ) alors
    | renvoyer  $\frac{s'}{vSafe}$ 
  Sinon
    | renvoyer  $\frac{vSafe}{s'}$ 
  Finsi
Fin

```

Figure IV-14. La fonction d'utilité du modèle RCFM.

où :

- $s \in S$: la vitesse du véhicule à un instant t ,
- $a \in A$: une action (une accélération positive ou négative),
- $s' \in T$: une vitesse qui peut se produire à $t + \Delta t$ après l'application de a sur s ,
- MaxDecel** : l'action minimale qu'il peut appliquer sur s ($MaxDecel < 0$),
- s'_k : une vitesse qui peut se produire à $t + \Delta t$ après l'application d'une décélération $MaxDecel$ sur la vitesse s ,
- $T_s^{MaxDecel}$: l'ensemble de tous les résultats (les vitesses) possibles de l'application de $MaxDecel$ sur s ,
- b_e : la décélération effective maximale de l'application de $MaxDecel$ sur s à un instant t dans un environnement stochastique et incertain,
- $r \in [0, 1]$: le temps de réaction,
- v_l : la vitesse du véhicule de tête,
- g : l'écart qui sépare le véhicule contrôlé du véhicule de tête,
- vSafe** : une vitesse de sécurité définie tout en tenant compte de l'imprécision des actions dans un environnement stochastique et incertain.

En utilisant la fonction proposée ci-dessus, si la vitesse attendue (s' à $t + \Delta t$) est inférieure ou égale à la vitesse de sécurité $vSafe$, nous récompensons l'agent avec $u = \frac{s'}{vSafe}$ et dans ce cas la récompense est proportionnelle à la vitesse s' . Par contre, si la vitesse s' est supérieure à $vSafe$, nous récompensons l'agent avec $u = \frac{vSafe}{s'}$ et dans ce cas la récompense est inversement proportionnelle à la vitesse s' .

La vitesse de sécurité (v_{safe}) a été initialement proposée par Krauß [80] afin de modéliser la tâche de contrôle longitudinal et produire un modèle de suivi de véhicules (voir Eq.IV-5). Le modèle de Krauß est décrit dans [116, 117] (Eq.IV-6).

$$v_{safe}(t) = v_l(t) + \frac{g(t) - v_l(t)t_r}{\frac{v_l(t) + v_f(t)}{2b} + t_r} \quad \text{IV-5}$$

$$v(t + \Delta t) = \min\{v_{safe}(t), v(t) + a\Delta t, v_{max}\} \quad \text{IV-6}$$

Krauß [80] a considéré les actions du véhicule, notamment l'accélération maximale et la décélération maximale ($b, a > 0$) dans Eq.IV-6 et Eq.IV-5, comme déterministes permettant toujours à son modèle d'atteindre la vitesse désirée $v(t + \Delta t)$. De plus, afin de définir la vitesse de sécurité, Krauß [80] a considéré que la décélération maximale b fournit une action de freinage constante.

À un instant donné t , un véhicule applique une certaine action a (positive ou négative) sur une vitesse $v(t)$ pour atteindre une certaine vitesse désirée $v_{des}(t + \Delta t)$ à un instant $t + \Delta t$. Dans un environnement déterministe, et parce que les des actions du véhicule sont précises, $v_{des}(t + \Delta t)$ est définie comme suit :

$$v_{des}(t + \Delta t) = v(t) + a \times \Delta t \quad \text{IV-7}$$

Par contre, dans un environnement stochastique et en raison du glissement, du patinage et du blocage des pneumatiques, le véhicule applique a sur $v(t)$ et atteint une vitesse $v(t + \Delta t)$ qui peut être totalement différente de la vitesse désirée $v_{des}(t + \Delta t)$ (Eq.IV-8).

$$v(t + \Delta t) = v(t) + \tau \times a \times \Delta t \quad \text{IV-8}$$

où :

$v(t)$: la vitesse du véhicule à un instant t ,

a : une action à appliquer sur v à t pour atteindre une vitesse désirée $v_{des}(t + \Delta t)$ à $t + \Delta t$,

$v(t + \Delta t) \leq v_{des}(t + \Delta t)$: la vitesse du véhicule à $t + \Delta t$ après l'application de a sur s dans un environnement stochastique,

$\tau \in]0, 1]$: l'imprécision de l'application de a sur s ,

$\tau \times a$: l'accélération effective à obtenir par l'application de a sur v à t pour atteindre v_{des} à $t + \Delta t$.

Dans un environnement déterministe, les actions du véhicule sont précises et, par conséquent, $\tau = 1$. Dans ce cas, la vitesse du véhicule à l'étape suivante $t + \Delta t$ peut être déterminée au préalable comme suit :

$$v(t + \Delta t) = v_{des}(t + \Delta t) = v(t) + a \times \Delta t \quad \text{IV-9}$$

Par contre dans un environnement stochastique, τ (où $\tau < 1$) peut changer d'une exécution à une autre et reste toujours inconnu. De ce fait, le résultat $v(t + \Delta t)$ de l'application d'une action a sur une vitesse $v(t)$ à un instant t est imprévisible. Cependant, le changement dans la vitesse après l'application de a sur v à un instant t pour atteindre une vitesse v_{des} à $t + \Delta t$, aussi appelé l'accélération effective ($\tau \times a$), vérifie :

$$\tau \times a = \frac{v(t + \Delta t) - v(t)}{\Delta t} \quad \text{IV-10}$$

À cette fin, une définition exacte de l'application d'une accélération donnée dans un environnement incertain est impossible. Toutefois, une estimation précise de l'accélération effective ($\tau \times a$) est essentiel en vue de tenir compte de l'imprécision des actions, de prédire le résultat de l'exécution d'une action donné et, finalement, de définir une vitesse de sécurité sous incertitude de contrôle.

Afin d'aborder le défi du contrôle longitudinal dans un environnement stochastique et incertain, et en se basant sur v_{Safe} proposée par Krauß [80], nous proposons dans Eq.IV-12 une vitesse de sécurité effective v_{Safe} calculée tout en tenant compte de l'imprécision des actions du véhicule.

$$b_e = \min_{s'_k \in T_s^{MaxDecel}} \frac{|s'_k - s|}{\Delta t} \quad \text{IV-11}$$

$$v_{Safe} = v_l + \frac{g - v_l t_r}{\frac{v_l + s}{2b_e} + t_r} \quad \text{IV-12}$$

où :

- $s \in \mathcal{S}$: la vitesse du véhicule à un instant t ,
- MaxDecel** : L'accélération minimale,
- s'_k : une vitesse qui peut se produire à $t + \Delta t$ après l'application d'une décélération *MaxDecel* sur la vitesse s ,
- $T_s^{MaxDecel}$: l'ensemble de tous les résultats (les vitesses) possibles de l'application de *MaxDecel* sur s ,
- b_e : la décélération effective maximale de l'application de *MaxDecel* sur s à un instant t ,
- $r \in [0, 1]$: le temps de réaction,
- v_l : la vitesse du véhicule de tête,
- g : l'écart qui sépare le véhicule contrôlé du véhicule de tête,
- t_r : le temps de réaction du conducteur,
- vSafe** : une vitesse de sécurité définie tout en tenant compte de l'imprécision des actions dans un environnement stochastique et incertain.

Dans un environnement incertain, b_e représente la différence de vitesse minimale que le *DriverAgent* s'attend à obtenir à $t + \Delta t$ après l'application d'une décélération $MaxDecel < 0$ sur une vitesse s à un instant t . De ce fait, b est la décélération effective minimale que l'agent peut atteindre *au pire des cas* à $t + \Delta t$ après l'application de *MaxDecel* sur s à t .

Ainsi, dans un environnement stochastique, si le *DriverAgent* applique *MaxDecel* sur une vitesse $v(t)$ au pire des cas il va atteindre une vitesse $v(t + \Delta t) = v(t) - b_e \times \Delta t$ (où $b_e < |MaxDecel|$). Par contre, dans le cas d'un environnement déterministe où les actions des véhicules sont précises, le *DriverAgent* va atteindre une vitesse $v(t + \Delta t) = v(t) - |MaxDecel| \times \Delta t$ (où $b_e = |MaxDecel|$).

Afin d'estimer la décélération effective et de calculer la vitesse de sécurité tout en tenant compte de l'imprécision des actions, et parmi plusieurs résultats possibles ($s'_k \in T_s^{MaxDecel}$) de l'application de *MaxDecel* sur s , nous adoptons le résultat qui vérifie Eq.IV-11. Plus précisément, nous considérons que l'application de *MaxDecel* sur s à t va maximiser la vitesse du véhicule à $t + \Delta t$ peut-être pour dépasser la vitesse de sécurité, ce qui peut minimiser l'objectif du *DriverAgent*. Pour cette raison, le résultat s'_k qui vérifie Eq.IV-11 est dit le pire des cas (ou bien le résultat le moins favorable).

À cette fin, en se basant sur cette approche, le *DriverAgent* pose et répond sur les deux questions suivantes : "Si j'applique une décélération *MaxDecel* sur une vitesse s dans un environnement stochastique et incertain, quel est le pire qui peut arriver ? dans un état pareil, quelle est la vitesse de sécurité que je dois respecter en vue de maintenir une conduite sans collision ?" (Figure IV-15).

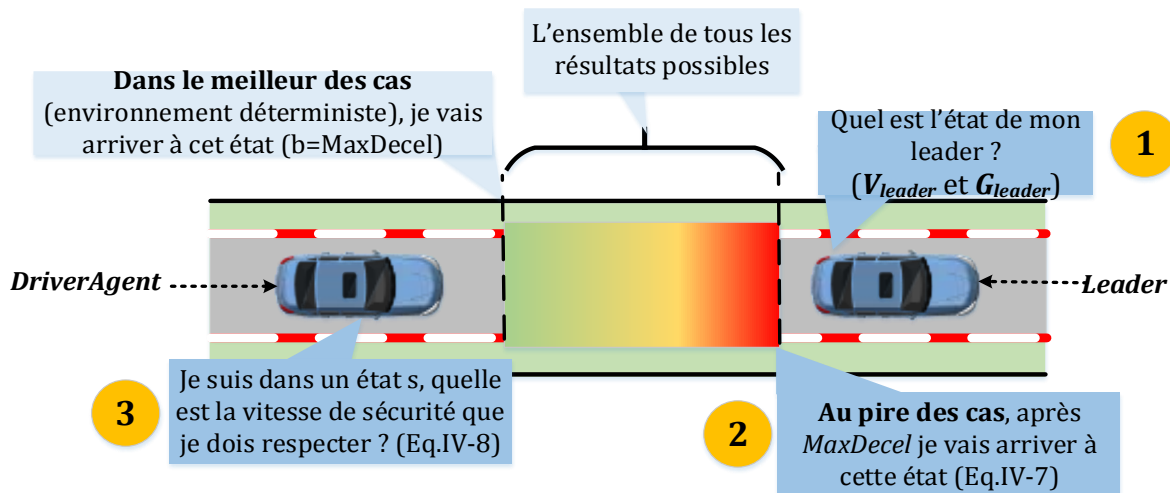


Figure IV-15. La prise en considération de l'imprécision des actions pendant la définition d'une vitesse de sécurité.

IV.3.7. Conclusion

Jusqu'à ce point, dans le but de modéliser la tâche du système de contrôle longitudinal et atteindre un contrôle de vitesse sans collision dans un environnement stochastique et incertain, nous avons proposé un modèle robuste du suivi de véhicules (*RCFM*) basé sur l'approche robuste proposée dans la sous-section IV.2.

De plus, nous avons considéré le problème à résoudre « comment établir un contrôle longitudinal automatique et sans collision sous incertitude de contrôle » comme un jeu à somme nulle à deux joueurs : (i) un *DriverAgent* chargé de maximiser un objectif spécifique « respecter la vitesse de sécurité v_{Safe} pour maintenir un contrôle longitudinal sans collision », et (ii) un environnement stochastique et incertain chargé de minimiser l'objectif du *DriverAgent*.

Nous avons proposé une fonction de récompense R permettant au *DriverAgent* de mesurer la récompense de tout résultat possible s' de l'exécution de n'importe quelle action a dans un état donné s en fonction du critère « *respecter une vitesse de sécurité donnée $vSafe$* ».

À cette fin, en se basant sur le modèle proposé, le *DriverAgent* résout Eq.IV-11 et définit une vitesse de sécurité $vSafe$ tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision de ses actions. Puis, il utilise la fonction de récompense R pour mesurer les récompenses de toutes les résultats possibles $s'_k \in T_s^{a_i} / k = 1..H$ qui peuvent se produire après l'exécution de chaque action $a_i \in A / i = 1..M$ dans l'état actuel s . Finalement, par la résolution de Eq. IV-4, le *DriverAgent* choisit d'exécuter l'action qui possède une utilité attendue maximale $U(a^*, s)$, plus précisément l'action qui devrait maximiser le respect de $vSafe$ dans s sous incertitude de contrôle. Ceci devrait permettre au *DriverAgent* d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique et incertain (Figure IV-16).

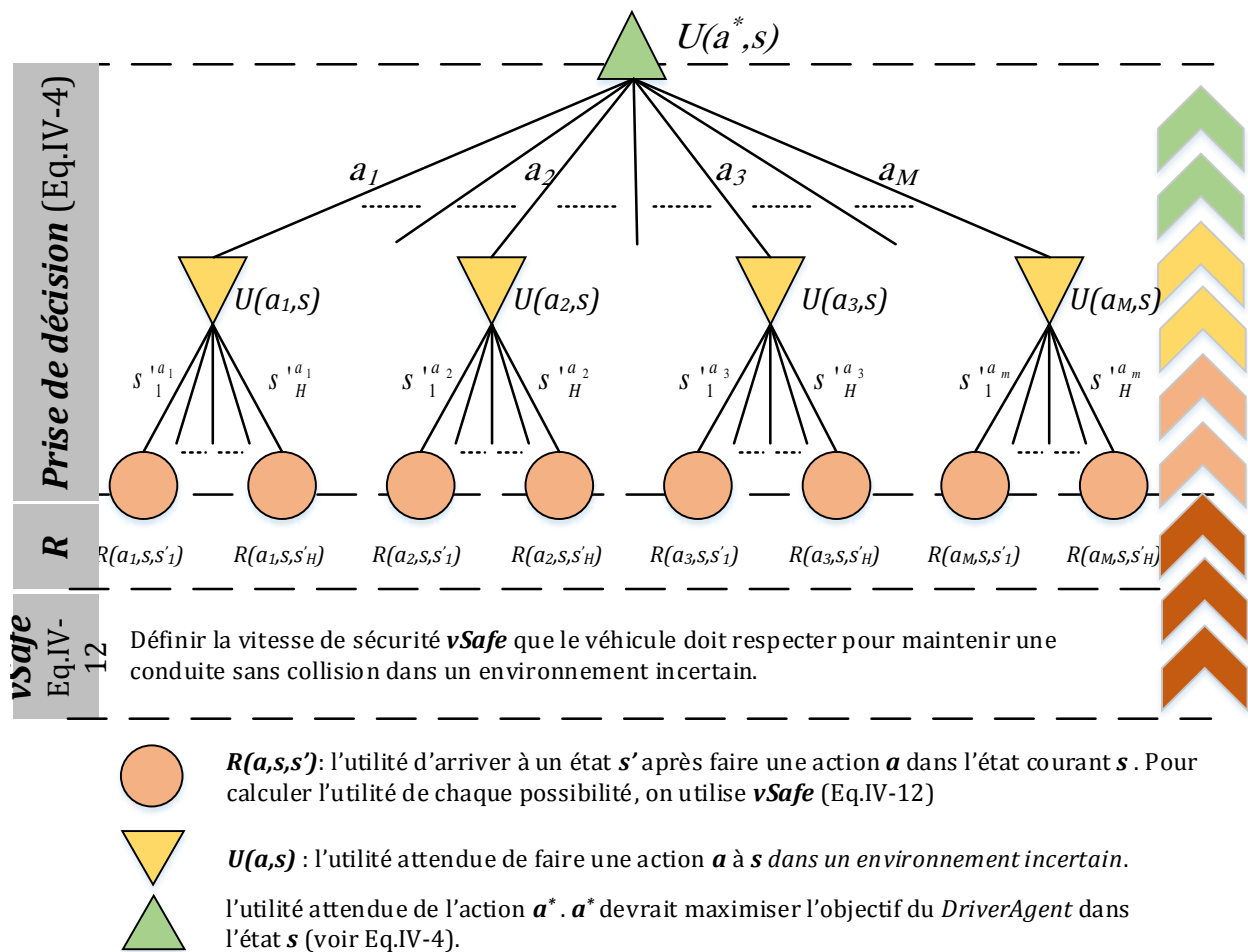


Figure IV-16. La prise en considération de l'incertitude de contrôle pour un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement incertain.

IV.4. L'intégration du conducteur humain pour une approche coopérative

IV.4.1. Introduction

Actuellement, l'automatisation de la tâche de conduire, notamment la tâche du contrôle longitudinal, est encore incomplète. Ceci est dû à l'imprécision des actions du véhicule dans un environnement stochastique. Pour cette raison, nous avons proposé le modèle *RCFM* pour modéliser, simuler et automatiser le contrôle longitudinal tout en tenant compte de l'imprécision des actions et de l'incertitude de contrôle.

Basé sur le modèle *RCFM*, le *DriverAgent* dans son état initial nécessite une connaissance préalable et précise du modèle de transition T afin de s'occuper de l'incertitude de contrôle et atteindre un contrôle longitudinal sans collision. Pourtant, une telle connaissance dans un environnement inconnu et incertain est absente, ce qui limite la capacité du *DriverAgent* à accomplir sa tâche. De ce fait, nous considérons le modèle de transition T comme imprécis et incertain, et de ce fait l'incertitude de contrôle n'est pas encore résolue et est toujours présente.

À cette fin, dans le but de résoudre complètement le problème de l'incertitude de contrôle et établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique et incertain, nous devons surmonter l'enjeu de l'incertitude imposée sur le modèle de transition.

IV.4.2. L'incertitude dans le processus de décision markovien

Différentes approches proposées pour la prise de décision sous l'incertitude de contrôle, plus précisément celles qui se basent sur le concept du modèle de transition, font face au même défi « *dans l'état initial du système, l'absence d'un modèle de transition précis pourrait aboutir à un contrôle sous-optimal* ».

Par exemple, un processus de décision markovien (PDM) se base sur un modèle de transition d'états pour définir à chaque instant une stratégie optimale capable de produire un comportement fiable dans un environnement incertain. En fait, la précision du modèle de transition d'états est considérée cruciale, tandis que l'utilisation d'un modèle imprécis ou estimé pourrait aboutir à un comportement sous-optimal et dangereux.

De plus, le PDM nécessite une connaissance préalable et précise du modèle de transition d'états. Cependant, une telle connaissance est souvent absente, plus précisément dans un environnement incertain et inconnu. Dans ce cas, le modèle de transition d'états est considéré comme incertain, et par conséquent chaque valeur de probabilité est considérée comme imprécise [146, 154].

Plusieurs approches ont été proposées dans la littérature pour s'occuper de l'incertitude du modèle de transition d'états dans un PDM. Pourtant, de telles approches se basent encore sur un processus d'estimation et, par conséquent, peuvent produire un comportement sous-optimal (sous-section III.5.4).

IV.4.3. La coopération Homme-Véhicule pour un contrôle longitudinal sans collision sous incertitude de contrôle

Le conducteur humain possède des capacités et des ressources lui permettant de conduire le véhicule dans des situations complexes et, surtout, dans les différentes conditions de l'environnement (ex. route glissante, glacée, sèche, humide, etc.). Le véhicule autonome peut bénéficier de telles capacités et de telles ressources pour tenir compte de l'incertitude de contrôle et, finalement, établir une conduite automatique et sans collision dans un environnement incertain.

Donc, parce que le *DriverAgent* dans son état initial est incapable d'accomplir sa tâche en raison de l'absence d'une connaissance préalable du modèle de transition, nous proposons d'intégrer le conducteur humain dans la boucle de contrôle pour contrôler la vitesse du véhicule avec la coopération du *DriverAgent*. Cette coopération, la coopération homme-véhicule, a pour but de permettre au *DriverAgent* d'exploiter les aptitudes du conducteur humain afin d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique.

