

Comportements anticipatifs dans les systèmes multi-agents: application à la simulation de trafic routier

A. Doniec, R. Mandiau, S. Espié, S. Piechowiak
INRETS, Arcueil 94114
LAMIH, UVHC, 59313 Valenciennes Cedex 9

Résumé

Les systèmes multi-agents permettent la simulation de phénomènes complexes difficilement descriptibles de manière analytique. Cette approche repose souvent sur la coordination d'agents dont l'ensemble des actions et interactions entraîne l'émergence du phénomène à simuler. Dans cet article, nous présentons une problématique de simulation de trafic routier. Pour y répondre, nous proposons un modèle de comportement multi-agent anticipatif reposant sur la manipulation de réseaux de contraintes. Notre proposition fait l'objet de diverses validations, l'une d'entre elles consistant à reproduire une situation de trafic réelle et à comparer les données simulées avec celles recueillies sur le terrain.

Abstract

Multi-agent systems allow the simulation of complex phenomena which are not easily describable in an analytical way. This approach is often based on the coordination of agents whose actions and interactions involve the emergence of the phenomenon to be simulated. In this article, we expose a road traffic simulation issue. To answer this problem, we propose an anticipatory multi-agent behavioral model based on constraints networks processing. Our proposition is validated by simulating a real traffic situation : simulated data are compared to real data collected on the road.

L'introduction de techniques issues de l'intelligence artificielle distribuée et des systèmes multi-agents [34] dans la conception des outils de simulation a permis de simuler des phénomènes complexes s'accommodant mal d'une modélisation analytique. Cependant, dans le domaine du trafic routier, les outils de simulation restent le plus souvent fondés sur des modèles mathématiques utilisant des lois de poursuites et des équations de flux [44].

Nous abordons ici la simulation de trafic de manière différente en considérant une approche comportementale multi-agent. Cette approche originale est développée depuis une quinzaine d'années à l'Institut National de Recherche sur les Transports et Sécurité (INRETS) dans la simulation de trafic ARCHISIM [31].

Dans cet article, nous présentons un modèle multi-agent de coordination et d'anticipation adapté à la simulation de trafic en carrefour. Cette problématique est introduite en première partie et un état de l'art sur la simulation de trafic nous permet de positionner l'approche d'ARCHISIM par rapport à l'existant. En seconde partie, nous présentons un modèle de coordination et d'anticipation multi-agent permettant de prendre en compte les différentes spécificités du comportement des conducteurs en situation de carrefour. La dernière partie de cet article est consacrée à l'évaluation de notre modèle.

1 La simulation comportementale en trafic routier

Le trafic routier peut se définir comme l'ensemble des phénomènes complexes résultant du déplacement d'usagers sur un réseau routier de capacité limitée. Le « système de trafic » est caractérisé par une offre constituée d'une infrastructure routière conçue pour répondre à un optimum collectif et par une demande toujours croissante des usagers qui cherchent à atteindre un optimum individuel [33].

Les outils de simulation dans le domaine répondent à des attentes d'ordres pratiques et financiers. L'utilisation de simulateur de conduite¹ permet par exemple de s'affranchir d'expérimentations sur le

¹Dispositif informatique composé notamment d'une cabine et d'un système de rétro-projection permettant d'immerger un être humain dans une situation de conduite virtuelle.

terrain nécessitant l'utilisation d'un véhicule instrumenté. Quant aux outils de simulation de trafic, ils trouvent leurs applications dans bon nombre de domaines comme l'optimisation des flots de véhicules dans les grandes villes ou l'élaboration de données prévisionnelles (ex : Bison Futé).

1.1 Approche mathématique vs comportementale

1.1.1 Granularité

L'un des critères de classification en simulation de trafic est la granularité, c'est-à-dire le niveau de détail offert. Les outils existants se répartissent autour de trois niveaux de granularité [15] : microscopique, mésoscopique et macroscopique.