À l'aide de la coopération homme-véhicule, le conducteur humain intervient dans la boucle de contrôle pour prendre le contrôle de la vitesse de son véhicule. Pendant ce temps, le *DriverAgent* enregistre et exécute les actions de l'humain. De plus, le *DriverAgent* apprend des décisions et des actions de l'humain afin de construire et mettre à jour un modèle de transition. Une fois que le *DriverAgent* collecte suffisamment d'observations pour construire un modèle de transition précis, il peut prendre le contrôle de la tâche de l'humain pour automatiser le contrôle longitudinal dans un environnement incertain.

Les modèles du suivi de véhicules proposés dans la littérature simulent et automatisent le contrôle longitudinal dans un environnement considéré comme déterministe. Par contre, nous adoptons une approche coopérative permettant au *DriverAgent* de coopérer avec le conducteur humain et de bénéficier des aptitudes humaines afin d'arriver à automatiser le contrôle longitudinal dans un environnement stochastique.

En se basant sur la coopération homme-véhicule, nous distinguons deux modes de contrôle longitudinal :

- **Un contrôle manuel** : Parce qu'un modèle de transition précis est absent dans l'état initial du système, le conducteur humain se charge du contrôle de la vitesse. Pendant ce temps, le *DriverAgent* apprend par l'observation du comportement du conducteur et les effets de ses actions afin de construire un modèle de transition précis.

- **Un contrôle autonome :** Après la construction d'un modèle de transition précis, le conducteur humain peut engager le mode autonome permettant au *DriverAgent* d'implémenter le modèle *RCFM* et de contrôler la vitesse dans un environnement stochastique et incertain. De plus, le *DriverAgent* continue la mise à jour de son modèle de transition par l'observation des effets de ses propres actions sur la vitesse de son véhicule.

À cette fin, nous proposons un système robuste et coopératif du contrôle longitudinal qui consiste en deux conducteurs ; le conducteur humain et le *DriverAgent*. Ces deux conducteurs communiquent et coopèrent pour maximiser un objectif commun « respecter une vitesse de sécurité et atteindre un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement incertain ». Nous décrivons les rôles de chaque conducteur comme suit :

- **Le conducteur humain :** Dans un contrôle longitudinal manuel, plus précisément dans l'état initial du système, le conducteur humain est chargé de contrôler la vitesse de son véhicule. Il possède deux rôles principaux :
 - *Le contrôle :* Le conducteur humain interagit avec une interface homme-véhicule (IHV) pour appliquer une accélération a et contrôler la vitesse de son véhicule. L'IHV enregistre et passe les actions de l'humain au *DriverAgent* pour les exécuter.
 - *La communication :* À travers l'interface homme-véhicule, le conducteur humain peut demander au *DriverAgent* de changer et d'utiliser certains paramètres (ex. le mode de conduite, la limite de vitesse v_{max} , etc.).
- **Le DriverAgent :** C'est un agent logiciel qui implémente le modèle *RCFM* pour contrôler la vitesse d'un véhicule et aussi pour s'occuper de l'incertitude de contrôle avec la coopération du conducteur humain. Pour accomplir cette tâche, cet agent assume les rôles suivants :
 - *La perception :* le *DriverAgent* utilise un ensemble de senseurs en vue de percevoir l'état de son véhicule (sa vitesse, la vitesse du leader et la distance qui sépare les deux véhicules). De plus, par la communication avec l'IHV via le réseau véhiculaire, cet agent reçoit les directives du conducteur humain pour les exécuter ou bien pour les prendre en considération pendant la prise de décision.
 - *L'apprentissage :* Par l'observation des effets des actions exécutées, soit celles de l'humain ou celles de l'agent lui-même, le *DriverAgent* construit et met à jour son modèle de transition en vue d'obtenir une représentation précise de l'état de l'environnement.

- *La prise de décision* : L'objectif principal est d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle. Donc, par la résolution de Eq.IV-4 en utilisant le modèle de transition construit, le *DriverAgent* choisit toujours l'action qui devrait maximiser son objectif dans un environnement incertain.
- *Le contrôle* : selon le mode de contrôle, le *DriverAgent* exécute une action, soit celle de l'humain ou celle de l'agent, et agit sur la vitesse pour maintenir un contrôle longitudinal sans collision. De plus, le *DriverAgent* agit sur l'IHV pour communiquer son état et ses décisions au conducteur humain (ex. la vitesse du véhicule, la distance au leader, vitesse du leader, l'action exécutée, etc.).

Pendant le contrôle longitudinal à base de l'approche coopérative proposée ici, un conducteur humain communique et coopère avec un agent logiciel (le *DriverAgent*) via une interface homme-véhicule en vue d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique et incertain.

Ainsi, l'interface homme-véhicule consiste en un ensemble de générateurs des consignes et d'actionneurs. En fait, ces composants sont utilisés comme suit :

- **Des actionneurs** : Le *DriverAgent* utilise certains composants (ex. écran) en tant qu'actionneurs pour communiquer certaines informations au conducteur humain en vue de le tenir informé de l'état de son véhicule.
- **Des générateurs de consignes** : Ce type de composants sont chargés d'enregistrer et de passer les actions, les directives et les requêtes du conducteur humain au *DriverAgent* concerné par leur exécution. Parmi ces composants, nous citons la pédale d'accélération, la pédale des freins, les boutons et l'écran.

L'intégration du conducteur humain dans la boucle de contrôle et le développement du système véhiculaire proposé nécessitent une définition cohérente de la coopération entre l'humain et les différents éléments du système proposé. Dans la sous-section suivante, nous proposons d'utiliser MASA-Method comme solution pour développer un système multi-agents à agents hétérogènes chargé d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement stochastique et incertain.

IV.4.4. Une modélisation à base d'agents d'un système robuste et coopératif du contrôle longitudinal

MASA-Method est une méthodologie basée coopération du développement des systèmes multi-agents. Elle est proposée par Lahlouhi [123] pour supporter l'intégration et la coopération des agents hétérogènes (des agents logiciels, des humains et des robots) dans un système multi-agents.

Dans MASA-Method, un humain (ou un robot) est considéré comme un agent H (ou un agent R). L'agent H (ou R) consiste en un opérateur humain (ou un robot) et un agent F doté d'une interface homme-machine. L'agent d'interface F enveloppe et représente l'humain (ou le robot) dans un SMA lui permettant de communiquer et de coopérer avec les différents agents (des humains, des robots et des agents logiciels) (Figure IV-17) [123, 155].

L'agent H consiste en un opérateur humain et un agent F doté d'une interface homme-machine. L'opérateur humain interagit avec l'interface de F pour communiquer et coopérer avec les autres agents du SMA. Ceci permet à l'agent d'interface F d'envelopper et de représenter l'opérateur humain dans le SMA, et par conséquent permet aux autres agents du SMA d'exploiter les capacités et les ressources de cet opérateur comme suit [13, 123, 155]:

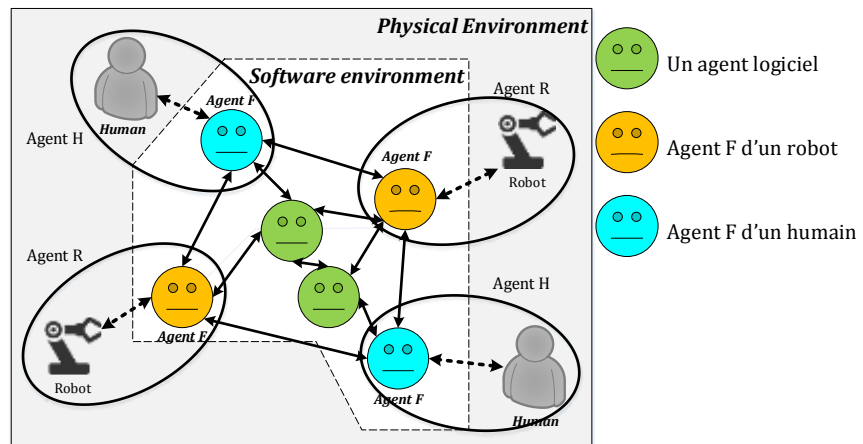


Figure IV-17. Une organisation d'agents hétérogènes d'un système multi-agents [155].

- En réponse aux requêtes des autres agents du SMA, l'agent F demande à l'opérateur humain d'exécuter une procédure de son savoir-faire pour accomplir certaines tâches,
- L'agent F reformule les requêtes avant de les passer à l'humain, et récupère la réponse et l'envoie à l'agent de la requête,
- Passer les requêtes de l'opérateur humain et demander à d'autres agents du SMA d'exécuter des actions qui sont prévues pour eux,
- De plus, à travers l'interface de F , un agent du SMA peut communiquer n'importe quelle information à l'opérateur humain (ex. état du système).

À cette fin, Lahlouhi [123] considère l'humain comme un agent H qui communique et coopère avec les différents agents d'un SMA, et permet aux agents de bénéficier des aptitudes humaines afin d'accomplir une tâche collective. De ce fait, des agents de diverses natures communiquent entre eux dans un SMA et combinent leurs capacités afin d'accomplir une tâche collective de façon coopérative. Le SMA dans ce cas est dit un SMA à agents hétérogènes.

En utilisant MASA-Method, nous intégrons le conducteur humain dans un système multi-agents et nous le considérons comme un agent qui communique et coopère avec le *DriverAgent*. De ce fait, nous avons implémenté un système multi-agents pour un contrôle longitudinal robuste et coopératif (*MAS – CRLC*). Ce système est un système multi-agents à agents hétérogènes constitué de deux agents (Figure IV-18) :

- **Un *DriverAgent*** : Cet agent implémente le modèle robuste du suivi de véhicules (*RCFM*) en vue d'établir un contrôle longitudinal sans collision avec la coopération du conducteur humain. Pour cela, cet agent prend en considération l'incertitude de contrôle et l'imprécision de ses actions pendant la prise de décision dans un environnement stochastique et incertain (sous-section IV.3).
- **Un agent *H*** : C'est un agent humain qui consiste en : (i) un *agent F* doté d'une interface homme-véhicule chargée d'établir un lien entre le conducteur humain et les autres agents du *MAS – CRLC* (Figure IV-19), et (ii) un *conducteur humain* qui se charge de contrôler la vitesse du véhicule pendant le contrôle manuel.

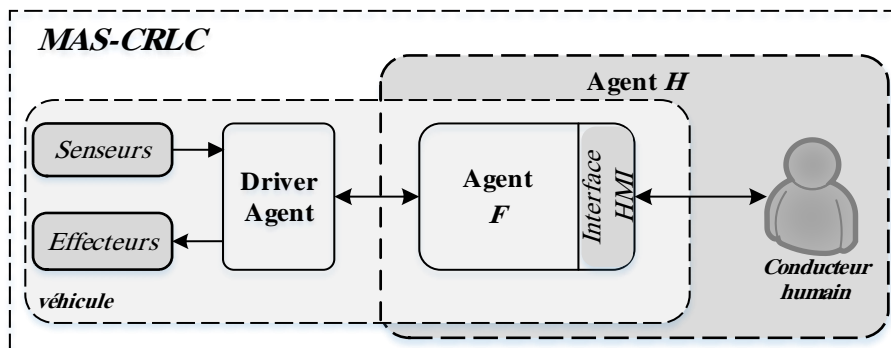


Figure IV-18. Un système multi-agents pour un contrôle longitudinal robuste et coopératif.



Figure IV-19. Interface homme-véhicule de l'agent *F*.

Chacun de ces deux agents assume certains rôles et communique avec l'autre agent dans le but d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision tout en tenant compte de l'imprécision des actions dans un environnement stochastique et incertain (Figure IV-20). Dans la sous-section IV.5.3, nous décrivons en détail le rôle de chaque agent du *MAS – CRLC* (Table IV-1).

IV.4.5. Conclusion

Parce que le *DriverAgent* seul est incapable d'accomplir sa tâche sous incertitude de contrôle, nous avons proposé d'intégrer le conducteur humain dans la boucle de contrôle pour coopérer avec le *DriverAgent*. Cette coopération permet au *DriverAgent* d'exploiter les capacités intellectuelles et les ressources physiques du conducteur humain afin d'aborder le problème de l'incertitude de contrôle. Cependant, est-ce que la coopération entre le conducteur humain et le véhicule est suffisante pour atteindre l'objectif recherché. Nous adressons cette question dans la sous-section suivante.

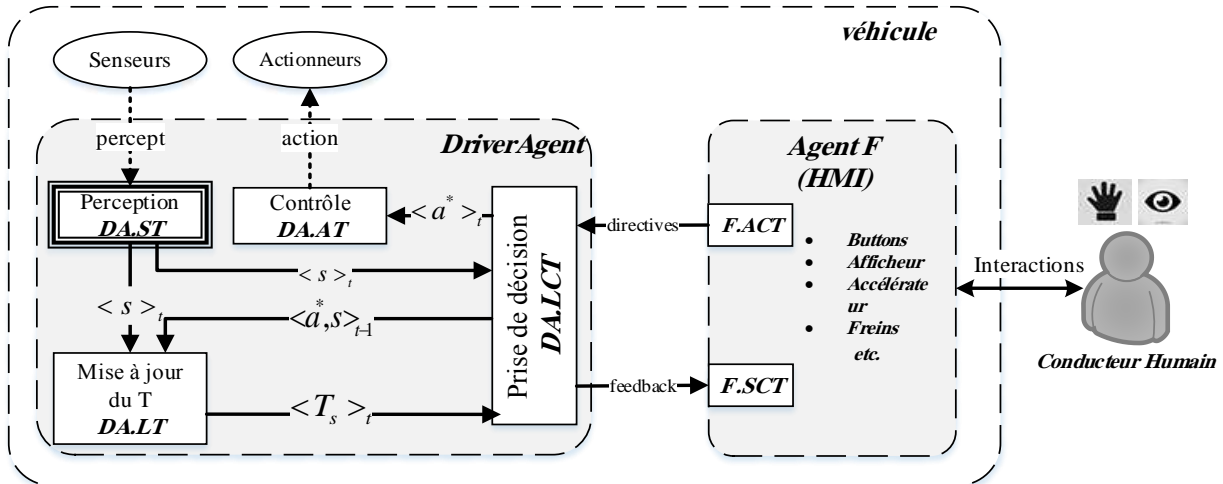


Figure IV-20. La coopération homme-véhicule pour un contrôle longitudinal robuste et coopératif sous incertitude.

IV.5. La coopération inter-véhicules dans un réseau Ad hoc de véhicules

IV.5.1. Introduction

En raison des conditions météorologiques, et aussi parce que chaque segment de la route peut avoir un état différent, nous conduisons nos véhicules dans un environnement dynamique. Chaque segment de la route affecte la précision des actions de façon différente et, par conséquent, l'incertitude de contrôle change à travers les différents segments de la route d'un environnement dynamique et incertain. De ce fait, lorsqu'un véhicule se déplace d'un segment à un autre, son conducteur doit s'adapter aux changements de l'état de la route afin de maintenir une conduite sans collision.

En utilisant le modèle *RCFM* afin de traiter l'incertitude de contrôle, le *DriverAgent* se base sur un modèle de transition pour tenir compte de l'imprécision de ses actions dans un environnement incertain. Cependant, parce qu'un véhicule traverse plusieurs et différents segments, un seul modèle de transition est insuffisant et ne permet pas l'adaptation aux changements dans la précision des actions dans un environnement dynamique et incertain.

De plus, le modèle *RCFM* se base sur un modèle de transition précis afin d'accomplir sa tâche, et la construction d'un modèle pareil nécessite beaucoup d'interactions avec l'environnement. Dans ce cas, avant chaque déploiement du modèle proposé, le conducteur humain sera obligé d'agir sur la vitesse de son véhicule pendant une longue durée, plus précisément jusqu'à ce que le *DriverAgent* construit un modèle de transition précis et peut prendre le contrôle de la vitesse.

À cette fin, nous constatons qu'une convergence rapide du modèle de transition est essentielle pour décharger le conducteur humain de sa relation avec le système et automatiser sa tâche dans un environnement inconnu et incertain. De plus, la prise en considération de l'hétérogénéité des segments de la route pendant la prise de décision est cruciale pour atteindre un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement dynamique et incertain.

IV.5.2. Un contrôle longitudinal basé sur la coopération inter-véhicules

Afin d'aborder les deux enjeux présentés ci-dessus, nous proposons d'étendre la coopération entre le conducteur humain et le *DriverAgent* pour inclure la coopération inter-véhicules via un réseau VANET.

Pour cela, nous proposons un modèle robuste du suivi de véhicules basé sur une approche coopérative (*Inter-Vehicle Cooperative Robust Car-Following Model – IVC-RCFM*). Plus précisément, ce modèle est basé sur la coopération homme-véhicules, ce qui permet à plusieurs véhicules de combiner leurs capacités et leurs ressources, et de les compléter par les aptitudes des conducteurs humains que le véhicule n'en dispose pas.

Dans le modèle *IVC-RCFM*, plusieurs agents hétérogènes, plus précisément des conducteurs humains et des véhicules, communiquent entre eux via un réseau ad hoc de véhicules et coopèrent dans le but d'établir un contrôle longitudinal sans collision à travers les différents segments de la route.

Basé sur le modèle *RCFM*, la coopération entre l'humain et son véhicule permet au *DriverAgent* d'apprendre des actions du conducteur humain afin de construire un modèle de transition précis et d'automatiser le contrôle longitudinal. D'un autre côté, l'extension de la coopération via la communication inter-véhicules offre certains avantages et permet :

- Un apprentissage collectif permettant à plusieurs véhicules de partager et de combiner leurs capacités et leurs ressources, et de les compléter par les aptitudes des conducteurs humains.
- Une construction et une convergence plus rapides d'un modèle de transition pour chaque segment de la route grâce à l'apprentissage collectif et le partage de ressources de nombreux véhicules.
- Un contrôle coopératif permettant d'établir une conduite automatique et sans collision à travers les différents segments de la route en utilisant plusieurs modèles de transition.

À cette fin, dans une coopération homme-véhicule, le *DriverAgent* implémente le modèle *IVC-RCFM* et coopère avec le conducteur humain dans le but d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement dynamique et incertain. De plus, à l'aide de la communication inter-véhicules, le *DriverAgent* coopère avec d'autres agents, notamment des *DriverAgents* et des humaines contrôlant d'autres véhicules. Cette approche coopérative permet non seulement de bénéficier des aptitudes des conducteurs humains, mais permet aussi de combiner les capacités de plusieurs véhicules afin d'atteindre le but recherché.

En utilisant le modèle *IVC-RCFM*, nous proposons un système robuste du contrôle longitudinal basé sur une approche coopérative. À l'aide de la coopération homme-véhicules, ce système véhiculaire est chargé d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision dans les différents segments d'un environnement dynamique et incertain. Nous décrivons dans ce qui suit les rôles des différents éléments du système proposé.

IV.5.3. Un système multi-agents pour un contrôle longitudinal basé sur une approche coopérative

Afin d'arriver à automatiser la tâche du contrôle longitudinal dans un environnement dynamique et incertain, nous divisons cet environnement en plusieurs segments. Chaque segment peut avoir un état différent et peut affecter la précision des actions des véhicules de façon différente. De plus, nous proposons d'installer une unité de communication (RSU) sur chaque segment afin de construire un réseau de véhicules et de permettre la communication inter-véhicules (Figure IV-21).

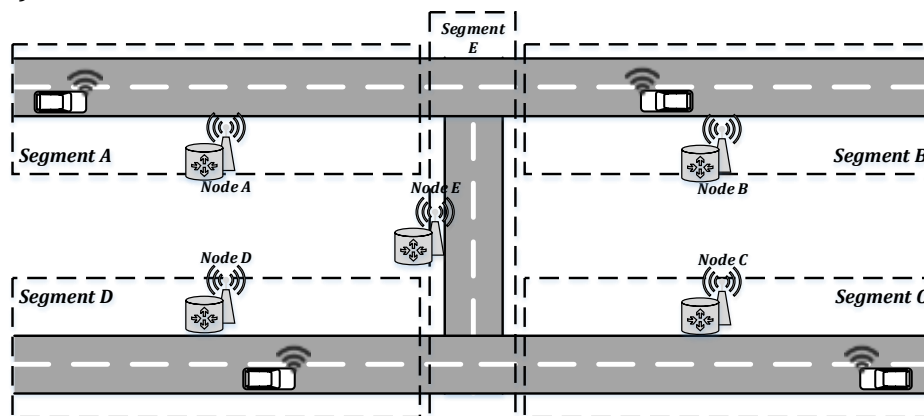


Figure IV-21. La conduite dans un environnement dynamique et incertain.