Les simulations de type macroscopique s'intéressent aux flux de trafic qu'elles cherchent à caractériser sous la forme de grandeurs physiques telles que le débit, la densité, la vitesse moyenne, etc. Ces simulations permettent de décrire l'écoulement du trafic d'un point de vue global. A l'inverse, les simulations microscopiques considèrent de manière individuelle les différentes entités du flux de trafic. Il en résulte un niveau de détail beaucoup plus fin permettant de rendre compte de manière relativement précise de l'activité et des interactions des mobiles simulés. Les simulations mésoscopiques sont un compromis entre le niveau macroscopique et microscopique. Les véhicules ne sont plus considérés de manière individuelle mais regroupés en un ensemble possédant des caractéristiques proches et homogènes. Un peloton de véhicules sur autoroute sera par exemple simulé comme une seule et unique entité.

1.1.2 Le trafic vu comme un phénomène émergent

Historiquement, les premières études en trafic routier sont dues aux physiciens qui considéraient que l'écoulement de véhicules sur un axe était assimilable à celui d'un fluide et le réseau routier à un ensemble de canalisations. L'approche la plus courante pour concevoir un outil de simulation de trafic consiste à mettre en équations des données relevées sur le terrain par le biais de capteurs (caméras, boucles magnétiques). En fonction de la granularité recherchée, les équations mathématiques utilisées sont des lois de circulation de flux (simulations macroscopiques) ou des lois de poursuites et de changement de voie (simulations microscopiques). Les lois de poursuite sont classiquement des équations différentielles dans lesquelles l'accélération d'un véhicule est exprimée en fonction de la vitesse et de la distance avec le véhicule qui le précède.

Cette approche mathématique et les outils qui en résultent sont limités. D'une manière générale, l'approche mathématique n'est pas générique. En effet, les lois obtenues sont généralement liées aux caractéristiques physiques du tronçon sur lesquelles ont été effectuées les mesures (longueur, nombre de voies, type de marquage au sol, réglementation). Les lois de poursuite se contentent de simuler à l'infini une situation particulière mesurée dans la réalité. Les outils de simulation utilisant ces équations font donc abstraction de l'environnement du trafic routier et se révèlent fastidieux à calibrer. Dans ces conditions, il semble difficile d'utiliser ces outils pour évaluer l'impact d'une modification de l'infrastructure routière (ajout d'un sens giratoire, d'un feu) sur le trafic. Par ailleurs, pour certaines situations de trafic complexes (cas d'un carrefour par exemple), la mise en équation du déplacement des véhicules est difficile et incite à recourir à de nombreuses simplifications.

L'approche dite comportementale ou « individu centrée » apporte une solution aux faiblesses des approches mathématiques précédemment évoquées. Le postulat sur lequel repose cette approche est le suivant : *le trafic est le résultat de la somme de toutes les actions et interactions des différents acteurs de la simulation : usagers (automobilistes, piétons, deux roues), signalisation, infrastructures routières, etc [33]*. L'approche comportementale s'attache donc à modéliser et reproduire le plus fidèlement possible les comportements et interactions des différentes entités simulées de manière à obtenir des phénomènes de trafic réalistes. Ceux-ci sont qualifiés d'émergents et dépendent d'une distribution de comportements (hétérogénéité des pratiques individuelles) parmi un ensemble de véhicules simulés sur un réseau routier.

1.1.3 Modélisation de la tâche de conduite

Dans une approche comportementale, le réalisme d'une situation de trafic résulte du comportement individuel de chaque conducteur simulé et par conséquent de la modélisation de la tâche de conduite et de la perception [32]. Les premières modélisations de la tâche de conduite sont issues de démarches

roboticiennes dont l'objectif était de faire évoluer un robot dans un trafic routier, d'abord en simulation puis en réel. Les travaux de Reece et Sukthankar s'inscrivent dans ce cadre ([52], [62]).

Une autre manière de modéliser la tâche de conduite est de s'inspirer des études menées en psychologie de la conduite. En effet, de nombreux travaux ont permis d'exhiber différentes facettes et caractéristiques du comportement d'un conducteur : le maintien des préférences (vitesse désirée, position sur la chaussée), la prise en compte de l'aspect sécuritaire [63], le non-respect du code de la route suivant le contexte [6], la minimisation des interactions avec les usagers et l'infrastructure [55]. Ces travaux permettent de mieux comprendre les motifs qui sous-tendent la prise de décision des conducteurs réels.

Le modèle de simulation comportementale de trafic développé à l'INRETS s'appuie sur une réutilisation de ces travaux. Nous développons les grandes lignes de ce modèle dans la section suivante.