Ainsi, à un instant donné, chaque *DriverAgent* implémente le modèle *IVC-RCFM* et coopère avec un conducteur humain pour contrôler la vitesse d'un véhicule dans un segment spécifique. Pendant ce temps, le *DriverAgent* construit et met à jour un modèle de transition afin de construire une représentation précise de l'état du segment concerné. De plus, le *DriverAgent* partage ses observations avec les autres véhicules, plus précisément il communique avec le nœud de communication RSU du segment qu'il est en train de traverser.

Chaque nœud de communication RSU est contrôlé par un *CommAgent* chargé de combiner les ressources de plusieurs *DriverAgents*, plus précisément celles des véhicules et des conducteurs humains. Pour cela, le *CommAgent* recueille les observations partagées par plusieurs *DriverAgents* via le réseau VANET. Ceci permet à chaque *CommAgent* d'apprendre et, par conséquent, de construire un modèle de transition précis pour représenter l'état d'un segment particulier de la route. Puis, le *CommAgent* diffuse son modèle de transition aux utilisateurs du segment concerné par le modèle construit.

Finalement, chaque *DriverAgent* reçoit et utilise le modèle diffusé pour mettre à jour son propre modèle et obtenir une représentation plus précise de l'état du segment qu'il est en train de traverser. Basé sur l'approche robuste et sur le modèle proposé, ceci doit permettre au *DriverAgent* d'établir un contrôle longitudinal sans collision plus précisément dans le segment en question.

De plus, comme le *DriverAgent* se déplace d'un segment à un autre pendant la conduite, il change ses interactions pour communiquer chaque fois avec un *CommAgent* différent. Ceci permet au *DriverAgent* d'utiliser différents modèles de transition construits par plusieurs *CommAgents* pour établir une conduite sans collision à travers les différents segments de la route.

En vue de développer le système proposé, un système multi-agents pour un contrôle longitudinal robuste basé sur la coopération inter-véhicules (*MAS-IVC-RLC*), nous divisons l'environnement en plusieurs segments. Chaque segment consiste en une organisation d'agents hétérogènes (des humains, des véhicules et des unités de communication). Les agents de chaque organisation communiquent et coopèrent entre eux via un réseau dans le but d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans un segment particulier de la route (Figure IV-22).

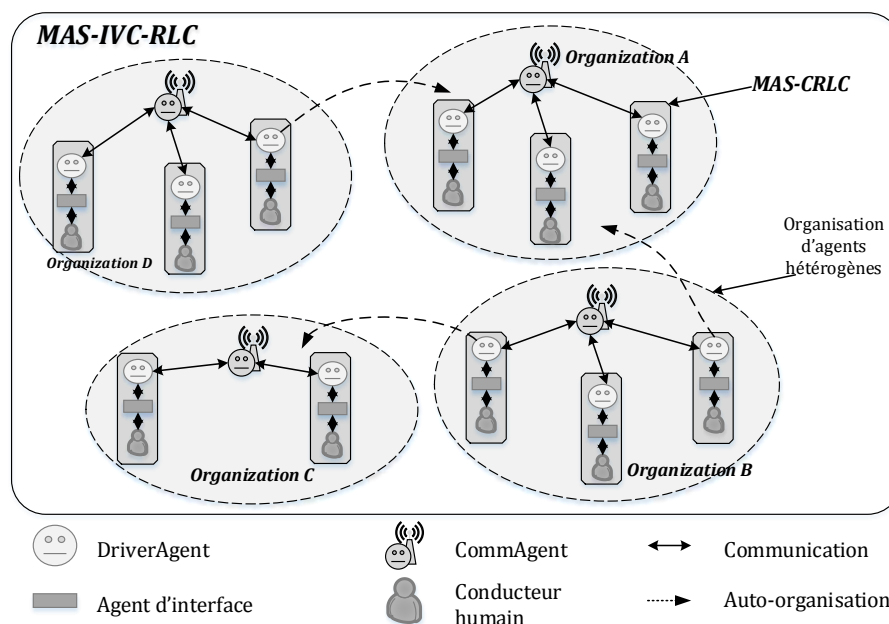


Figure IV-22. Un SMA pour un contrôle longitudinal robuste basé sur la coopération inter-véhicules.

Dans le système multi-agents proposé, chaque organisation se compose de (Figure IV-23):

- Un *CommAgent_x* : Dans un environnement incertain, cet agent contrôle une unité de communication pour construire un modèle de transition T_x d'un segment X avec la coopération des différents usagers de ce segment (les *DriverAgents* et les agents H). Le partage de ce modèle via le réseau VANET permet aux autres agents, plus précisément aux *DriverAgents*, d'établir une description plus précise de l'état du segment X .
- Des *DriverAgents* : Un *DriverAgent* implémente le modèle *RCFM* et coopère avec le conducteur humain dans le but de contrôler la vitesse de son véhicule à travers différents segments de la route. De plus, cet agent communique et coopère avec un *CommAgent_x* par le partage de ses observations, principalement en vue de construire et d'obtenir un modèle de transition précis pour un segment X de la route.
- Des agent H : chaque agent H consiste en un conducteur humain et un agent F doté d'une interface homme-véhicule. Nous décrivons le rôle de chacun comme suit :
 - *Conducteur humain* : il fait partie d'un système *MAS-CRLC* dans lequel il coopère avec un *DriverAgent* pour contrôler la vitesse de son véhicule. En fait, cette coopération permet au *DriverAgent* de partager les ressources et les capacités du conducteur humain avec d'autres agents du *MAS-IVC-RLC* afin d'atteindre le but final de ce SMA.
 - *Agents F* : Chaque agent F est doté d'une interface homme-véhicule chargée d'envelopper et de représenter le conducteur humain dans le *MAS-IVC-RLC*.

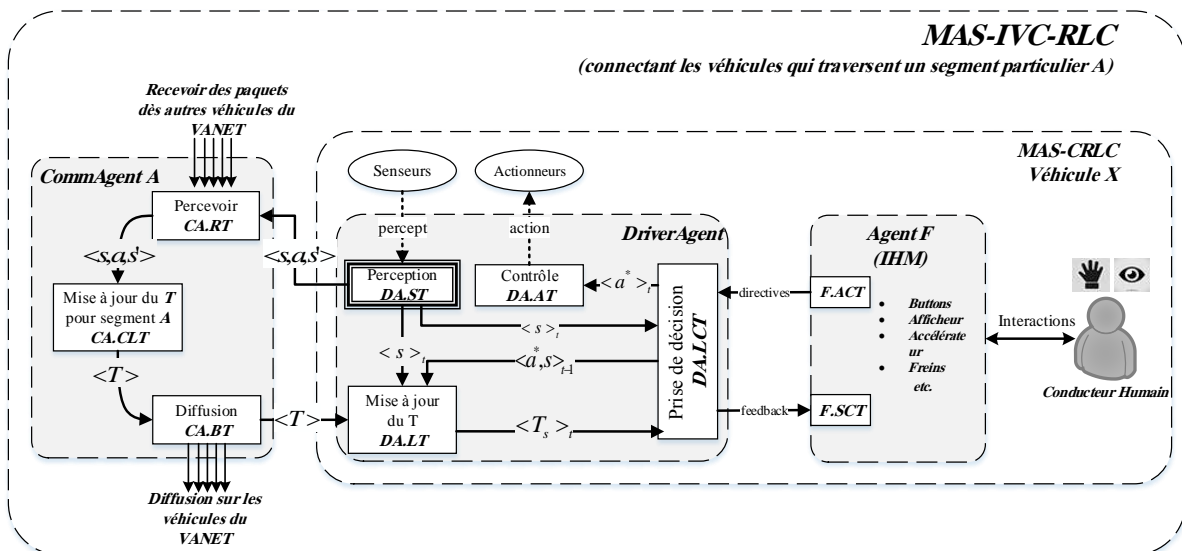


Figure IV-23. Un modèle robuste du suivi de véhicules pour un contrôle longitudinal basé sur la coopération inter-véhicules.

De ce fait, dans une organisation d'agents hétérogènes, plusieurs agents de diverses natures communiquent et coopèrent dans le but d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement dynamique et incertain. Basé sur cette approche coopérative, chaque *DriverAgent* combine ses capacités avec celles des autres véhicules et les complète par les aptitudes du conducteur humain. De plus, le *DriverAgent* partage ses capacités et les aptitudes de son conducteur avec les autres agents contrôlant d'autres véhicules.

L'auto-organisation est un mécanisme qui permet à un système (un agent) de changer son organisation et de s'adapter sans commandes externes pendant l'exécution de certains comportements afin de maximiser un objectif visé [156].

Certains agents du *MAS-IVC-RLC*, notamment le *DriverAgent* et l'agent *H*, contrôlent la vitesse d'un véhicule d'un segment à un autre. Pendant ce temps, ces agents s'inscrivent d'une organisation à une autre et coopèrent avec différents agents du *MAS-IVC-RLC*. De ce fait, ces agents du *MAS-IVC-RLC* s'auto-organisent en vue de s'adapter aux changements à travers les différents segments et d'établir un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement dynamique et incertain (Figure IV-22).

À cette fin, chaque agent d'une organisation donné assume un ou plusieurs rôles tout en coopérant avec d'autres agents de la même organisation via un réseau VANET. Nous décrivons dans la Table IV-1 les rôles des différents agents constituant le système multi-agents proposé (*MAS-IVC-RLC*).

Les réseaux de Petri colorés sont largement utilisés pour la modélisation et la validation des systèmes dans lesquels la communication, la concurrence et la synchronisation jouent un rôle majeur [69, 123, 157]. Pour cette raison, Lahlouhi [123] a proposé d'utiliser les réseaux de Petri colorés pour présenter une description formelle des tâches des agents d'un système multi-agents.

Donc, en se basant sur MASA-Method pour le développement du SMA proposé, et en utilisant un réseau de Petri coloré, nous décrivons dans la Figure IV-24 les tâches des différents agents du *MAS-IVC-RLC*. Dans ce réseau de Petri coloré, les transitions représentent les tâches, et les places représentent les entrées ou les résultats des tâches. De plus, nous présentons dans la Table IV-2 une description informelle des tâches des agents du *MAS-IVC-RLC*.

Table IV-1. Une description informelle des rôles d'une organisation A des agents hétérogènes coopérant dans un réseau VANET afin d'établir un contrôle sans collision dans un segment A de la route.

Agents		Rôles
$CommAgent_A$		<p>C.A.R.T : Recevoir les observations des <i>DriverAgents</i> contrôlant différents véhicules dans un segment A.</p> <p>C.A.CLT : Utiliser ces observations pour construire et mettre à jour un modèle de transition pour représenter l'état du segment A.</p> <p>C.A.BT : Diffuser le modèle construit sur les différents <i>DriverAgents</i> de l'organisation A afin d'établir un contrôle longitudinal sans collision à travers le segment A.</p>
$DriverAgent_X^A$		<p>D.A.ST : Percevoir l'état du véhicule X contrôlé dans un environnement de simulation par l'envoi de directives au simulateur SUMO via TraCI. En réponse, SUMO répond par l'envoi de l'état de véhicule défini par une instance $s \in S$ (sous-section IV.3.3).</p> <p>D.A.LT : Pendant la conduite dans le segment A, cet agent partage et communique ses observations avec le <i>CommAgent A</i>. En échange, le <i>DriverAgent$_X^A$</i> reçoit des mises à jour périodiques du modèle de transition pour obtenir une représentation précise de l'état du segment A (sous-section IV.3.5).</p> <p>D.A.LCT : Dans une coopération avec l'agent F_X^A via une interface homme-véhicule, le <i>DriverAgent$_X^A$</i> reçoit les directives du conducteur humain (voir la tâche F.ACT) et communique l'état de son véhicule avec ce conducteur (voir la tâche F.SCT).</p> <p>Par la résolution de Eq.IV-4 tout en tenant en compte de l'incertitude et ses effets sur les actions du véhicule X dans le segment A, cet agent choisit et exécute toujours l'action qui devrait atteindre un contrôle longitudinal sans collision (sous-section IV.3.6).</p> <p>D.A.AT : Durant le contrôle autonome, cet agent exécute l'action choisie par la résolution de Eq.IV-4. Par contre, pendant le contrôle manuel il exécute l'action appliquée par le conducteur humain (sous-section IV.3.4).</p>
$Agent H_X^A$	Conducteur humain	<p>Contrôle de la vitesse : Pendant le contrôle manuel, le conducteur humain est responsable de contrôler la vitesse du véhicule X via l'interface de l'agent F_X^A. Les actions de ce conducteur sont enregistrées par l'agent d'interface F_X^A et passées au <i>DriverAgent$_X^A$</i> pour les exécuter (sous-section IV.4.3).</p> <p>Contrôle des paramètres : De même, à travers l'interface de l'agent F_X^A, le conducteur humain choisit et passe certains paramètres (ex. mode de conduite) au <i>DriverAgent$_X^A$</i>.</p>
	$Agent F_X^A$	<p>F.SCT : Passer l'état du véhicule (ex. vitesse, distance au leader, etc.) au conducteur humain via une interface homme-véhicule.</p> <p>F.ACT : De plus, cet agent se charge d'enregistrer les actions et les directives du conducteur humain, puis il les passe au <i>DriverAgent$_X^A$</i> pour les exécuter.</p>

Table IV-2. Une description de modèle de tâches d'un système robuste pour un contrôle longitudinal à base de la coopération inter-véhicules.

Identificateur	IVC-RLCT	
Description informelle	Table IV-1	
Description formelle	Modèle de l'environnement	$\{S, A, T, R\}$
	Modèle de la tâche	Figure IV-24
Tâches élémentaires	Identificateur	Description
	ST	Percevoir l'état du véhicule
	LT	Apprentissage par la construction et la mise à jour d'un modèle de transition
	LCT	La prise de décision pour contrôler la vitesse tout en tenant compte de l'incertitude
	AT	L'exécution des actions choisies par le <i>DriverAgent</i> ou appliquées par le conducteur humain
	ACT	Enregistrer les actions et les commandes du conducteur humain, et les envoyer au <i>DriverAgent</i> pour les exécuter
	SCT	Communiquer l'état du véhicule ainsi que les décisions du <i>DriverAgent</i> avec le conducteur humain
	RT	Dans un VANET, recevoir et collectionner les observations envoyées par les agents qui traversent un segment particulier de la route
	CLT	Une construction (mise à jour) coopérative d'un modèle de transition pour un segment particulier de la route
	BT	Diffuser le modèle construit sur les différents usagers de ce segment via le réseau VANET
Légende	Acronyme	Description
	DA	<i>DriverAgent</i>
	F	L'agent <i>F</i>
	CA	<i>CommAgent</i>
	ST	Sensing Task
	LT	Learning Task
	LCT	Longitudinal Control Task
	AT	Actuation Task
	RT	Receiving Task
	CLT	Cooperative Learning Task
	BT	Broadcast Task
	ACT	Action Communication Task
	SCT	State Communication Task
	<i>gap</i>	Distance au leader
	<i>l_{sp}</i>	Vitesse du leader
	<i>v_{sp}</i>	Vitesse du véhicule contrôlé
	<i>a</i>	Action exécutée à $t - 1$
	<i>s</i>	État du véhicule $s = [v_{sp}, l_{sp}, gap]$
	<i>s'</i>	État résultant après l'exécution d'une action <i>a</i> à $t - 1$
	T_s^a	L'ensemble des résultats de l'exécution d'une action <i>a</i> dans un état <i>s</i>
	<i>T</i>	Un modèle de transition
	$\pi^*(s)/a^*$	Une politique robuste choisie par la résolution de Eq.IV-4
	<i>act</i>	Une accélération appliquée par le conducteur humain
<i>c</i>	Un paramètre qui représente le modèle du suivi de véhicules utilisé pendant le contrôle	
<i>M</i>	Un paramètre représentant le mode de conduite	

IV.5.4. Conclusion

La prise en considération de l'incertitude de contrôle dans les différents segments de la route en utilisant le modèle *RCFM* proposé se base sur un modèle de transition précis. Cependant, la construction de tel modèle nécessite beaucoup d'interactions avec l'environnement. Pour cette raison, nous avons proposé d'adopter une approche coopérative permettant de combiner les capacités de plusieurs véhicules et de les compléter par les aptitudes des conducteurs humains.

En fait, afin d'établir un contrôle longitudinal automatique dans un environnement stochastique et incertain, l'approche coopérative permet la coopération de nombreux agents hétérogènes, plus précisément la coopération du *DriverAgent* et de l'agent *H*, et aussi la coopération du *CommAgent* avec plusieurs *DriverAgents* contrôlant différents véhicules.

IV.6. Conclusion

En raison de l'imprécision des actions de contrôle dans des conditions environnementales défavorables, la prise en considération de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision des actions est essentielle pour produire un contrôle longitudinal automatique et sans collision. Cependant, les modèles de suivi de véhicules proposés dans la littérature ignorent cette incertitude et, par conséquent, modélisent le contrôle longitudinal pour contrôler individuellement la vitesse dans un environnement considéré comme déterministe.

Dans ce chapitre, nous avons proposé un modèle robuste du suivi de véhicules basé sur une approche coopérative (*IVC-RCFM*). Ce modèle se base sur la coopération homme-véhicules lui permettant de combiner les capacités et les ressources de plusieurs véhicules et de les compléter par les aptitudes du conducteur humain. Ceci est dans le but d'établir un contrôle longitudinal automatique et sans collision à travers les différents segments d'un environnement dynamique et incertain.

À cette fin, et contrairement à d'autres modèles proposés dans la littérature, notre modèle offre plusieurs avantages. Il implémente une approche robuste afin de tenir compte de l'incertitude de contrôle dans un environnement stochastique. Il intègre le conducteur humain dans la boucle de contrôle et le considère comme un agent. Il permet la coopération et, par conséquent, combine les capacités de nombreux agents hétérogènes (des humains, des véhicules et des unités de communication). Il est chargé d'établir un contrôle longitudinal automatique et sans collision dans un environnement dynamique et incertain.

Chapitre 5

Expérimentations

V.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons une analyse détaillée d'une étude comparative menée dans [14] en vue d'examiner le comportement du modèle *IVC-RCFM* et de le comparer à d'autres modèles du suivi de véhicules, notamment le modèle de Krauß [80], le modèle Kerner [81] et le modèle IDM [82]. Ces trois derniers modèles sont largement utilisés dans la littérature et sont également implémentés dans plusieurs simulateurs de trafic urbain (ex. SUMO et VISSIM).

Dans ce chapitre, nous proposons trois scénarios de conduite afin de monter l'importance de la prise en considération de l'imprécision des actions pendant le contrôle longitudinal. Dans chaque scénario, un véhicule d'essai implémente chacun des quatre modèles dans le but d'atteindre sa destination sans collision.

Dans le premier scénario, nous examinons les effets de l'imprécision des actions sur le comportement et aussi sur l'état d'un véhicule d'essai. Pour ceci, un *DriverAgent* implémente le modèle *IVC-RCFM* pour contrôler la vitesse du véhicule dans différentes configurations de l'environnement de simulation (sous-section V.3).

Le deuxième est un scénario de suivi de véhicules dans lequel un agent implémente un modèle de suivi de véhicules et contrôle la vitesse d'un véhicule pour atteindre une destination prédéfinie dans un environnement dynamique et incertain. Dans ce scénario, nous nous concentrons sur la première réaction exécutée par chacun des quatre modèles pour prévenir une collision imminente (sous-section V.4).

Le dernier scénario est un scénario d'évitement de collisions dans lequel un agent contrôle la vitesse d'un véhicule pour suivre un autre, puis il réagit à un freinage d'urgence du véhicule de tête. Ce dernier scénario est adopté pour examiner l'effet de l'incertitude de contrôle sur le comportement de chaque modèle, plus particulièrement le choix de la distance de sécurité pour maintenir une conduite sans collision (sous-section V.5).

De plus, en utilisant chaque fois un modèle différent (*Krauß*, *Kerner* [81], *IDM* [82] et *IVC-RCFM* [14]), les simulations de chaque scénario sont effectuées dans des conditions identiques. Ceci s'applique au trafic de véhicules et aussi aux paramètres de la simulation comme suit :

- **Paramètres des véhicules :** Dans le simulateur, chaque véhicule est caractérisé par plusieurs caractéristiques (*MaxSpeed*, *MaxDecel*, *MaxAccel*, couleur, longueur, etc). En fait, nous considérons que tous les véhicules sont identiques et possèdent les mêmes paramètres ($MaxSpeed = 36.1 m/s$, $MaxAccel = 1.5 m/s^2$, $MaxDecel = -4.5 m/s^2$).
- **Paramètres de l'environnement :** Nous utilisons différentes valeurs de y dans Eq.V-1 pour modéliser l'imprécision des actions dans les différents segments de la route. Ceci rend l'environnement de la simulation dynamique et incertain.
- **Modèles de transition :** Le *DriverAgent* se base sur un modèle de transition pour implémenter le modèle *IVC-RCFM*. Dans un environnement dynamique et incertain, nous assignons à chaque segment de la route un modèle de transition.

Initialement, le processus de la construction d'un modèle de transition pour chaque segment de la route commence par l'observation du comportement de dix conducteurs humains. Dans un environnement de simulation dynamique et incertain, chaque conducteur contrôle la vitesse d'un véhicule pendant une heure via l'interface d'un agent F . Puis, après la construction d'un modèle de transition initial pour chaque segment grâce à l'apprentissage des actions conducteurs humains, un ensemble d'agents autonomes, plus précisément des *DriverAgents*, prennent le contrôle de la vitesse des véhicules. Pendant ce temps, chaque *DriverAgent* met à jour son modèle de transition et partage ses observations avec les autres agents du *MAS-IVC-RLC*.

À cette fin, à l'aide de la communication entre les véhicules dans un simulateur basé-agents du trafic urbain, les agents du *MAS-IVC-RLC* exploitent les aptitudes des conducteurs humains, les combinent avec leurs capacités et leurs ressources, et construisent un modèle de transition pour chaque segment d'un environnement de simulation dynamique et incertain.

Avant d'aborder les résultats des simulations des trois scénarios introduits ci-dessus, nous présentons tout d'abord le simulateur utilisé pour le développement et l'expérimentation du modèle proposé.

V.2. SUMO : une simulation microscopique dans un environnement dynamique et incertain

V.2.1. Introduction

Avant de passer à la mise en œuvre et le déploiement, la simulation est une étape essentielle pour le test, l'expérimentation et la validation d'un système véhiculaire donné. De plus, la simulation permet de comparer la performance du système proposé à d'autres systèmes proposés dans la littérature ou implémentés dans nos voitures. Ainsi, nous avons besoin de simuler notre modèle du suivi de véhicules dans différents scénarios et de comparer sa performance à d'autres modèles proposés dans la littérature.

En se basant sur le modèle *IVC-RCFM* proposé ici, et en utilisant JADE un middleware qui supporte le développement des systèmes multi-agents, nous avons développé un système multi-agents pour un contrôle longitudinal basé sur une approche coopérative (*MAS-IVC-RLC*). Pour la simulation et la validation de notre système, nous avons choisi d'utiliser SUMO un simulateur microscopique du trafic urbain.

La simulation microscopique permet de simuler le comportement de chaque véhicule et d'examiner son état pendant toute la durée de la simulation. De ce fait, la simulation microscopique du trafic urbain nous permet de capturer toutes les données nécessaires pour évaluer la performance de notre modèle et de le comparer à d'autres modèles.

Dans ce qui suit, nous présentons le simulateur utilisé pour la simulation du notre modèle *IVC-RCFM*. De plus, nous proposons un modèle stochastique basé-équations pour modéliser et simuler la conduite dans un environnement stochastique et incertain.

V.2.2. SUMO – Simulation of Urban MObility

SUMO est un simulateur microscopique du trafic urbain proposé par le centre aérospatial allemand (DLR) en 2002 afin de permettre aux chercheurs de développer et de simuler leurs systèmes dans un environnement urbain. Parce que SUMO offre une simulation microscopique du trafic urbain, il nous permet d'examiner le comportement individuel de n'importe quel véhicule pendant toute la durée de la simulation (Figure V-1) [1].

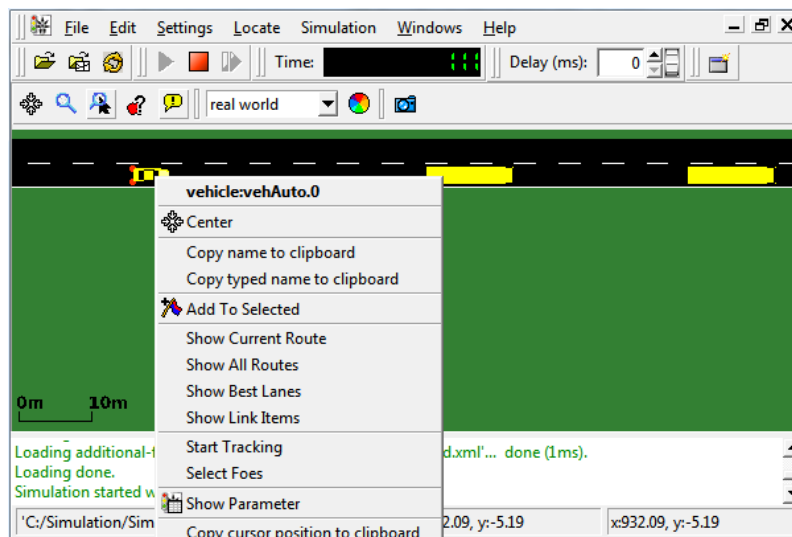


Figure V-1. Le suivi d'un véhicule qui possède un identifiant *vehAuto.0*.

SUMO est un simulateur open source permettant aux chercheurs d'implémenter et de tester de nombreux modèles (ex. le modèle du suivi de véhicules et le modèle du changement de voies) dans un environnement virtuel sûr et bien contrôlé. Pour cela, SUMO fournit une génération et un contrôle automatique de mobilité.

Parce que la simulation dans SUMO est une simulation microscopique, le comportement de chaque véhicule est contrôlé par deux modèles ; un modèle de suivi de véhicules responsable du contrôle de la vitesse (ex. Krauß [80], Kerner [81], IDM [82], Wiedemann [83], etc.), et un modèle de changement de voies qui se charge d'automatiser le contrôle latéral [1, 153].

Pendant la génération de mobilité, la simulation est établie dans un environnement virtuel où chaque véhicule est caractérisé par (Figure V-2):

- Un identifiant qui permet d'identifier, localiser et de manipuler le comportement du véhicule,
- Une trajectoire que le véhicule doit parcourir pour atteindre sa destination,
- Le temps de départ,
- Un ensemble des propriétés statiques et dynamiques qui décrivent l'état (ex. vitesse, position, etc.), le type (ex. vitesse de pointe, etc.) et l'apparence du véhicule (ex. couleur, longueur, forme, etc.),
- Un modèle utilisé pour modéliser le bruit émis et les échappements dégagés par le véhicule,
- Un comportement défini par un modèle de suivi de véhicules et un modèle de changement de voies.

La simulation dans SUMO est une simulation à temps discret avec une étape de simulation par défaut égale à une seconde. De ce fait, la différence entre deux étapes successives est $\Delta t = 1sec$. De plus, SUMO est un environnement de simulation à espace continu permettant de caractériser chaque véhicule par plusieurs attributs et de définir son état avec précision à tout instant de la simulation.

Name	Value	Dynamic	Name	Value	Dynamic
lane [id]	bottom_0	✗	noise (Harmonoise) [dB]	72.26	✓
position [m]	934.22	✓	devices		✗
speed [m/s]	20.93	✓	persons	0	✓
angle [degree]	90.00	✓	containers	0	✓
time gap [s]	1.66	✓	parameters [key:val]		✗
waiting time [s]	0.00	✓			✗
impatience	0.00	✓	Type Information:		✗
last lane change [s]	0.00	✓	type [id]	carA	✗
desired depart [s]	55.00	✗	length	5.00	✗
remaining [#]	1	✗	minGap	2.50	✗
insertion period [s]	1.00	✗	vehicle class	passenger	✗
stop info		✗	emission class	HBEFA2/P_7_7	✗
line		✗	maximum speed [m/s]	36.10	✗
CO2 [mg/s]	6337.89	✓	maximum acceleration [m/s ²]	1.50	✗
CO [mg/s]	86.78	✓	maximum deceleration [m/s ²]	4.50	✗
HC [mg/s]	1.79	✓	reaction time (tau)	1.00	✗
NOx [mg/s]	13.19	✓	person capacity	4	✗
PMx [mg/s]	0.56	✓	container capacity	0	✗
fuel [ml/s]	2.53	✓			

Figure V-2. L'état du véhicule vehAuto.0 à un instant t de la simulation.

V.2.3. Une simulation microscopique à base d'agents

Le développement, le test et l'optimisation des futures technologies et des nouveaux systèmes véhiculaires s'appuient sur la simulation du trafic urbain et aussi sur la simulation de la tâche de conduite. Pour cette raison, de nombreux simulateurs ont été implémentés et sont actuellement utilisés dans la littérature en permettant la simulation du trafic et aussi la communication inter-véhicules.

Par exemple, dans [158], les auteurs ont implémenté une plate-forme à base d'agents permettant la simulation du trafic urbain et la communication inter-véhicules. De plus, les auteurs ont proposé d'intégrer le conducteur humain dans la simulation pour conduire un véhicule en utilisant une interface homme-machine.

Schaefer, et al. [158] ont modélisé la génération de mobilité et ont simulé la tâche de conduite en utilisant un système d'agents capables de communiquer et de coopérer dans un environnement urbain. Les auteurs ont utilisé SUMO comme un simulateur de trafic urbain, et ont simulé la communication inter-véhicules en utilisant la communication entre les agents dans le simulateur multi-agents Alite [159] (Figure V-3).

À cette fin, basé sur l'architecture proposée par Schaefer, et al. [158], chaque agent d'un système multi-agents développé sous Alite perçoit et agit sur l'état d'un véhicule placé dans le simulateur SUMO. De plus, chaque agent communique avec d'autres agents contrôlant d'autres véhicules pour simuler la communication inter-véhicules.

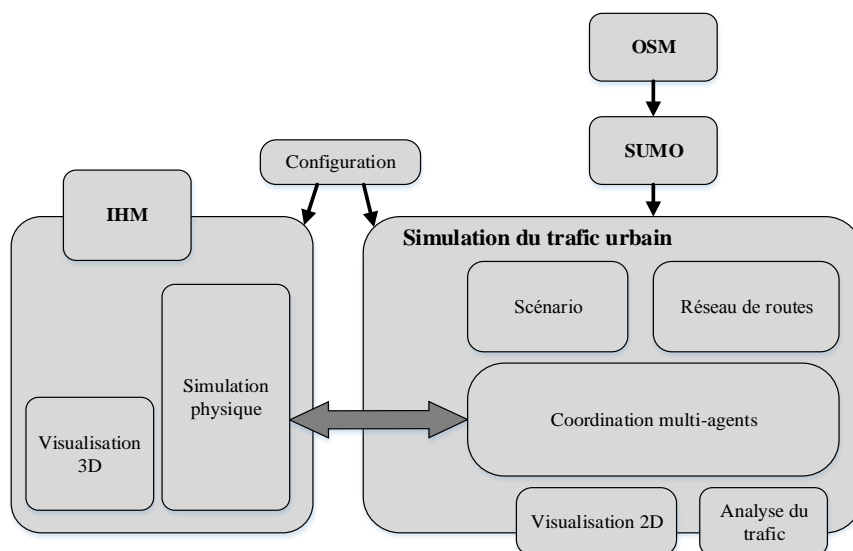


Figure V-3. L'architecture d'une plateforme d'un simulateur basé-agents du trafic urbain [158].

Afin de permettre la communication et l'interaction du SUMO avec des applications externes, Wegener, et al. [160] ont développé un API appelé TraCI « *Traffic Control Interface* ». En particulier via un socket de connexion, TraCI permet à certaines applications externes, notamment les applications développées en Java, en C++ ou en Matlab, de percevoir et d'agir sur l'état de la simulation (ex. état d'un véhicule, état des feux de circulation, etc.).

TraCI a été largement utilisé pour implémenter différents types de simulateurs, notamment des simulateurs VANET (ex. voir [46, 49]) et des simulateurs microscopiques basé-agents pour la simulation du trafic routier (ex. voir [140, 158, 161]). Comme exemple, Soares, et al. [140] ont utilisé TraCI pour établir un lien de communication entre un système multi-agents développé sous JADE et le simulateur SUMO, et comme résultat ils ont proposé un simulateur microscopique basé-agents pour la simulation du trafic urbain (Figure V-4).

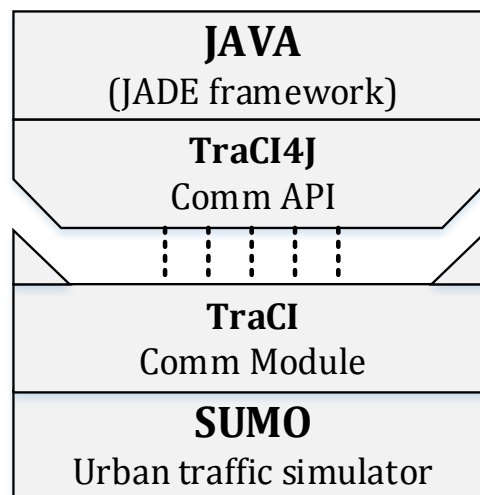


Figure V-4. L'interaction et la communication d'un SMA avec SUMO [140].

Similaire aux simulateurs développés par Soares, et al. [140] et Schaefer, et al. [158], nous proposons d'utiliser TraCI pour interconnecter notre SMA développé sous JADE avec le simulateur SUMO. Ceci nous permet de développer notre propre simulateur, un simulateur basé-agents permettant à chaque agent du *MAS-IVC-RLC* d'accéder à et de changer l'état de la simulation.

Par exemple, chaque *DriverAgent* communique avec SUMO via TraCI en vue de percevoir l'état et aussi pour agir sur la vitesse du véhicule qu'il contrôle. De plus, l'humain interagit avec l'interface de l'agent *F* et ce dernier communique avec SUMO via TraCI permettant à l'humain de percevoir et d'agir sur l'état de son véhicule. De ce fait, l'agent *F* enveloppe le conducteur humain et le représente dans un simulateur basé-agents, et ceci permet à l'humain de communiquer et de coopérer avec les différents agents du *MAS-IVC-RLC*.

Les agents logiciels du *MAS-IVC-RLC* proposé contrôlent différents éléments (des véhicules ou des unités de communications) et communiquent les uns avec les autres dans JADE par l'envoi de messages via le ACL. ACL³³ est un langage de communication des agents proposé par FIPA³⁴ et implémenté dans JADE pour permettre la communication entre les agents d'un SMA [162].

³³ Traduction française du terme "Agent Communication Language"

³⁴ Traduction française du terme "Foundation for Intelligent Physical Agents"

À cette fin, en utilisant TraCI pour établir un lien de communication entre SUMO et JADE, nous avons réalisé un simulateur basé-agents du trafic urbain qui permet la communication et la coopération de nombreux agents hétérogènes. Dans ce simulateur, la communication entre les véhicules est simulée par l'envoi de messages entre les agents du *MAS-IVC-RLC* via ACL (Figure V-5).

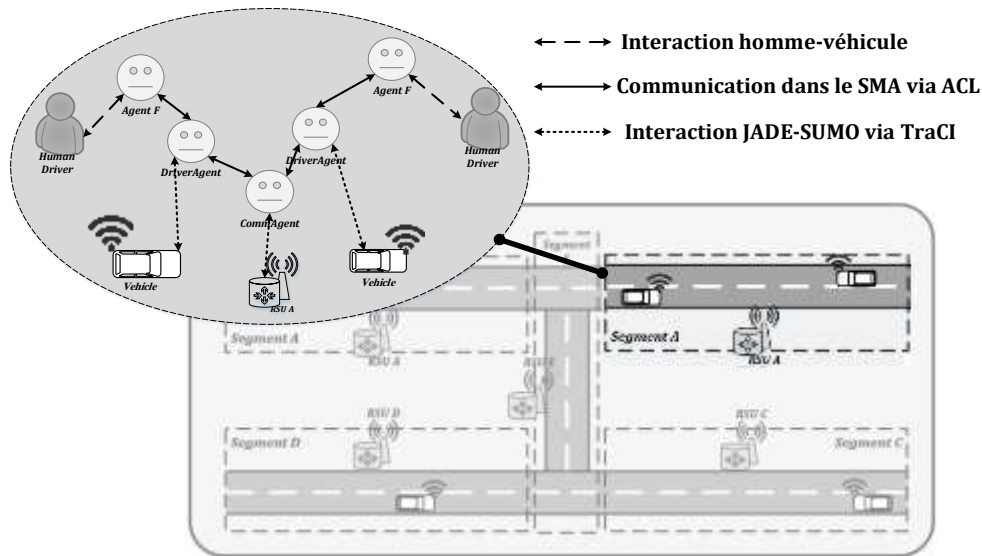


Figure V-5. Une organisation d'agents hétérogènes qui communiquent et coopèrent dans un simulateur microscopique basé-agents.

V.2.4. Simulation de l'imprécision des actions dans un environnement incertain

En vue d'automatiser le contrôle de vitesse, SUMO implémente de nombreux modèles de suivi de véhicules, en particulier les modèles qui considèrent que les actions des véhicules sont déterministes et précises (ex. Krauß [80], Kerner [81], IDM [82], Wiedemann [83], etc). Pour cette raison, nous considérons SUMO, et aussi tout simulateur qui implémente de tels modèles, comme des environnements de simulation déterministes dans lesquels l'incertitude de contrôle est absente.

SUMO a été utilisé pour le développement et la simulation de nombreux systèmes de contrôle (ex. voir [163, 164, 165, 166, 167]). De ce fait, ces systèmes sont optimisés pour accomplir certaines tâches dans un environnement considéré comme déterministe et, par conséquent, ils peuvent souffrir d'un contrôle sous-optimal dans un environnement stochastique et incertain.

Un véhicule agit dans un environnement dynamique et incertain, un environnement dans lequel la précision des actions change d'un segment à un autre pour affecter l'actionnement du véhicule. Par conséquent, il est crucial de modéliser et de simuler l'imprécision des actions afin de produire un environnement de simulation réaliste, plus précisément un simulateur qui peut être configuré pour être déterministe ou stochastique. Ceci nous permet de développer et de simuler de nombreux systèmes, notamment le modèle *IVC-RCFM* proposé ici, dans différentes conditions de l'environnement de simulation.

Dans ce qui suit, nous proposons de modéliser et de simuler *l'imprécision* des actions à travers différents segments de la route et dans différentes conditions de environnementales. En fait, les différentes conditions de la route et l'imprécision des actions de contrôle sont connues de causer certains effets tels que :

- À cause du glissement des pneumatiques, en particulier dû au blocage pendant le freinage et dû au patinage pendant l'accélération, un véhicule devient incertain de l'effet exact de ses actions [4, 12].
- Dans des mauvaises conditions de la route et en raison du glissement des pneumatiques, l'environnement devient stochastique, ce qui augmente significativement la distance du freinage et l'imprécision des actions du véhicule [10, 11],
- Les routes avec mauvaises conditions ralentissent à la fois le processus de l'accélération et celui de la décélération [72].

En se basant sur ces effets, nous proposons un modèle stochastique basé-équations en vue de modéliser et de simuler l'imprécision des actions des véhicules en fonction de l'état de la route (voir Eq.V-1). Parce que SUMO est un simulateur open source, nous configurons et nous implémentons ce modèle dans SUMO pour rendre les actions des véhicules déterministes ou stochastiques.

$$v(t + \Delta t) = v(t) + (\tau_X \times a \times \Delta t) \quad \text{V-1}$$

où :

$v(t + \Delta t)$: la vitesse d'un véhicule après l'exécution d'une action a à un instant $t + 1$.

$v(t)$: la vitesse du véhicule à un instant t .

Δt : l'étape de simulation (Dans SUMO $\Delta t = 1sec$).

a : l'accélération à appliquer à un instant t sur une vitesse v .

X : un segment X de la route.

τ_X : la valeur de $\tau_X \in \left[1 - \gamma, 1 - \frac{\gamma}{2}\right]$ est générée de façon aléatoire à chaque étape de la simulation pour simuler l'effet du segment X sur la précision d'une accélération a à un instant t . D'un autre côté, $\gamma \in [0,1[$ est choisie et fixée dès le début de la simulation pour décrire l'état d'un segment X .

$\tau \times a$ est l'accélération (ou la décélération) effective. Plus précisément, elle représente l'accélération à obtenir à $t + \Delta t$ après l'exécution d'une action a sur une vitesse v à un instant t . De ce fait, nous définissons par $\delta a = a - (\tau \times a)$ l'imprécision de l'exécution d'une action a sur une vitesse v à un instant t . En fait, si $\delta a = 0$ alors l'action sera précise, sinon elle sera imprécise.