1.2 ARCHISIM : une simulation multi-agent dédiée à l'étude du trafic routier

1.2.1 Une architecture distribuée

Le projet ARCHISIM, initié dès 1992, est issu d'une réflexion sur l'apport des techniques d'intelligence artificielle distribuée ([11],[41]) pour la conception d'un outil de simulation de trafic capable de simuler le comportement des différents acteurs du système de trafic et d'accueillir un simulateur de conduite [31].

L'architecture globale d'ARCHISIM est conçue de manière à pouvoir distribuer une simulation sur un ensemble de machines reliées entre elles par un réseau de type Ethernet : les acteurs de la simulation peuvent être calculés sur différentes machines.

La cohérence de l'ensemble est assurée par un serveur détenant l'ensemble des données relatives à la simulation : description du réseau routier (géométrie des routes, signalisation, etc) et informations relatives aux mobiles s'y déplaçant (position sur le réseau, vitesse, etc). Ce serveur assure un rôle de « serveur de vision », chaque entité de la simulation (conducteur virtuel ou conducteur réel placé dans le simulateur) s'y connecte de manière à récupérer les informations relatives à son environnement proche et à mettre à jour les informations le concernant.

Le modèle décisionnel d'ARCHISIM s'appuie quant à lui sur les principes des systèmes multi-agents. Nous le décrivons en détaillant trois des quatre dimensions du paradigme Voyerles (AEIO) de Demazeau [20] : l'Environnement, les Agents et les Interactions.

1.2.2 Environnement et perception

L'environnement est constitué du réseau routier représenté sous la forme d'un graphe dans lequel les routes sont assimilées aux arcs et les intersections aux nœuds. Chaque entité de la simulation y est repérée par : un identificateur de route, un point kilométrique, une distance latérale par rapport à l'axiale (signée en fonction du sens de parcours) et un cap relatif à l'axe de la chaussée. Ce choix de repère pour l'environnement permet aux mobiles simulés d'utiliser la totalité de l'espace roulant de la route. Cela permet notamment de s'affranchir des trajectoires précalculées (déplacement des véhicules sur des rails représentant le centre des voies) et souvent utilisées dans les outils de simulation.

La perception de l'environnement est assurée par le serveur de vision précédemment décrit. Chaque entité simulée peut adresser au serveur une requête de vision et récupère en retour un ensemble d'informations décrivant de manière symbolique et numérique son environnement. Pour chaque élément de l'environnement, la vision précise son type (véhicule, panneau, piéton, etc), sa position sur le réseau routier, les différentes valeurs de ses variables cinématiques lorsqu'il s'agit d'un mobile (vitesse, accélération longitudinale et latérale).

Un ensemble de propriétés et de relations qualitatives [16] entre les éléments de l'environnement fournit une description spatiale et symbolique de celui-ci. Un mobile connaît par exemple les véhicules situés : devant lui, derrière lui, à sa droite, à sa gauche par le biais d'un ensemble de relations directionnelles [45]. Cet ensemble est complété par des relations d'orientation [35] propres aux situations de conduite. Celles-ci prennent en compte la position d'un mobile par rapport à l'infrastructure routière et sont définies du point de vue de l'entité percevant son environnement : « *le véhicule X est en travers sur ma voie* », « *le véhicule Y est à côté de moi sur la voie adjacente* », etc.

1.2.3 Agents et interactions

Chaque acteur du trafic (automobiliste, motard, piéton) est modélisé sous la forme d'un agent disposant :

- de buts à satisfaire : vitesse désirée, itinéraire à suivre, etc ;
- de capacités qui lui sont propres : caractéristiques physiques de son véhicule (capacité de freinage, d'accélération, taille et empiètement sur la chaussée), niveau d'expériences de la conduite, d'un style de conduite, etc ;
- d'une relative autonomie : l'agent pour satisfaire ses buts est libre de s'adapter [38] en modifiant sa trajectoire au cours du temps et en tirant ainsi pleinement parti de l'espace roulant disponible.

L'espace roulant est une ressource commune à tous les agents de la simulation. Plusieurs agents peuvent donc convoiter au même moment un même espace de la route, créant ainsi un conflit de ressources. Les interactions entre les agents sont donc principalement conflictuelles et les algorithmes de décision utilisés dans ARCHISIM sont essentiellement des algorithmes de résolution de conflits. Comme dans la réalité, les interactions entre agents s'opèrent sans communication directe.

La simulation de trafic ARCHISIM a été développée et validée pour des situations autoroutières (cas de la conduite en file) : [30], [14], [29]. L'objectif actuel est de permettre la simulation de phénomènes de trafic en carrefour.

1.3 Problématique de simulation de trafic en carrefour

Un carrefour est défini par un ensemble de routes dont l'intersection constitue un espace de circulation (centre du carrefour) permettant aux véhicules soit de changer de direction en s'insérant dans un nouveau flux de circulation (fusion de flux), soit de poursuivre son trajet sur le même axe en traversant un ou plusieurs flux antagonistes (croisement de flux).

1.3.1 Approches existantes

Parmi les outils capables de simuler du trafic en carrefour, on distingue généralement deux familles : les outils fondés sur des modèles empiriques et ceux utilisant des modèles analytiques. Les modèles empiriques procèdent par régression de données recueillies sur des carrefours réels. Les modèles analytiques sont basés sur le paramétrage d'un grand nombre de variables comme la géométrie du carrefour, le temps de suivi d'un véhicule, etc. Parmi les outils utilisant un modèle analytique, il est encore possible de distinguer deux catégories suivant leur capacité à simuler un carrefour avec ou sans contrôleur de feu.

Les outils permettant de simuler des intersections non gérées par un feu tricolore (VISSIM [65], AIMSUN [1]) reposent sur une simplification du problème qui consiste à considérer la résolution des conflits aux intersections comme un problème d'ordonnancement centralisé entre les différents flux entrants. Les véhicules en approche du carrefour sont stockés dans des files d'attente et l'ordonnanceur central recherche pour chaque tête de file un créneau d'insertion répondant à différentes contraintes. La première contrainte concerne le temps intervéhiculaire entre deux véhicules : celui-ci doit être suffisant pour permettre l'insertion ou la traversée d'un flux (principe de *gap acceptance*). D'autres contraintes permettent de limiter les combinaisons entre les différents mouvements tournants de chaque axe (gauche, droite, tout droit) de manière à ce que les trajectoires des véhicules au centre du carrefour ne soient pas réellement en conflit. Enfin, viennent s'ajouter diverses règles simples permettant de limiter les phénomènes d'attente et de stockage au centre des carrefours. Les utilisateurs du logiciel AIMSUN peuvent ainsi paramétrer une variable appelée *yellow box* [1] définissant la vitesse minimale que les véhicules doivent avoir à l'intérieur d'un carrefour pour que d'autres véhicules puissent rentrer.

De telles approches peuvent s'avérer suffisantes lorsqu'il s'agit d'étudier d'un point de vue statistique des phénomènes de trafic en amont ou en aval du carrefour. Moyennant un paramétrage adéquat du modèle, ces logiciels permettent d'obtenir des débits en entrée et sortie du carrefour proches de ceux mesurés dans la réalité. En revanche, lorsque l'étude porte sur le carrefour lui-même, ces outils montrent leurs limites puisqu'ils éludent bon nombre de phénomènes observables dans la réalité au centre des carrefours : stockage de véhicules, blocage partiel de certaines voies, remontée de queue à l'intérieur de l'intersection, etc.

1.3.2 Un problème de coordination multi-agent

Dans le cadre d'une simulation multi-agent comme ARCHISIM, simuler le comportement de conducteurs en situation de carrefour peut se ramener à un problème de coordination multi-agent. Le franchissement d'une intersection est de manière intrinsèque une tâche intellectuelle complexe et difficile. Un conducteur en situation de franchissement d'une intersection doit en continu se coordonner avec le trafic l'environnant. Pour ce faire, il doit prendre en compte ses propres objectifs (positionnement sur la voie, direction à suivre) mais également les comportements des autres usagers de la route. Comme pour la conduite en file, le franchissement d'intersection est guidé et encadré par un certain nombre de règles du Code de la route.