En se basant sur ce modèle, si nous fixons $\gamma = 0$ pour un segment particulier de la route nous obtenons alors $\tau = 1$, ce qui rend toujours les actions des véhicules sur ce segment déterministes et précises. Par contre, les valeurs de $\gamma > 0$ entraînent

des actions stochastiques et inexactes, ce qui simule la conduite dans un segment à une mauvaise condition (ex. route glissante, route glacée, etc.) ou l'actionnement sous un glissement de pneumatiques.

À cette fin, la valeur de γ est responsable de configurer et de contrôler la précision des actions des véhicules dans un segment spécifique de la route. En fait, plus la valeur de γ augmente plus la précision des actions diminue.

Nous implémentons le modèle stochastique (Eq.V-1) dans SUMO pour simuler l'imprécision des actions des véhicules dans différentes conditions de l'environnement. En fait, nous avons attribué différentes valeurs au paramètre γ , une valeur pour chaque segment de l'environnement. De ce fait, chaque segment du simulateur possède une configuration différente et affecte la précision des actions de façon différente.

Plusieurs agents hétérogènes du *MAS-IVC-RLC* communiquent et coopèrent entre eux afin d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision à travers les différents segments du simulateur. Cependant, les paramètres utilisés dans Eq.V-1 pour simuler l'imprécision des actions sont transparents aux agents du *MAS-IVC-RLC* et, par conséquent, ces agents deviennent incertains des résultats exacts de leurs actions. Plus précisément, plus la valeur de γ augmente, plus la précision des actions diminue et, par conséquent, plus l'incertitude de contrôle augmente.

À cette fin, après la manipulation de la précision des actions des véhicules à travers les différents segments de la route en utilisant Eq.V-1, SUMO devient un simulateur dynamique et stochastique. De plus, parce que les usagers de la route sont incertains des résultats exacts des actions de leurs véhicules, l'environnement de simulation devient un environnement dynamique et incertain. Dans ce simulateur, un véhicule doit s'occuper de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision de ses actions afin d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision.

V.2.5. Conclusion

Nous avons interconnecté JADE et SUMO en utilisant TraCI afin de produire un simulateur microscopique basé-agents du trafic urbain. De plus, nous avons implémenté le modèle stochastique basé-équations dans SUMO, ce qui nous permet de simuler l'imprécision des actions des véhicules et aussi de simuler l'incertitude de contrôle. De ce fait, nous avons développé un simulateur microscopique basé-agents du trafic urbain, plus précisément un simulateur qui peut être configuré pour être dynamique et incertain.

Finalement, nous avons ajouté un agent au simulateur proposé. Cet agent, nommé *SimControlAgent*, se charge du contrôle de la simulation (ex. charger un scénario de simulation, lancer/suspendre/arrêter la simulation d'un scénario, enregistrer/charger les modèles de transitions, etc.).

Dans ce qui suit, nous utilisons le simulateur développé pour examiner l'effet de l'imprécision des actions sur le comportement de notre modèle. De plus, nous proposons d'utiliser ce simulateur pour examiner le comportement et aussi pour comparer la performance de quatre modèles de suivi de véhicules

V.3. Les effets de l'imprécision des actions sur les actions et sur l'état d'un véhicule

V.3.1. Introduction

La simulation du contrôle longitudinal dans un environnement stochastique et incertain nécessite la modélisation de l'imprécision des actions de contrôle en fonction de l'état de la route. Pourtant, les simulateurs du trafic urbain proposés dans la littérature sont des simulateurs déterministes qui modélisent et contrôlent le flux du trafic sous des conditions idéales tout en ignorant l'incertitude de contrôle et l'imprécision des actions.

Pour cette raison, nous avons utilisé SUMO un simulateur open source du trafic urbain qui nous permet d'implémenter et de proposer un modèle stochastique afin de simuler les effets de l'imprécision des actions dans les différentes conditions de la route (Eq.V-1). La manipulation des paramètres de ce modèle, plus particulièrement la valeur de γ , affecte la précision des actions et entraîne différents degrés d'incertitude pour modéliser les effets des différents états de la route (sous-section V.2.4).

De ce fait, nous avons obtenu un simulateur de trafic urbain dans lequel chaque segment de la route peut être déterministe ou stochastique, et dans ce cas chaque usager de la route devient incertain de la précision de ses actions. Nous présentons dans ce qui suit un scénario de simulation proposé notamment pour examiner les effets de l'imprécision des actions et de l'incertitude de contrôle dans un environnement de simulation stochastique et incertain.

V.3.2. Description du scénario

Dans différentes configurations de l'environnement de simulation, le *DriverAgent* effectue une série d'accélération et de décélération sur la vitesse de son véhicule. Pendant la simulation de ce premier scénario, cet agent garde une trace des actions exécutées et leurs effets sur l'état de son véhicule. Ceci nous permet de souligner et d'identifier les effets de l'état de la route (Eq. V-1) sur la précision des actions et aussi sur l'état du véhicule contrôlé.

Dans ce scénario, un *DriverAgent* contrôle la vitesse d'un véhicule d'essai placé dans un point de départ $x_0 = 0m$ avec une vitesse initiale $v_0 = 0 m/s$, et le but sera d'atteindre sa destination $x_s = 222m$ le plus tôt possible. De plus, la simulation de ce scénario est exécutée trois fois, chaque fois en utilisant une configuration différente. Plus précisément, nous utilisons chaque fois une valeur différente de γ

dans Eq.V-1 pour simuler la conduite dans un environnement avec un état différent. Les valeurs de γ sont choisies comme suit :

- Nous utilisons $\gamma = 0$ pour produire un environnement de simulation déterministe. Dans ce cas, les actions des véhicules sont précises et, par conséquent, l'incertitude de contrôle est absente.
- Nous utilisons $\gamma = 0.3$ pour minimiser la précision des actions des véhicules et simuler la conduite dans un environnement stochastique et incertain. Dans ce cas, les actions du *DriverAgent* deviennent imprécises et, de ce fait, le *DriverAgent* qui contrôle la vitesse du véhicule d'essai devient incertain.
- Nous utilisons $\gamma = 0.7$ pour minimiser encore la précision des actions de contrôle et, par conséquent, augmenter l'incertitude de l'agent contrôlant le véhicule d'essai.

Dans cette simulation, le *DriverAgent* utilise chaque fois un modèle de transition différent, un pour chacune des trois configurations de l'environnement ($\gamma = 0$, $\gamma = 0.3$ et $\gamma = 0.7$). Figure V-6 et Figure V-7 présentent une comparaison de comportement du *DriverAgent* sous les différentes configurations de l'environnement, en incluant également les effets des actions sur la vitesse du véhicule contrôlé.

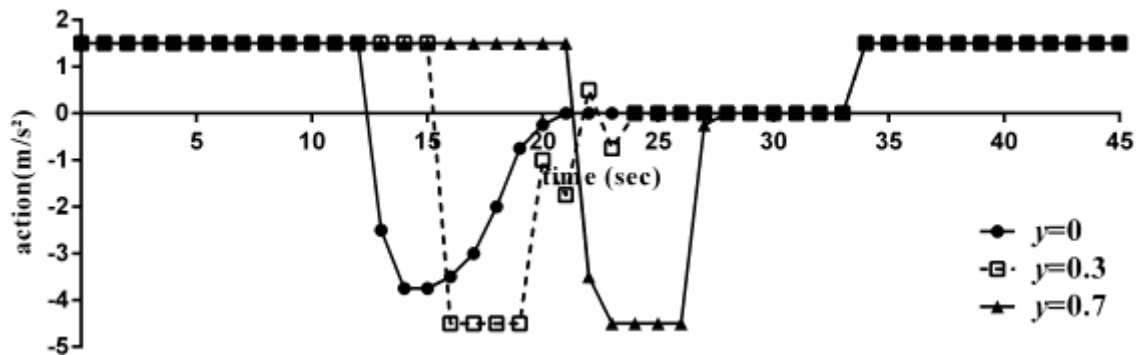


Figure V-6. Comparaison de comportements du contrôle de la vitesse sous trois conditions environnementales.

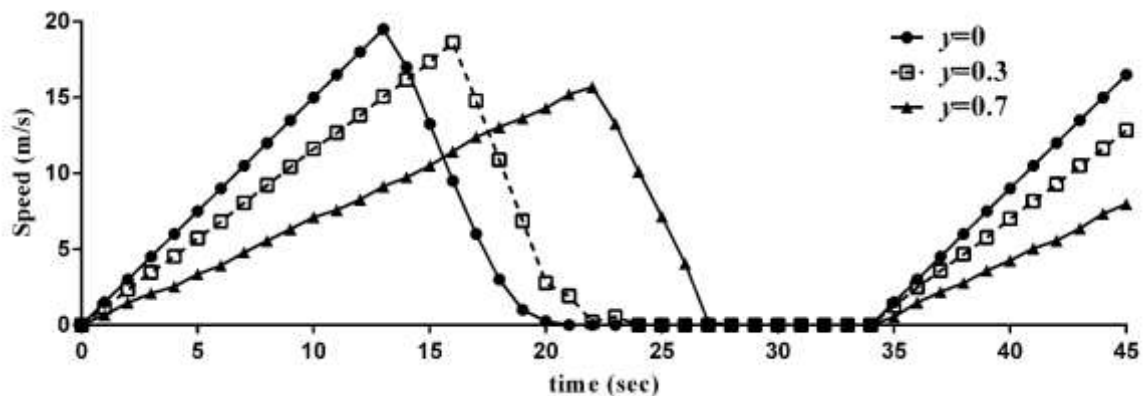


Figure V-7. Les effets de la conduite sous trois différentes conditions sur la vitesse d'un véhicule d'essai.

De plus, Table V-1 présente une comparaison détaillée dans laquelle nous soulignons les points clés utilisés pour faire comparer le comportement du véhicule dans les trois configurations de la simulation.

Table V-1. Une comparaison détaillée des effets des différentes conditions de la route sur la vitesse et les actions d'un véhicule d'essai.

état de la route	arrivé à x_s (sec)	vitesse maximale $-v(t) -$ (m/s)	durée d'Accélé. (sec)	durée de Décél. -temps- (sec)	Décél. moyenne $-a_{AVG}-$ (m/s ²)	Décél. effective $-a_E-$ (m/s ²)	δa (m/s ²)
$\gamma = 0$	21	19.5	13	8	-2.45	-2.45	0
$\gamma = 0.3$	24	18.2	16	8	-2.6	-2.3	-0.3
$\gamma = 0.7$	28	15.7	22	6	-3.6	-2.6	-1

V.3.3. Résultats et conclusion

Les simulations de ce premier scénario ont montré que la conduite dans une configuration d'un environnement déterministe ($\gamma = 0$) a aidé le véhicule à atteindre sa destination plus rapidement. De plus, le véhicule dans cette configuration a atteint une accélération plus rapide (0 à 19.5 m/s en 13sec) et s'est arrêté plus vite ($\gamma = 0$: de 19.5 à 0 m/s en 8sec avec une décélération moyenne $a_{AVG} = -2.45m/s^2$). Par contre, dans une configuration d'un environnement stochastique (ex. $\gamma = 0.3$), le véhicule a constaté une accélération plus lente (0 à 18.2 m/s en 16sec pour $\gamma = 0.3$). De plus, il a atteint une décélération moins rapide ($\gamma = 0.3$: de 18.2 à 0 m/s en 8sec avec une décélération moyenne $a_{AVG} = -2.6m/s^2$).

À cette fin, par rapport à une configuration d'un environnement déterministe ($\gamma = 0$), une configuration d'un environnement stochastique (ex. $\gamma = 0.3$ ou $\gamma = 0.7$) ralentit l'accélération et la décélération des véhicules.

En se basant sur Eq.V-2 pour simuler l'imprécision des actions, un véhicule exécute une action a à un instant t sur une vitesse $v(t)$ et arrive à une vitesse $v(t + \Delta t)$ à un instant $t + \Delta t$ (où $\Delta t = 1sec$). Parce que les actions sont manipulées pour être stochastiques ou déterministes, $\tau \times a$ est l'accélération (ou la décélération) effective. Plus précisément, $\tau \times a$ représente l'accélération (ou la décélération) à atteindre à $t + 1sec$ après l'exécution d'une action a sur une vitesse v à un instant t dans un environnement incertain caractérisé par une valeur γ donné (sous-section V.2.4).

$$v(t + 1) = v(t) + (\tau \times a) \quad V-2$$

D'un autre côté, pendant une durée donnée $temps(sec)$, un véhicule exécute plusieurs accélérations (ou décélérations) pour agir sur sa vitesse. Ainsi, les actions exécutées pendant $temps$ possèdent une moyenne a_{AVG} et changent la vitesse du véhicule comme suit :

$$v(t + temps) = v(t) + (a_E \times temps) \quad V-3$$

où a_E est l'accélération (ou la décélération) effective moyenne de l'exécution de plusieurs actions (qui possèdent une moyenne a_{AVG}) pendant une durée $temps$. De plus, a_E vérifie

$$a_E \leq a_{AVG} \quad V-4$$

et nous définissons $\delta a = a_{AVG} - a_E$ par la perte moyenne dans la précision des actions exécutées pendant $temps$ dans un environnement incertain. En fait, si $\delta a = 0$ alors les actions sont précises, sinon ils deviennent imprécises et l'environnement dans ce cas est considéré comme stochastique

Dans le cas d'une phase de décélération, nous désignons par a_{AVG} la moyenne des décélérations exécutées par le véhicule pendant une durée $temps$, et nous définissons dans Eq.V-5 la décélération effective moyenne a_E des décélérations exécutées pendant cette durée.

$$a_E = \frac{v_{finale}(t + temps) - v_{initiale}(t)}{temps} \quad V-5$$

En se basant sur les résultats présentés dans la Table V-1, dans une configuration d'un environnement déterministe ($\gamma = 0$), le *DriverAgent* agit sur la vitesse pendant une durée $temps = 8sec$ pour appliquer chaque seconde une décélération moyenne $a_{AVG} = -2.45m/s^2$. Comme résultat, et à partir d'une vitesse initiale $v = 19.5m/s$, chaque seconde le *DriverAgent* a diminué la vitesse de son véhicule par $2.45m/s$. De ce fait, le *DriverAgent* a atteint une décélération effective moyenne $a_E = a_{AVG} = -2.45m/s^2$, et dans ce cas $\delta a = 0$. Par conséquent, les actions des véhicules dans cette configuration ($\gamma = 0$) sont précises et nous considérons l'environnement de simulation dans ce cas comme déterministe.

Par contre, dans une configuration d'un environnement stochastique (ex. $\gamma = 0.3$) et à partir d'une vitesse initiale inférieure $v = 18.2m/s$, le *DriverAgent* agit sur la vitesse pendant huit secondes, pourtant il a appliqué chaque seconde une décélération moyenne supérieure $a_{AVG} = -2.6m/s^2$. De plus, pendant la durée de la décélération, le *DriverAgent* a atteint une décélération effective moyenne $a_E = -2.3m/s^2$ différente de la décélération moyenne exécutée ($\delta a \neq 0$). De ce fait, les actions des véhicules dans cette configuration ($\gamma = 0.3$) sont imprécises et, par conséquent, nous considérons l'environnement de simulation dans ce cas comme stochastique et incertain.

Finalement, nous constatons que plus la valeur de γ augmente plus $|\delta a|$ la différence entre l'action exécutée et l'action effective obtenue augmente, et par conséquent plus l'imprécision des actions du *DriverAgent* augmente. Ceci est la raison derrière la différence dans les résultats des trois configurations, plus précisément $\gamma = 0$ a entraîné un actionnement plus rapide et plus précis par rapport à $\gamma = 0.3$ et $\gamma = 0.7$.

Nous avons proposé un modèle stochastique (Eq.V-2) en vue de simuler les effets des différentes conditions de l'environnement sur la précision des actions des véhicules. En fait, les résultats présentés ci-dessus correspondent avec les effets de l'imprécision des actions discutés dans la sous-section V.2.4. Plus précisément, une mauvaise condition de l'environnement rend les actions du véhicule imprécises et ralentit l'accélération et la décélération.

À cette fin, le modèle stochastique proposé permet de simuler l'imprécision des actions dans différentes configurations de l'environnement et, par conséquent, permet de produire un simulateur réaliste du trafic urbain. Nous proposons d'utiliser ce modèle dans le reste des simulations en vue d'examiner la performance de quatre modèles de suivi de véhicules dans un environnement de simulation configuré en utilisant Eq.V-2 pour être dynamique et incertain.

V.4. La conduite et le suivi de véhicules sous incertitude

V.4.1. Introduction

La conduite dans un environnement urbain nécessite la réaction au trafic environnant. De ce fait, nous présentons dans ce qui suit un scénario de conduite et de suivi de véhicules. Dans ce scénario, la vitesse d'un véhicule d'essai est contrôlée avec l'objectif d'atteindre une destination prédéterminée sans collision dans un environnement de simulation configuré pour être dynamique et incertain.

La simulation de ce scénario vise à montrer l'importance de la prise en considération de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision des actions pendant le contrôle longitudinal. En fait, à base de la simulation de ce scénario, nous examinons la performance de quatre modèles de suivi de véhicules : le modèle de Krauß [80], Kerner [81], IDM [82] et notre modèle le *IVC-RCFM*.

V.4.2. Description du scénario

Dans ce scénario, en utilisant chaque fois un modèle différent, nous examinons le comportement du contrôle longitudinal d'un véhicule allant d'un point de départ (*a*) pour arriver à une destination (*b*) (Figure V-8). Pendant la simulation, nous nous intéressons beaucoup plus au comportement du véhicule contrôlé quand ce dernier se rapproche et passe par une intersection encombrée (*c*) (entre $t = 85 \text{ sec}$ et $t = 110 \text{ sec}$). De plus, le véhicule d'essai dans ce scénario est placé dans le point de départ (*a*) avec une vitesse initiale $v_0 = 0 \text{ m/s}$.



Figure V-8. Un scénario de contrôle d'un véhicule allant d'un point (a) vers une destination (b) en passant par une intersection (c).

Chaque modèle du suivi de véhicules agit de façon différente sur la vitesse en vue d'atteindre et de maintenir une conduite sans collision. Par conséquent, nous présentons dans la Figure V-9, la Figure V-10 et la Table V-2 une comparaison détaillée du comportement des quatre modèles utilisés dans ce scénario.

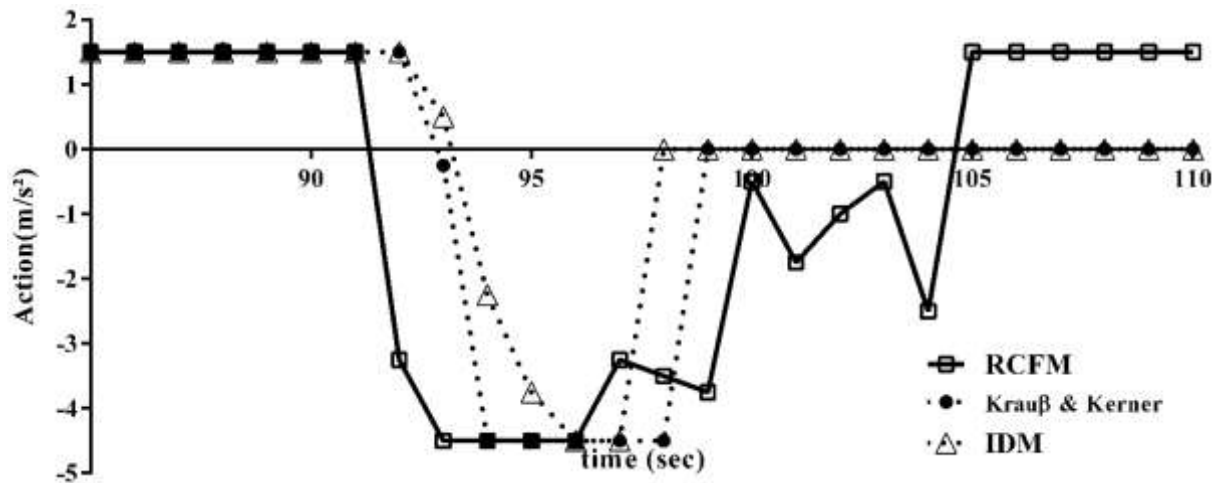


Figure V-9. Une comparaison comportementale du contrôle longitudinal dans un environnement incertain.

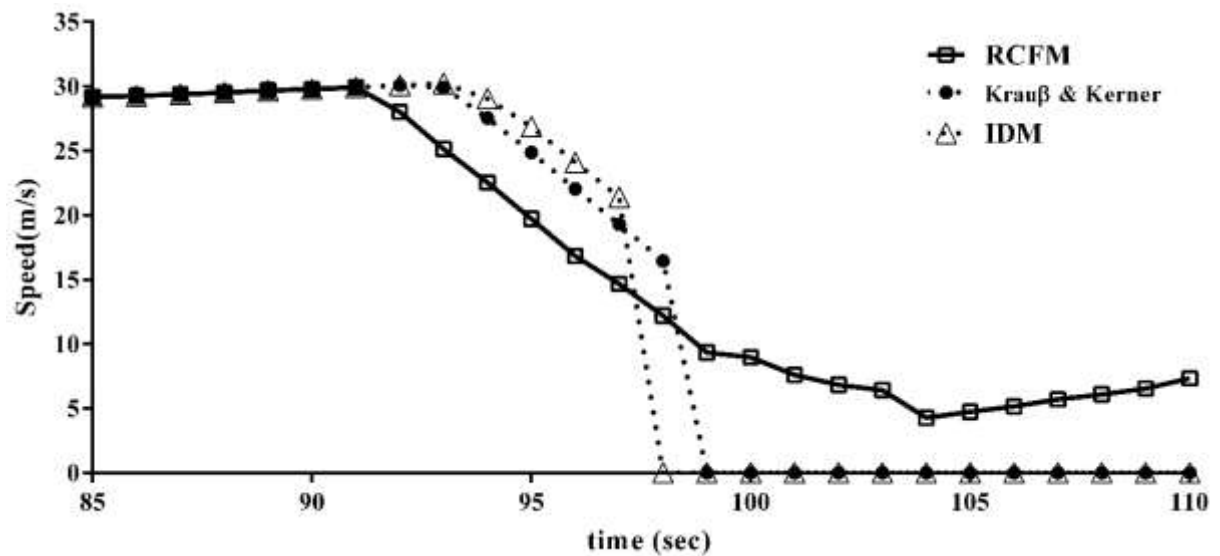


Figure V-10. Les effets des quatre modèles sur la vitesse dans un environnement incertain.

Table V-2. Une comparaison détaillée du comportement des quatre modèles de suivi de véhicules.

Modèle utilisé	1 ^{ière} réaction en $t = (sec)$	Temps de Décél. (sec)	Décél. moyenne (m/s^2)	Collision à (sec)
<i>RCFM</i>	92	13	-2.93	aucune collision
<i>Krauß</i>	93	6	-3.73	99
<i>Kerner</i>	93	6	-3.73	99
<i>IDM</i>	94	5	-2.90	98

V.4.3. Résultats et conclusion

Chacun des quatre modèles agit sur la vitesse et conduit son véhicule pour atteindre la destination (b). Lorsque le véhicule contrôlé se rapproche de l'intersection (c), la distance qui le sépare du véhicule de tête diminue et, dans ce cas, le modèle doit réagir pour éviter la collision.

Le modèle *IVC-RCFM* permet au *DriverAgent* de prendre en considération l'incertitude de contrôle et de choisir toujours l'action qui devrait maximiser son objectif dans un environnement incertain. De ce fait, le modèle *IVC-RCFM* a commencé à décélérer avant les autres modèles en vue de s'adapter à l'imprécision des actions et, finalement, a atteint un contrôle longitudinal sans collision.

Par contre, les autres modèles ont été proposés pour ignorer l'imprécision des actions et contrôler la vitesse dans un environnement considéré comme déterministe. De plus, par rapport au modèle *RCFM* en particulier, les trois autres modèles ont réagi plus tard et, par conséquent, ils ont entraîné des collisions, principalement en raison de la négligence de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision des actions.

De plus, d'après les résultats obtenus, le modèle de *Krauß* et le modèle de *Kerner* ont montré un comportement identique, et ceci est dû au fait que le modèle de *Kerner* se base sur v_{safe} proposée par Krauß [80] et utilisée dans le modèle de *Krauß* pour le contrôle de la vitesse.

V.5. L'évitement des collisions sous incertitude

V.5.1. Introduction

Dans ce scénario, le véhicule d'essai suit un autre véhicule dans un scénario de « *suivre-le-leader* », puis il réagit pour prévenir la collision avec le leader qui effectue un freinage d'urgence sans préavis. Nous adoptons ce scénario en vue d'examiner l'effet de l'incertitude de contrôle sur le comportement de chaque modèle, en particulier sur le choix et le respect d'une distance de sécurité. En fait, une définition correcte et le respect d'une distance de sécurité sont deux processus essentiels pour maintenir un contrôle longitudinal sans collision.

Un modèle de suivi de véhicules agit sur la vitesse d'un véhicule pour atteindre une vitesse souhaitée (ex. v_{des} de Krauß et v_{t+1} de Kerner), ce qui affecte la distance qui sépare le véhicule contrôlé du véhicule de tête. De ce fait, la tâche de la définition et du respect d'une distance de sécurité est accomplie de façon indirecte par le modèle lui-même quand ce dernier agit sur la vitesse afin de produire un contrôle sans collision. Nous décrivons dans ce qui suit le scénario proposé et nous présentons également les résultats obtenus.

V.5.2. Description du scénario

Dans ce scénario, un véhicule d'essai A est placé derrière un autre véhicule B avec une vitesse initiale $v_A = 24m/s$ et un écart $g_0 = 165m$, tandis que le véhicule B est placé devant le véhicule A avec une vitesse initiale et constante $v_B = 16.5m/s$. Pendant 33sec, le véhicule A accélère et suit son leader B tout en maintenant une certaine distance de sécurité. Puis, à $t = 35 sec$, le véhicule B commence à décélérer par $a = -4.5 m/s^2$ pour simuler un freinage d'urgence, et dans ce cas le véhicule A doit réagir et doit également s'arrêter sans collision.

Dans les deux figures ci-dessous, Figure V-11 et Figure V-12, nous présentons une comparaison détaillée des comportements des quatre modèles de suivi de véhicules, en particulier les actions choisies par chaque modèle et leurs effets sur la vitesse du véhicule A .

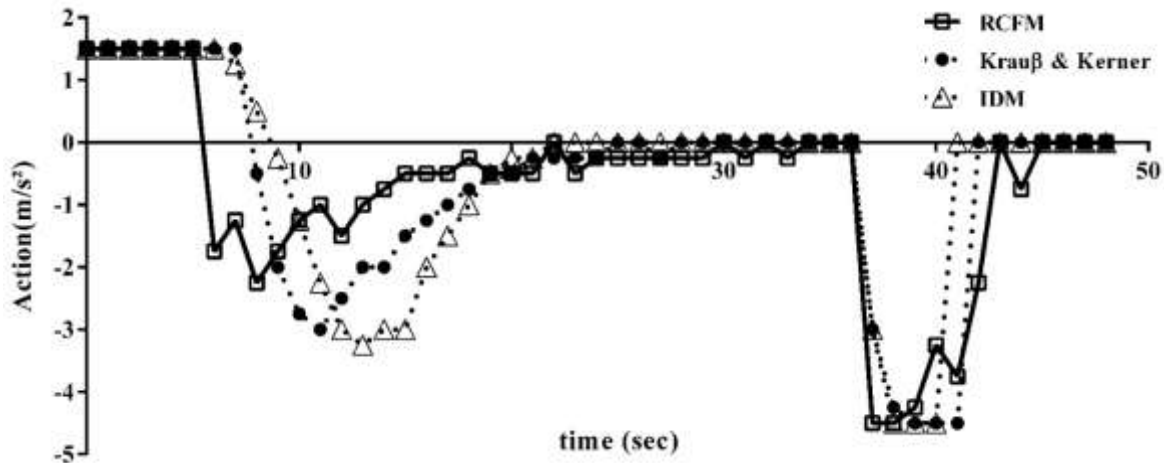


Figure V-11. Une comparaison de comportements des différents modèles dans un scénario de freinage d'urgence.

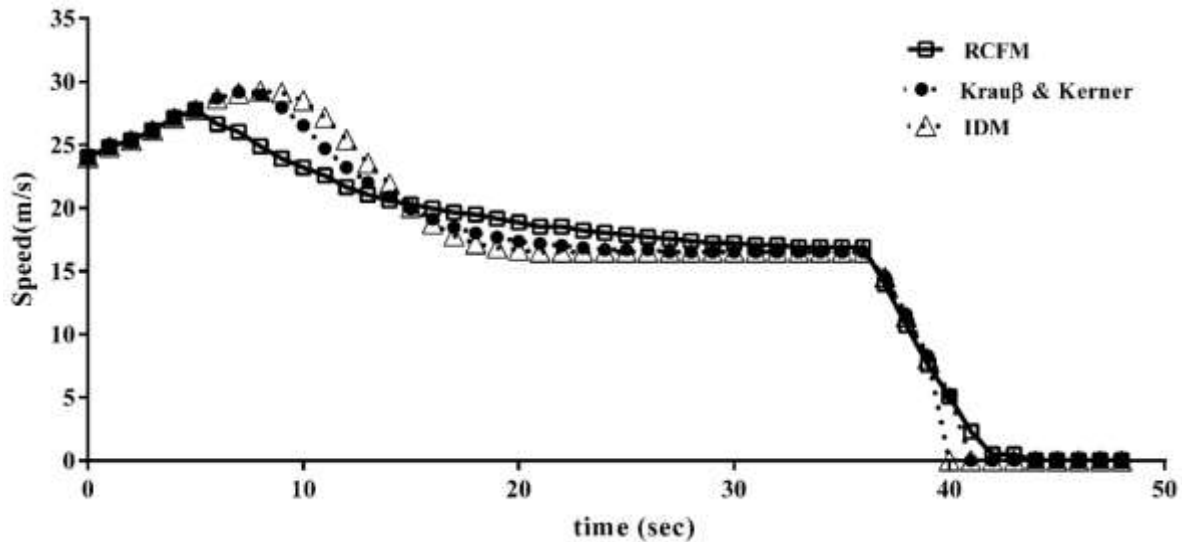


Figure V-12. Les effets des quatre modèles sur la vitesse du véhicule A.

De plus, nous incluons dans la Figure V-13 la distance de sécurité adoptée par chaque modèle pendant toute la durée de simulation afin de maintenir une conduite sans collision.

V.5.3. Résultats et conclusion

Pendant le suivi de véhicules, le respect de la distance de sécurité appropriée est important en vue de maintenir une conduite sans collision. En fait, la vitesse du véhicule de tête est l'un des paramètres qui affecte la définition de la distance de sécurité, en particulier plus la vitesse du véhicule augmente plus cette distance de sécurité doit augmenter. De plus, l'imprécision des actions, en particulier l'imprécision de la décélération, augmente la distance de freinage et, par conséquent, elle affecte la définition et aussi le respect de la distance de sécurité.

Pendant le suivi du véhicule *B*, et par rapport aux autres modèles qui ignorent l'imprécision des actions, le modèle *RCFM* a toujours maintenu une distance plus grande au leader grâce à la prise en considération de l'imprécision des actions dans un environnement incertain. Ceci a permis au modèle *RCFM* de maintenir un contrôle longitudinal sans collision contrairement aux autres modèles.

Par exemple, à $t = 35\text{sec}$ et juste avant la première réaction à la décélération du véhicule *B*, chacun des quatre modèles ont maintenu une certaine distance comme suit : $g_{IDM} = 14.04\text{m}$, $g_{Krauß} = g_{Kerner} = 19.18\text{m}$ et $g_{RCFM} = 21.46\text{m}$.

Finalement, le modèle *RCFM* a atteint un contrôle longitudinal sans collision pendant toute la durée de la simulation, et même pendant le freinage d'urgence du véhicule *B*. D'un autre côté, les trois autres modèles ont ignoré l'imprécision des actions et, par conséquent, ils ont entraîné des collisions avec le véhicule *B* (*IDM* à $t = 40\text{sec}$, *krauß* et *Kerner* à $t = 41\text{sec}$).

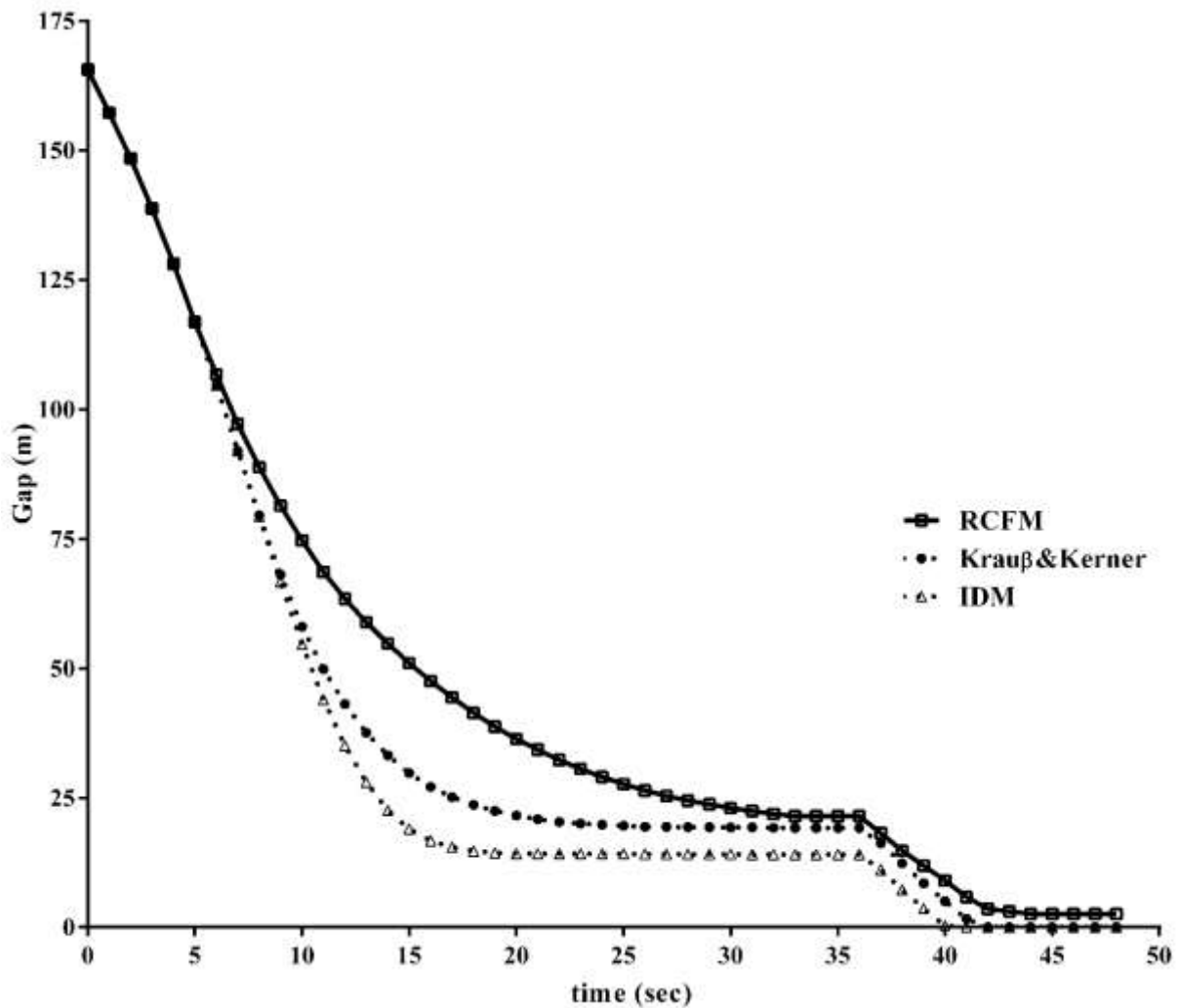


Figure V-13. Une comparaison de comportements des quatre modèles pendant le suivi du leader.

D'un autre côté, en utilisant le modèle proposé, le *IVC-RCFM* a commencé de décélérer plus tôt pour respecter une vitesse de sécurité inférieure définie en tenant compte de l'incertitude. De plus, par rapport aux autres modèles, notre modèle a maintenu une distance de sécurité supérieure pendant toute la durée du contrôle (ex. à $t = 35\text{sec}$ la distance était $g = 21.46\text{m}$).

À cette fin, en raison de l'imprécision des actions des véhicules et due à l'augmentation de la distance du freinage dans un environnement incertain, la prise en considération de l'incertitude de contrôle est cruciale pour atteindre un contrôle longitudinal sans collision.

Le modèle *IVC-RCFM* combine les capacités et les ressources de plusieurs véhicules, et les complète par les aptitudes des conducteurs humains. De ce fait, notre modèle a été capable de maintenir une distance de sécurité convenable au leader et, par conséquent, a atteint un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement dynamique et incertain.

Chapitre 6

Conclusion et perspectives

Le but de cette thèse est la proposition d'un modèle robuste du suivi de véhicules basé sur une approche coopérative (IVC-RCFM), un modèle capable d'atteindre un contrôle longitudinal automatique et sans collision dans un environnement incertain avec la coopération de nombreux agents hétérogènes. Dans ce chapitre, nous décrivons le bilan du travail sur la modélisation du contrôle longitudinal sous incertitude, ainsi que quelques perspectives proposées pour utiliser et optimiser le modèle IVC-RCFM dans les futurs travaux.

VI.1. Bilan du travail sur la modélisation de la tâche du contrôle longitudinal sous incertitude

Un véhicule agit dans un environnement stochastique et incertain, un environnement dans lequel les actions du véhicule sont considérées comme imprécises et le véhicule devient incertain de l'effet exact de ses actions. Dans cet environnement, la prise en considération de l'imprécision des actions et de l'incertitude de contrôle pendant la modélisation est cruciale en vue d'atteindre une conduite sans collision. Cependant, plusieurs modèles de suivi de véhicules proposés dans la littérature ignorent cette incertitude pour modéliser et simuler le contrôle longitudinal dans un environnement considéré comme déterministe.

Pour proposer une solution à cette problématique, après avoir présenté une large recherche bibliographique sur la commande longitudinale des véhicules, la modélisation multi-agents et le traitement de l'incertitude, nous avons présenté un modèle robuste basé sur une approche coopérative. Dans ce chapitre, nous décrivons les principaux avantages de notre modèle et nous synthétisons également les résultats obtenus.

VI.1.1. Contribution

Dans cette thèse, nous avons proposé un modèle robuste du suivi de véhicules basé sur une approche coopérative (IVC-RCFM) et chargé de tenir compte de l'incertitude de contrôle et d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement incertain. Le modèle IVC-RCFM est un modèle à base d'agents permettant la coopération de plusieurs agents hétérogènes, plus précisément des conducteurs humains, des véhicules et des unités de communication de l'infrastructure, afin d'accomplir sa tâche.

Le modèle *IVC-RCFM* se base sur les contributions suivantes :

- Un modèle robuste pour une conduite fiable sous incertitude,
- La coopération homme-véhicule,
- La coopération inter-véhicules.

VI.1.1.1. Un modèle robuste du suivi de véhicules

Les modèles du suivi de véhicules proposés dans la littérature négligent l'incertitude de contrôle pour contrôler la vitesse dans un environnement considéré comme déterministe. D'un autre côté, nous avons proposé un modèle robuste à base d'agents (*RCFM*) capable de simuler et d'automatiser le contrôle longitudinal dans un environnement incertain, plus précisément un environnement qui peut être stochastique ou déterministe.

Par l'implémentation du modèle *RCFM*, un *DriverAgent* perçoit l'état du véhicule qu'il contrôle (sa vitesse, la vitesse du leader et la distance qui sépare les deux véhicules), prend une décision et agit sur la vitesse en vue de maintenir une conduite sans collision dans un environnement incertain. Pour accomplir cette tâche, le *DriverAgent* se base sur une approche robuste lui permettant de s'occuper de l'incertitude de contrôle et de tenir compte de l'imprécision de ses actions. Plus précisément, l'approche robuste permet au *DriverAgent* de définir les utilités de ses actions sous incertitude de contrôle. Puis, le *DriverAgent* choisit et exécute une action qui devrait maximiser son objectif, en particulier l'action qui possède une utilité attendue maximale.

Nous avons considéré le problème de la conduite sous incertitude de contrôle comme un problème de recherche minimax. Dans ce problème, deux joueurs concourent chacun pour maximiser certains objectifs : (i) un joueur *MAX* qui cherche à maximiser le respect d'une vitesse de sécurité *vSafe* pour maintenir une conduite sans collision, et (ii) un joueur *MIN* (l'environnement) chargé de causer une incertitude de contrôle pour minimiser l'objectif de *MAX*.

À cette fin, un agent nommé *DriverAgent* implémente le modèle *RCFM* et assume le rôle d'un joueur *MAX* dans l'objectif de conduire le véhicule et maintenir un contrôle longitudinal automatique et sans collision tout en tenant compte de l'incertitude de contrôle dans un environnement incertain.

VI.1.1.2. Une coopération homme-véhicule pour un contrôle plus fiable dans un environnement incertain et inconnu

La résolution et la prise en considération de l'incertitude de contrôle en utilisant le modèle *RCFM* nécessitent un modèle de transition précis. Ce modèle de transition décrit l'imprécision des actions du véhicule. Cependant, une connaissance préalable et précise de ce modèle est souvent absente dans un environnement incertain. Dans ce cas, le *RCFM* devient incapable de garantir un contrôle longitudinal sans collision et, par conséquent, le problème de l'incertitude n'est pas encore résolu.

Le conducteur humain possède des aptitudes et des capacités lui permettant de conduire le véhicule dans des situations complexes et, le plus important, dans différentes conditions de l'environnement. Pour cette raison, nous avons proposé d'intégrer le conducteur humain dans la boucle de contrôle pour intervenir dans la tâche du contrôle longitudinal et conduire le véhicule. De plus, le *DriverAgent* observe et apprend des actions de l'humain pour construire un modèle de transition précis. Ceci permet au *DriverAgent* de bénéficier des aptitudes du conducteur humain afin de compléter ses propres capacités et arriver, finalement, à accomplir sa tâche.

À cette fin, nous avons permis au conducteur humain et au *DriverAgent* de coopérer l'un avec l'autre en vue de produire un contrôle longitudinal sans collision dans un environnement incertain. De plus, il convient de noter que les autres modèles du suivi de véhicules proposés dans la littérature modélisent et automatisent le contrôle longitudinal pour contrôler la vitesse de façon individuelle dans un environnement considéré comme déterministe.

VI.1.1.3. Une coopération inter-véhicules pour un contrôle longitudinal sans collision d'un environnement dynamique et incertain

En implémentant le modèle *RCFM*, le *DriverAgent* construit et utilise un seul modèle de transition pour tenir compte de l'imprécision de ses actions et atteindre un contrôle longitudinal sans collision. Cependant, un véhicule agit dans un environnement dynamique et incertain, un environnement dans lequel la précision des actions change d'un segment à un autre. Ainsi, le *DriverAgent* doit s'adapter aux changements dans les différents segments.

De plus, afin de décrire avec précision l'état d'un segment particulier de la route, le *DriverAgent* et le conducteur humain nécessitent beaucoup d'interactions avec l'environnement. Ceci ralentit la convergence du modèle de transition et limite en conséquence la capacité du modèle *RCFM* à atteindre l'objectif recherché.

Pour aborder ces deux enjeux, nous avons adopté la coopération inter-véhicules pour implémenter un modèle robuste du suivi de véhicules basé sur une approche coopérative (*IVC-RCFM*). En plus de la coopération humain-véhicule, la communication et la coopération inter-véhicules via un réseau VANET permettent à chaque véhicule, plus précisément au *DriverAgent* et au conducteur humain, de combiner leurs capacités et leurs ressources avec celles des véhicules voisins.

Par conséquent, plusieurs véhicules communiquent et coopèrent pour partager leurs ressources et recueillir plus d'observations afin de construire un modèle de transition pour chaque segment de la route. Ceci a permis au modèle *IVC-RCFM* d'atteindre un contrôle longitudinal sans collision dans les différents segments de la route d'un environnement dynamique et incertain.

À cette fin, dans un système multi-agents à agents hétérogènes, plusieurs agents communiquent et coopèrent pour combiner les capacités des véhicules et les compléter par les aptitudes des conducteurs humains que le véhicule n'en dispose pas.

VI.1.2. Comparaison avec des travaux similaires

Dans la tâche du contrôle longitudinal, la prise en considération de l'incertitude de contrôle est cruciale pour produire un contrôle fiable et efficace. Cependant, de nombreux modèles de suivi de véhicules ont été proposés pour modéliser et simuler le contrôle longitudinal dans un environnement considéré comme déterministe.

Dans cette thèse, plus précisément dans le chapitre V « *Expérimentations* », nous avons présenté une comparaison qualitative de quatre modèles de suivi de véhicules (le modèle de Krauß [80], le modèle Kerner [81], le modèle IDM [82] et le modèle *IVC – RCFM* proposé ici).

En se basant sur les résultats présentés dans le chapitre V, la négligence de l'incertitude de l'imprécision des actions dans un environnement incertain, en particulier par le modèle de Krauß, le modèle de Kerner et le modèle de IDM, a entraîné de nombreuses collisions. Par contre, grâce à la prise en considération de l'incertitude de contrôle, notre modèle *IVC – RCFM* a établi un contrôle longitudinal sans collision dans les différentes conditions de l'environnement et aussi à travers les différents segments.

VI.2. Perspectives

Jusqu'à aujourd'hui, le but de l'automatisation de la tâche de conduite était de décharger le conducteur humain et de renforcer la sécurité routière. Cependant, pourquoi décharger complètement l'humain tandis que nous pouvons bénéficier de ses aptitudes, plus précisément dans le temps où l'automatisation de la tâche de conduite est encore incomplète.

De nombreux travaux de recherche ont tenté de modéliser et de simuler la tâche de conduite dans des simulateurs microscopiques du trafic urbain nous permettant de développer, de simuler et de déployer plusieurs systèmes. Les simulateurs microscopiques de trafic urbain implémentent des modèles du suivi de véhicules comme le modèle de Krauß, Kerner et IDM pour modéliser et simuler la tâche de conduite. Par conséquent, ces simulateurs sont considérés comme des environnements de simulation déterministes.

D'un autre côté, notre modèle *IVC-RCFM* nous permet non seulement d'automatiser, mais aussi de modéliser et de simuler la tâche du contrôle longitudinal dans un environnement incertain, plus précisément dans un environnement de simulation qui peut être stochastique ou déterministe selon la configuration désirée.

Dans nos prochains travaux de recherche, nous comptons développer et proposer un simulateur microscopique et réaliste du trafic urbain, en particulier un simulateur qui modélise et simule l'imprécision des actions des véhicules dans les différentes conditions de l'environnement. Puis nous comptons analyser les effets de l'imprécision des actions des véhicules sur le comportement et aussi sur la performance de nombreux systèmes afin de les optimiser (ex. systèmes de contrôle des feux de signalisation, systèmes de contrôle peloton, etc.).

De plus, l'imprécision des actions peut également affecter d'autres paramètres liés à l'état du véhicule (ex. les échappements, la consommation du carburant, etc.). Pour cette raison, le modèle *IVC-RCFM* sera utile pour examiner ces paramètres pendant le contrôle de la vitesse d'un véhicule dans un environnement incertain.

Finalement, il convient de noter que le modèle *IVC-RCFM* présenté dans cette thèse a été proposé avec les considérations suivantes :

- Dans la fonction de récompense proposée, le *DriverAgent* se base sur un seul critère « maximiser le respect d'une vitesse de sécurité v_{Safe} » en vue de mesurer l'utilité de ses actions,
- Dans une coopération inter-véhicules, nous considérons que les attributs statiques de tous les véhicules sont identiques (la vitesse maximale, l'accélération maximale et la décélération maximale),
- Pendant une simulation quelconque, nous considérons que les états des différents segments de la route ne changent pas, et donc l'état de chaque segment est considéré comme statique. De ce fait, le *IVC-RCFM* ne nécessite aucune adaptation pour atteindre un contrôle sans collision dans un segment précis.

Dans nos prochains travaux de recherche, nous comptons optimiser la performance du modèle proposé comme suit :

- La proposition d'une nouvelle fonction d'utilité multicritères en vue de maximiser multiples objectifs pendant le contrôle longitudinal (ex. sécurité, consommation du carburant, confort, flux de trafic, etc.).
- La prise en considération de l'hétérogénéité des véhicules (ex. des voitures, des buses et des camions) qui possèdent différentes caractéristiques et qui coopèrent via un réseau VANET afin d'atteindre un contrôle sans collision sous incertitude.
- La proposition d'un modèle adaptatif et coopératif pour tenir compte des futurs changements dans les états des différents segments de la route.

Le modèle présenté dans cette thèse a été proposé à base d'une approche robuste. Cette approche a été implémentée et optimisée pour s'occuper de l'incertitude de contrôle et de l'imprécision des actions des véhicules en particulier dans la tâche du contrôle longitudinal. Dans nos futurs travaux, nous comptons comparer cette approche à d'autres approches proposées dans la littérature pour traiter l'incertitude de contrôle. Finalement, nous comptons proposer une nouvelle approche à base d'un modèle minimax, une approche que nous pourrions favoriser et utiliser pour s'occuper de l'incertitude de contrôle dans un environnement stochastique et incertain.

Bibliographie

- [1] Krajzewicz, D., Erdmann, J., Behrisch, M., & Bieker, L. (2012). Recent development and applications of SUMO—simulation of urban mobility. *International Journal On Advances in Systems and Measurements*, 5(3&4).
- [2] Yang, H. H. & Peng, H. (2010). Development of an errorable car-following driver model. *Vehicle System Dynamics*, 48(6), 751-773.
- [3] Bagnell, J. A., Ng, A. Y., & Schneider, J. G. (2001). *Solving uncertain Markov decision processes*.
- [4] Vahidi, A. & Eskandarian, A. (2003). Research advances in intelligent collision avoidance and adaptive cruise control. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 4(3), 143-153.
- [5] Seppelt, B. D. & Lee, J. D. (2007). Making adaptive cruise control (ACC) limits visible. *International Journal of Human-Computer Studies*, 65(3), 192-205.
- [6] Seo, Y. W. & Urmson, C. (2008, September). A perception mechanism for supporting autonomous intersection handling in urban driving. In *Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ International Conference on* (pp. 1830-1835). IEEE.
- [7] Wei, J., Dolan, J. M., Snider, J. M., & Litkouhi, B. (2011, May). A point-based mdp for robust single-lane autonomous driving behavior under uncertainties. In *ICRA* (pp. 2586-2592). IEEE.
- [8] Wei, J., Snider, J. M., Kim, J., Dolan, J. M., Rajkumar, R., & Litkouhi, B. (2013, June). Towards a viable autonomous driving research platform. In *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2013 IEEE* (pp. 763-770). IEEE.
- [9] Brechtel, S., Gindele, T., & Dillmann, R. (2014, June). Probabilistic decision-making under uncertainty for autonomous driving using continuous POMDPs. In *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014 IEEE 17th International Conference on* (pp. 392-399). IEEE.
- [10] Madau, D. P., Yuan, F., Davis, L., & Feldkamp, L. (1993). Fuzzy logic anti-lock brake system for a limited range coefficient of friction surface. In *Fuzzy Systems, 1993., Second IEEE International Conference on* (pp. 883-888). IEEE.
- [11] Cho, J. R., Choi, J. H., Yoo, W. S., Kim, G. J., & Woo, J. S. (2006). Estimation of dry road braking distance considering frictional energy of patterned tires. *Finite Elements in Analysis and Design*, 42(14-15), 1248-1257.
- [12] González-Sieira, A., Mucientes, M., & Bugarín, A. (2014). A state lattice approach for motion planning under control and sensor uncertainty. In *ROBOT2013: First Iberian robotics conference* (pp. 247-260). Springer, Cham.
- [13] Lahlouhi, A., Sahnoun, Z., Benbrahim, M. L., & Boussaha, A. (2002, November). Interface agents development in MASA for human integration in multiagent systems. In *Ibero-American Conference on Artificial Intelligence* (pp. 566-574). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [14] Messaoudi, O. & Lahlouhi, A. (Forthcoming 2018). An agent-based inter-vehicle cooperative robust car-following model for longitudinal control under uncertainty. *International Journal of Computer Applications in Technology*, 58(2).
- [15] Bosch, R. (2014). *Bosch Automotive Electrics and Automotive Electronics: Systems and Components, Networking and Hybrid Drive*.
- [16] Schäuffele, J. & Zurawka, T. (2005). *Automotive software engineering-principles, processes, methods and tools*.
- [17] OSEK Steering Committee. *OSEK Open systems and the corresponding interfaces for automotive electronics*.
- [18] Wettstein, H., *Architektur von Betriebssystemen*, Carl Hanser, München, Wien, 1987. ISBN 3-446-15062-5.
- [19] Liu, F., Narayanan, A., & Bai, Q. (2000). Real-time systems.
- [20] Bosch, R. (1991). CAN specification version 2.0. *Rober Bousch GmbH, Postfach, 300240, 72*.
- [21] Consortium, L. (2003). *LIN specification package, revision 2.0. Munich, Germany*.

- [22] Cooperation, M. O. S. T. (2004). *MOST specification revision 2.3*.
- [23] Navet, N., Song, Y., Simonot-Lion, F., & Wilwert, C. (2005). Trends in automotive communication systems. *Proceedings of the IEEE*, 93(6), 1204-1223.
- [24] Navet, N. & Simonot-Lion, F. (2008). A review of embedded automotive protocols. *Automotive Embedded Systems Handbook, Industrial Information Technology Series, pages*, 4-1.
- [25] Tuohy, S., Glavin, M., Hughes, C., Jones, E., Trivedi, M., & Kilmartin, L. (2015). Intra-vehicle networks: A review. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 16(2), 534-545.
- [26] Nolte, T. (2006). *Share-driven scheduling of embedded networks*. PhD thesis, Department of Computer Science and Electronics, Malardalen University, Sweden.
- [27] Fax, J. A. & Murray, R. M. (2004). Information flow and cooperative control of vehicle formations. *IEEE transactions on automatic control*, 49(9), 1465-1476.
- [28] Ali, K. A., Baala, O., & Caminada, A. (2011, May). Routing mechanisms analysis in vehicular city environment. In *Vehicular Technology Conference (VTC Spring), 2011 IEEE 73rd* (pp. 1-5). IEEE.
- [29] Grzybek, A., Seredynski, M., Danoy, G., & Bouvry, P. (2012, June). Aspects and trends in realistic VANET simulations. In *World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM), 2012 IEEE International Symposium on a* (pp. 1-6). IEEE.
- [30] Faezipour, M., Nourani, M., Saeed, A., & Addepalli, S. (2012). Progress and challenges in intelligent vehicle area networks. *Communications of the ACM*, 55(2), 90-100.
- [31] Verma, K., Hasbullah, H., & Kumar, A. (2013, February). An efficient defense method against UDP spoofed flooding traffic of denial of service (DoS) attacks in VANET. In *Advance Computing Conference (IACC), 2013 IEEE 3rd International* (pp. 550-555). IEEE.
- [32] Sharmaa, A., Ranab, S., & Kaliac, L. (2014). Performance Comparison of AODV and DSDV Routing Protocols in Mobile Ad Hoc Networks. *International Journal of Emerging Research in Management & Technology ISSN: 2278, 9359*.
- [33] Kaur, M. (2012). Vehicular ad hoc networks. *Journal of Global Research in Computer Science*, 3(3), 61-64.
- [34] Festag, A., Noecker, G., Strassberger, M., Lübke, A., Bochow, B., Torrent-Moreno, M., . . . & Kunisch, J. (2008). 'NoW-network on wheels': Project objectives, technology and achievements.
- [35] Hartenstein, H. & Laberteaux, K. (2009). *VANET vehicular applications and inter-networking technologies* (Vol. 1). John Wiley & Sons.
- [36] Al-Sultan, S., Al-Doori, M. M., Al-Bayatti, A. H., & Zedan, H. (2014). A comprehensive survey on vehicular ad hoc network. *Journal of network and computer applications*, 37, 380-392.
- [37] Abdalla, G. M., Abu-Rgheff, M. A., & Senouci, S. M. (2007). Current trends in vehicular ad hoc networks. *Ubiquitous Computing and Communication Journal*, 1-9.
- [38] Willke, T. L., Tientrakool, P., & Maxemchuk, N. F. (2009). A survey of inter-vehicle communication protocols and their applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 11(2).
- [39] Yang, X., Liu, L., Vaidya, N. H., & Zhao, F. (2004, August). A vehicle-to-vehicle communication protocol for cooperative collision warning. In *Mobile and Ubiquitous Systems: Networking and Services, 2004. MOBIQUITOUS 2004. The First Annual International Conference on* (pp. 114-123). IEEE.
- [40] Dogan, A., Korkmaz, G., Liu, Y., Ozguner, F., Ozguner, U., Redmill, K., . . . & Tokuda, K. (2004, October). Evaluation of intersection collision warning system using an inter-vehicle communication simulator. In *Intelligent Transportation Systems, 2004. Proceedings. The 7th International IEEE Conference on* (pp. 1103-1108). IEEE.
- [41] Varaiya, P. (1993). Smart cars on smart roads: problems of control. *IEEE Transactions on automatic control*, 38(2), 195-207.
- [42] Horowitz, R. & Varaiya, P. (2000). Control design of an automated highway system. *Proceedings of the IEEE*, 88(7), 913-925.

- [43] Martinez, F. J., Toh, C. K., Cano, J. C., Calafate, C. T., & Manzoni, P. (2011). A survey and comparative study of simulators for vehicular ad hoc networks (VANETs). *Wireless Communications and Mobile Computing*, 11(7), 813-828.
- [44] Mori, H., Kitaoka, H., & Teramoto, E. (2006). Traffic simulation for predicting traffic situations at expo 2005. *R&D Review of Toyota CRDL*, 41(4), 45-51.
- [45] Härri, J., Filali, F., Bonnet, C., & Fiore, M. (2006, September). VanetMobiSim: generating realistic mobility patterns for VANETs. In *Proceedings of the 3rd international workshop on Vehicular ad hoc networks* (pp. 96-97). ACM.
- [46] Fall, K. & Varadhan, K. (2000). the VINT project. *ns Notes and Documentation*.
- [47] Barr, R., Haas, Z., Van Renesse, R., Tamtoro, K., Viglietta, B., Lin, C., . . . & Cheung, E. (2005). JIST/SWANS Java in simulation time/scalable wireless ad hoc network simulator. *Web page at <http://jist.ece.cornell.edu>*.
- [48] Riley, G. F. (2003, August). The georgia tech network simulator. In *Proceedings of the ACM SIGCOMM workshop on Models, methods and tools for reproducible network research* (pp. 5-12). ACM.
- [49] Piorkowski, M., Raya, M., Lugo, A. L., Papadimitratos, P., Grossglauser, M., & Hubaux, J. (2007). *TraNS (Traffic and Network Simulation Environment)*. Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, EPFL, Switzerland, 2007.
- [50] Mangharam, R., Weller, D., Rajkumar, R., Mudalige, P., & Bai, F. (2006, July). Groovenet: A hybrid simulator for vehicle-to-vehicle networks. In *Mobile and Ubiquitous Systems: Networking & Services, 2006 Third Annual International Conference on* (pp. 1-8). IEEE.
- [51] Jiang, F. & Gao, Z. (2000). An adaptive nonlinear filter approach to the vehicle velocity estimation for ABS. In *Control Applications, 2000. Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on* (pp. 490-495). IEEE.
- [52] Tanelli, M., Sartori, R., & Savaresi, S. M. (2007). Combining slip and deceleration control for brake-by-wire control systems: a sliding-mode approach. *European Journal of Control*, 13(6), 593-611.
- [53] Bjornberg, A. (1994, June). Autonomous intelligent cruise control. In *Vehicular Technology Conference, 1994 IEEE 44th* (pp. 429-433). IEEE.
- [54] Buehler, M., Iagnemma, K., & Singh, S. (2007). *The 2005 DARPA grand challenge: the great robot race* (Vol. 36). Springer Science & Business Media.
- [55] Buehler, M., Iagnemma, K., & Singh, S. (2009). *The DARPA urban challenge: autonomous vehicles in city traffic* (Vol. 56). springer.
- [56] Balch, T., Christensen, H., Camp, V., Logston, D., Collins, T., Powers, M., . . . & Witter, J. (2007). DARPA Urban Challenge.
- [57] Burdick, J. W., du Toit, N., Howard, A., Looman, C., Ma, J., Murray, R. M., & Wongpiromsarn, T. (2007). *Sensing, navigation and reasoning technologies for the DARPA Urban Challenge*. CALIFORNIA INST OF TECHNOLOGY PASADENA JET PROPULSION LAB.
- [58] Eledath, J., Bansal, M., Kreutzer, G., Das, A., Naroditsky, O., & English, W. (2007). DARPA Urban Challenge.
- [59] McBride, J. (2007). DARPA Urban Challenge, Intelligent Vehicle Systems Technical Paper.
- [60] Thrun, S., Montemerlo, M., Dahlkamp, H., Stavens, D., Aron, A., Diebel, J., . . . & Hoffmann, G. (2006). Stanley: The robot that won the DARPA Grand Challenge. *Journal of field Robotics*, 23(9), 661-692.
- [61] Urmson, C., Ragusa, C., Ray, D., Anhalt, J., Bartz, D., Galatali, T., . . . & "Yu" Kato, H. (2006). A robust approach to high-speed navigation for unrehearsed desert terrain. *Journal of Field Robotics*, 23(8), 467-508.
- [62] Trepagnier, P. G., Nagel, J., Kinney, P. M., Koutsougeras, C., & Dooner, M. (2007). KAT-5: Robust systems for autonomous vehicle navigation in challenging and unknown terrain. In *The 2005 DARPA Grand Challenge* (pp. 103-128). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [63] Braid, D., Broggi, A., & Schmiedel, G. (2006). The TerraMax autonomous vehicle. *Journal of Field Robotics*, 23(9), 693-708.

- [64] Urmson, C., Anhalt, J., Bagnell, D., Baker, C., Bittner, R., Clark, M., . . . & Geyer, C. (2008). Autonomous driving in urban environments: Boss and the urban challenge. *Journal of Field Robotics*, 25(8), 425-466.
- [65] Montemerlo, M., Becker, J., Bhat, S., Dahlkamp, H., Dolgov, D., Ettinger, S., . . . & Huhnke, B. (2008). Junior: The stanford entry in the urban challenge. *Journal of field Robotics*, 25(9), 569-597.
- [66] Bacha, A., Bauman, C., Faruque, R., Fleming, M., Terwelp, C., Reinholtz, C., . . . & Anderson, D. (2008). Odin: Team victortango's entry in the darpa urban challenge. *Journal of field Robotics*, 25(8), 467-492.
- [67] Kim, J., Rajkumar, R. R., & Jochim, M. (2013). Towards dependable autonomous driving vehicles: a system-level approach. *ACM SIGBED Review*, 10(1), 29-32.
- [68] Wei, J., Snider, J. M., Gu, T., Dolan, J. M., & Litkouhi, B. (2014). A behavioral planning framework for autonomous driving. In *Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2014 IEEE* (pp. 458-464). IEEE.
- [69] David, R. & Alla, H. (1994). Petri nets for modeling of dynamic systems: A survey. *Automatica*, 30(2), 175-202.
- [70] Becker, J., Colas, M.-B. A., Nordbruch, S., & Fausten, M. (2014). *Bosch's Vision and Roadmap Toward Fully Autonomous Driving*. In *Road Vehicle Automation* (pp. 49-59). Springer, Cham.
- [71] Soualmi, B., Sentouh, C., Popieul, J., & Debernard, S. (2014). Automation-driver cooperative driving in presence of undetected obstacles. *Control Engineering Practice*, 24, 106-119.
- [72] Tang, T., Wang, Y., Yang, X., & Wu, Y. (2012). A new car-following model accounting for varying road condition. *Nonlinear Dynamics*, 70(2), 1397-1405.
- [73] Balci, O. (2003, December). Verification, validation, and certification of modeling and simulation applications: verification, validation, and certification of modeling and simulation applications. In *Proceedings of the 35th conference on Winter simulation: driving innovation* (pp. 150-158). Winter Simulation Conference.
- [74] Setnes, M., Babuska, R., & Verbruggen, H. B. (1998). Rule-based modeling: Precision and transparency. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 28(1), 165-169.
- [75] Parunak, H. V. D., Savit, R., & Riolo, R. L. (1998, July). Agent-based modeling vs. equation-based modeling: A case study and users' guide. In *International Workshop on Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation* (pp. 10-25). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [76] Bonabeau, E. (2002). Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(suppl 3), 7280-7287.
- [77] Rajamani, R., Tan, H.-S., Law, B. K., & Zhang, W.-B. (2000). Demonstration of integrated longitudinal and lateral control for the operation of automated vehicles in platoons. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 8(4), 695-708.
- [78] Attia, R., Orjuela, R., & Basset, M. (2014). Combined longitudinal and lateral control for automated vehicle guidance. *Vehicle System Dynamics*, 52(2), 261-279.
- [79] Erdmann, J. (2014). Lane-changing model in SUMO. *Proceedings of the SUMO2014 modeling mobility with open data*, 24, 77-88.
- [80] Krauß, S. (1998). *Microscopic modeling of traffic flow: Investigation of collision free vehicle dynamics*. PhD thesis, Mathematisch-Naturwissenschaftliche Fakultät, Universität zu Köln, Germany.
- [81] Kerner, B. S., Klenov, S. L., & Brakemeier, A. (2008, June). Testbed for wireless vehicle communication: A simulation approach based on three-phase traffic theory. In *Intelligent Vehicles Symposium, 2008 IEEE* (pp. 180-185). IEEE.
- [82] Treiber, M., Hennecke, A., & Helbing, D. (2000). Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations. *Physical review E*, 62(2), 1805.
- [83] Wiedemann, R. (1974). *Simulation des Strassenverkehrsflusses* (Vol. 8). Institut für Verkehrswesen der Universität Karlsruhe.

- [84] Pereira, J. L. & Rossetti, R. J. (2012, March). An integrated architecture for autonomous vehicles simulation. In *Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium on Applied Computing* (pp. 286-292). ACM.
- [85] Hu, Y., Zhang, W., Li, Y., & Xiong, P. (2009, December). The research of WAVE Architecture Based vehicles to vehicles communication technology of Intelligent Transport System. In *Power Electronics and Intelligent Transportation System (PEITS), 2009 2nd International Conference on* (pp. 134-139). IEEE.
- [86] Fernandes, P. & Nunes, U. (2010, September). Platooning of autonomous vehicles with intervehicle communications in SUMO traffic simulator. In *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2010 13th International IEEE Conference on* (pp. 1313-1318). IEEE.
- [87] Jin, Q., Wu, G., Boriboonsomsin, K., & Barth, M. (2013, October). Platoon-based multi-agent intersection management for connected vehicle. In *ITSC* (pp. 1462-1467). IEEE.
- [88] Mannion, P., Duggan, J., & Howley, E. (2015). Parallel reinforcement learning for traffic signal control. *Procedia Computer Science*, 52, 956-961.
- [89] Zubillaga, D., Cruz, G., Aguilar, L. D., Zapotécatl, J., Fernández, N., Aguilar, J., . . . & Gershenson, C. (2014). Measuring the complexity of self-organizing traffic lights. *Entropy*, 16(5), 2384-2407.
- [90] Grassi, G., Pesavento, D., Pau, G., Vuyyuru, R., Wakikawa, R., & Zhang, L. (2014, April). VANET via named data networking. In *Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS), 2014 IEEE Conference on* (pp. 410-415). IEEE.
- [91] Nitti, M., Girau, R., Floris, A., & Atzori, L. (2014, May). On adding the social dimension to the internet of vehicles: Friendship and middleware. In *Communications and Networking (BlackSeaCom), 2014 IEEE International Black Sea Conference on* (pp. 134-138). IEEE.
- [92] Burghout, W. (2004). *Hybrid microscopic-mesoscopic traffic simulation*. PhD thesis, Department of Infrastructure, KTH Royal Institute of Technology, Sweden.
- [93] Abouaissa, H. & Join, C. (2008, March). Modélisation macroscopique du flux de trafic basé sur l'estimation paramétrique des modèles bond graphs. In *7ème Conférence Internationale de Modélisation, Optimisation et Simulation des Systèmes, MOSIM 08* (pp.).
- [94] Hueper, J., Dervisoglu, G., Muralidharan, A., Gomes, G., Horowitz, R., & Varaiya, P. (2009). Macroscopic modeling and simulation of freeway traffic flow. *IFAC Proceedings Volumes*, 42(15), 112-116.
- [95] Barceló, J. (2010). *Models, traffic models, simulation, and traffic simulation*. In *Fundamentals of traffic simulation* (pp. 1-62). Springer, New York, NY.
- [96] Sokolowski, J. A. & Banks, C. M. (2011). *Principles of modeling and simulation: a multidisciplinary approach*. John Wiley & Sons.
- [97] Pipes, L. A. (1953). An operational analysis of traffic dynamics. *Journal of applied physics*, 24(3), 274-281.
- [98] Chandler, R. E., Herman, R., & Montroll, E. W. (1958). Traffic dynamics: studies in car following. *Operations research*, 6(2), 165-184.
- [99] Edie, L. C. (1961). Car-following and steady-state theory for noncongested traffic. *Operations research*, 9(1), 66-76.
- [100] Chow, T.-S. (1958). Operational analysis of a traffic-dynamics problem. *Operations Research*, 6(6), 827-834.
- [101] Kometani, E. & Sasaki, T. (1958). On the stability of traffic flow (report-I). *J. Oper. Res. Soc. Japan*, 2(1), 11-26.
- [102] Gazis, D. C., Herman, R., & Potts, R. B. (1959). Car-following theory of steady-state traffic flow. *Operations research*, 7(4), 499-505.
- [103] Newell, G. F. (1961). Nonlinear effects in the dynamics of car following. *Operations research*, 9(2), 209-229.
- [104] May, A. D. & Keller, H. E. (1967). A deterministic queueing model. *Transportation research*, 1(2), 117-128.

- [105] Helbing, D. (2001). Traffic and related self-driven many-particle systems. *Reviews of modern physics*, 73(4), 1067.
- [106] Gipps, P. G. (1981). A behavioural car-following model for computer simulation. *Transportation Research Part B: Methodological*, 15(2), 105-111.
- [107] Krauß, S., Wagner, P., & Gawron, C. (1997). Metastable states in a microscopic model of traffic flow. *Physical Review E*, 55(5), 5597.
- [108] Gipps, P. (2014). A Behavioral Car-Following Model Updated. In *Transportation Research Board 93rd Annual Meeting*, Washington DC (pp. 1-10).
- [109] 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.
- [110] Stanton, N. A. & Salmon, P. M. (2009). Human error taxonomies applied to driving: A generic driver error taxonomy and its implications for intelligent transport systems. *Safety Science*, 47(2), 227-237.
- [111] Nagel, K. & Schreckenberg, M. (1992). A cellular automaton model for freeway traffic. *Journal de physique I*, 2(12), 2221-2229.
- [112] Krauß, S., Wagner, P., & Gawron, C. (1996). Continuous limit of the Nagel-Schreckenberg model. *Physical Review E*, 54(4), 3707.
- [113] Wagner, P. & Lubashevsky, I. (2003). Empirical basis for car-following theory development. *arXiv preprint cond-mat/0311192*.
- [114] Jost, D. & Nagel, K. (2005). *Probabilistic traffic flow breakdown in stochastic car following models*. In *Traffic and Granular Flow'03* (pp. 87-103). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [115] Fellendorf, M. & Vortisch, P. (2010). *Microscopic traffic flow simulator VISSIM*. In *Fundamentals of traffic simulation* (pp. 63-93). Springer, New York, NY.
- [116] Eissfeldt, N. & Wagner, P. (2003). Effects of anticipatory driving in a traffic flow model. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 33(1), 121-129.
- [117] Schreckenberg, M. & Wolf, D. E. (1998). *Traffic and Granular Flow'97: Gerhard-Mercato-Universität Duisburg, Germany, 6-8 October 1997*. Springer Verlag.
- [118] Treiber, M. & Helbing, D. (2003). Memory effects in microscopic traffic models and wide scattering in flow-density data. *Physical Review E*, 68(4), 046119.
- [119] Zhao, X.-m. & Gao, Z.-y. (2005). A new car-following model: full velocity and acceleration difference model. *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 47(1), 145-150.
- [120] Tang, T., Shi, W., Shang, H., & Wang, Y. (2014). A new car-following model with consideration of inter-vehicle communication. *Nonlinear dynamics*, 76(4), 2017-2023.
- [121] Russell, S. J., Norvig, P., Canny, J. F., Malik, J. M., & Edwards, D. D. (2010). *Artificial intelligence: a modern approach* (Vol. 3). Prentice hall Upper Saddle River.
- [122] Ferber, J. (1995). *Les systèmes multi-agents: vers une intelligence collective*. InterEditions.
- [123] Lahlouhi, A. (2006). *Modélisation multi-agent du Processus logiciel*. Thèse de doctorat, Département d'Informatique, Faculté des Sciences de l'Ingénieur, Université Mentouri, Algérie.
- [124] Macal, C. M. & North, M. J. (2010). Tutorial on agent-based modelling and simulation. *Journal of simulation*, 4(3), 151-162.
- [125] North, M. J. & Macal, C. M., *Tutorial on agent-based modeling and simulation*. ARGONNE NATIONAL LAB IL2007.
- [126] Helbing, D. (2012). *Agent-based modeling*. In *Social self-organization* (pp. 25-70). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [127] Epstein, J. M. & Axtell, R. (1996). *Growing artificial societies: social science from the bottom up*. Brookings Institution Press.
- [128] Macal, C. M. & North, M. J. (2005, December). Tutorial on agent-based modeling and simulation. In *Simulation Conference, 2005 Proceedings of the Winter* (pp. 14 pp.). IEEE.
- [129] Taber, C. S. & Timpone, R. J. (1996). *Computational modeling* (Vol. 113). Sage.

- [130] Helbing, D. & Balmelli, S. (2011). How to do agent based simulations in the future. *H. Dirk, & S. Balmelli, Modeling Social Mechanisms to Emergent Phenomena and Interactive Systems Design. SFI Working Paper. Retrieved, 10(25), 2013.*
- [131] Cetin, N., Burri, A., & Nagel, K. (2003). A large-scale agent-based traffic microsimulation based on queue model. In *In proceedings of swiss transport research conference (strc), monte verita, ch* (pp. 3--4272). Citeseer.
- [132] Naiem, A., Reda, M., El-Beltagy, M., & El-Khodary, I. (2010, March). An agent based approach for modeling traffic flow. In *Informatics and Systems (INFOS), 2010 The 7th International Conference on* (pp. 1-6). IEEE.
- [133] Wiering, M. (2000). Multi-agent reinforcement learning for traffic light control. In *Machine Learning: Proceedings of the Seventeenth International Conference (ICML'2000)* (pp. 1151-1158).
- [134] Hallé, S. & Chaib-draa, B. (2005). A collaborative driving system based on multiagent modelling and simulations. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 13(4), 320-345.*
- [135] Abdoos, M., Mozayani, N., & Bazzan, A. L. (2011, October). Traffic light control in non-stationary environments based on multi agent Q-learning. In *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2011 14th International IEEE Conference on* (pp. 1580-1585). IEEE.
- [136] Arel, I., Liu, C., Urbanik, T., & Kohls, A. (2010). Reinforcement learning-based multi-agent system for network traffic signal control. *IET Intelligent Transport Systems, 4(2), 128-135.*
- [137] Gechter, F., Contet, J.-M., Gruer, P., & Koukam, A. (2010). Car-driving assistance using organization measurement of reactive multi-agent system. *Procedia Computer Science, 1(1), 317-325.*
- [138] Dia, H. (2002). An agent-based approach to modelling driver route choice behaviour under the influence of real-time information. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 10(5), 331-349.*
- [139] Yuhara, N. & Tajima, J. (2006). Multi-driver agent-based traffic simulation systems for evaluating the effects of advanced driver assistance systems on road traffic accidents. *Cognition, Technology & Work, 8(4), 283-300.*
- [140] Soares, G., Macedo, J., Kokkinogenis, Z., & Rossetti, R. (2013, May). An integrated framework for multi-agent traffic simulation using sumo and jade. In *SUMO2013, The first SUMO user conference* (pp. 15-17).
- [141] Stockman, G. C. (1979). A minimax algorithm better than alpha-beta? *Artificial Intelligence, 12(2), 179-196.*
- [142] Knuth, D. E. & Moore, R. W. (1975). An analysis of alpha-beta pruning. *Artificial intelligence, 6(4), 293-326.*
- [143] Pearl, J. (1982). The solution for the branching factor of the alpha-beta pruning algorithm and its optimality. *Communications of the ACM, 25(8), 559-564.*
- [144] Gullapalli, V. & Barto, A. G. (1994). Convergence of indirect adaptive asynchronous value iteration algorithms. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 695-702).
- [145] Jilkov, V. P. & Li, X. R. (2004). Online Bayesian estimation of transition probabilities for Markovian jump systems. *IEEE Transactions on signal processing, 52(6), 1620-1630.*
- [146] Ure, N. K., Geramifard, A., Chowdhary, G., & How, J. P. (2012, September). Adaptive planning for Markov decision processes with uncertain transition models via incremental feature dependency discovery. In *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases* (pp. 99-115). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [147] Kaelbling, L. P., Littman, M. L., & Cassandra, A. R. (1998). Planning and acting in partially observable stochastic domains. *Artificial intelligence, 101(1), 99-134.*
- [148] Dean, T., Kaelbling, L. P., Kirman, J., & Nicholson, A. (1995). Planning under time constraints in stochastic domains. *Artificial Intelligence, 76(1-2), 35-74.*
- [149] Iyengar, G. N. (2005). Robust dynamic programming. *Mathematics of Operations Research, 30(2), 257-280.*

- [150] El Ghaoui, L. & Nilim, A. (2005). Robust solutions to markov decision problems with uncertain transition matrices. *Operations Research*, 53(5).
- [151] Bertuccelli, L. & How, J. (2008, June). Robust Markov decision processes using sigma point sampling. In *2008 American Control Conference* (pp. 5003-5008). IEEE.
- [152] Delage, E. & Mannor, S. (2010). Percentile optimization for Markov decision processes with parameter uncertainty. *Operations research*, 58(1), 203-213.
- [153] Krajzewicz, D. (2010). *Traffic simulation with SUMO—simulation of urban mobility*. In *Fundamentals of traffic simulation* (pp. 269-293). Springer, New York, NY.
- [154] Delgado, K. V., Sanner, S., & De Barros, L. N. (2011). Efficient solutions to factored MDPs with imprecise transition probabilities. *Artificial Intelligence*, 175(9), 1498-1527.
- [155] Lahlouhi, A. (2014). Integration of Heterogeneous Systems as Multi-Agent Systems. *arXiv preprint arXiv:1408.5891*.
- [156] Serugendo, G. D. M., Gleizes, M.-P., & Karageorgos, A. (2005). Self-organization in multi-agent systems. *The Knowledge Engineering Review*, 20(2), 165-189.
- [157] Jensen, K., Kristensen, L. M., & Wells, L. (2007). Coloured Petri Nets and CPN Tools for modelling and validation of concurrent systems. *International Journal on Software Tools for Technology Transfer*, 9(3-4), 213.
- [158] Schaefer, M., Vokřínek, J., Pinotti, D., & Tango, F. (2016). *Multi-agent traffic simulation for development and validation of autonomic car-to-car systems*. In *Autonomic Road Transport Support Systems* (pp. 165-180). Birkhäuser, Cham.
- [159] Komenda, A., Vokřínek, J., Čáp, M., & Pěchouček, M. (2013). Developing multiagent algorithms for tactical missions using simulation. *IEEE intelligent systems*, 28(1), 42-49.
- [160] Wegener, A., Piórkowski, M., Raya, M., Hellbrück, H., Fischer, S., & Hubaux, J.-P. (2008, April). TraCI: an interface for coupling road traffic and network simulators. In *Proceedings of the 11th communications and networking simulation symposium* (pp. 155-163). ACM.
- [161] Timóteo, I. J., Araújo, M. R., Rossetti, R. J., & Oliveira, E. C. (2012). Using TraSMAPI for the assessment of multi-agent traffic management solutions. *Progress in Artificial Intelligence*, 1-8.
- [162] Poslad, S. (2007). Specifying protocols for multi-agent systems interaction. *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems (TAAS)*, 2(4), 24.
- [163] Hong, K., Lillethun, D., Ramachandran, U., Ottenwälder, B., & Koldehofe, B. (2013, August). Mobile fog: A programming model for large-scale applications on the internet of things. In *Proceedings of the second ACM SIGCOMM workshop on Mobile cloud computing* (pp. 15-20). ACM.
- [164] Abbas, T., Sjöberg, K., Karedal, J., & Tufvesson, F. (2015). A measurement based shadow fading model for vehicle-to-vehicle network simulations. *International Journal of Antennas and Propagation*, 2015.
- [165] Bowman, C. N. & Miller, J. A. (2016, December). Modeling traffic flow using simulation and Big Data analytics. In *Winter Simulation Conference (WSC), 2016* (pp. 1206-1217). IEEE Press.
- [166] Cao, Z., Jiang, S., Zhang, J., & Guo, H. (2017). A unified framework for vehicle rerouting and traffic light control to reduce traffic congestion. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(7), 1958-1973.
- [167] Menelaou, C., Kolios, P., Timotheou, S., Panayiotou, C., & Polycarpou, M. (2017). Controlling road congestion via a low-complexity route reservation approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 81, 118-136.