Les travaux en coordination multi-agent se répartissent en deux catégories. La première regroupe les aspects de la coordination vue sous l'angle de la coopération. Ces travaux font l'hypothèse que les agents sont motivés collectivement à l'accomplissement d'un but commun. C'est le cas par exemple en planification distribuée : [36], [66], [28] ou dans les algorithmes de recherche distribuée : [67], [27]. La seconde catégorie regroupe les travaux considérant que les agents sont motivés individuellement à l'accomplissement de buts qui leur sont propres tout en essayant de conserver certaines propriétés au niveau du groupe. Dans [58], les auteurs introduisent le concept de lois sociales qui permettent de restreindre les actions d'agents motivés par des buts antagonistes (déplacement de robots dans un espace restreint) et ainsi minimiser le nombre de résolutions de conflits. La coordination d'agents compétitifs peut être également perçue comme un problème de formation de coalitions qui consiste à trouver une solution globale la plus satisfaisante pour la majorité des agents [2].

Les caractéristiques de la tâche de conduite en franchissement d'intersection conduisent naturellement à considérer la coordination de conducteurs simulés en carrefour comme une coordination compétitive. Les conducteurs simulés se coordonnent de manière à résoudre leurs conflits et ainsi éviter les accidents et les interblocages. La résolution de conflits entre mobiles peut être abordée sous l'angle d'agents réactifs. Dans [59] par exemple, les conflits entre mobiles peuvent être résolus grâce à un changement d'état des agents induisant des comportements altruistes. De manière générale, le déplacement d'agents réactifs est bien adapté à la robotique [46] ou à la simulation de piétons [39]. Elle ne l'est pas pour la simulation de trafic routier. En effet, dans ce cas, les trajectoires et changements de direction des mobiles sont contraints et limités par les capacités physiques des véhicules (rayon de braquage, empatement, etc).

1.3.3 Coordination d'agents en carrefour dans ARCHISIM

Dans ARCHISIM, la coordination en carrefour repose sur une modélisation des conflits et une décomposition en relations binaires de l'ensemble des interactions existantes entre les agents ([12], [13]).

Un conducteur réel perçoit un carrefour complexe comme une succession d'intersections élémentaires en « T » ou en « X ». Un rond-point est par exemple perçu comme une succession de carrefours en « T ». Les interactions entre conducteurs en approche d'une intersection élémentaire sont régies par les priorités du Code de la route (priorité à droite, signalisation, etc). La relation de priorité existant entre deux agents x et y en approche d'un carrefour est exprimée simplement en utilisant le prédicat *prio*. Sur un carrefour en « X » par exemple, trois interactions élémentaires possibles peuvent exister (figure 1).

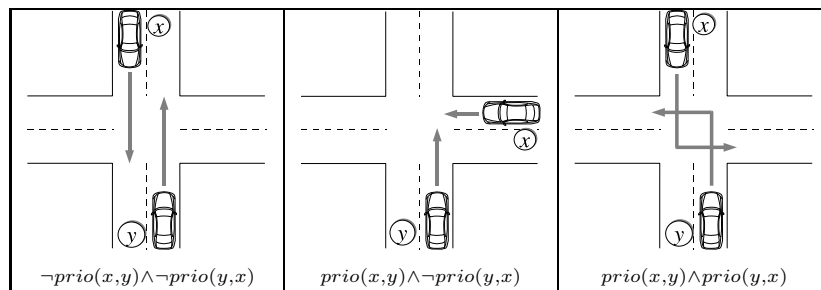


FIG. 1 – Interactions élémentaires dans un carrefour en « X »

L'algorithme de coordination utilisé dans ARCHISIM repose sur cette modélisation. Un agent en approche ou à l'intérieur d'un carrefour analyse les données issues de sa vision et recherche les véhicules en conflit avec lui. Pour chacun de ces véhicules identifiés, l'agent cherche à évaluer la relation de priorité qui

les unit et ainsi déterminer dans quelle situation élémentaire il se trouve. Chaque relation de priorité est utilisée comme une règle locale de comportement indiquant à l'agent s'il doit accélérer ou freiner. Lorsque plusieurs relations de priorité induisent des comportements opposés : accélérer et freiner, l'agent privilégie le comportement induisant la vitesse la plus faible. La figure 2 résume la dynamique de l'algorithme de coordination pour des agents en situation de carrefour.

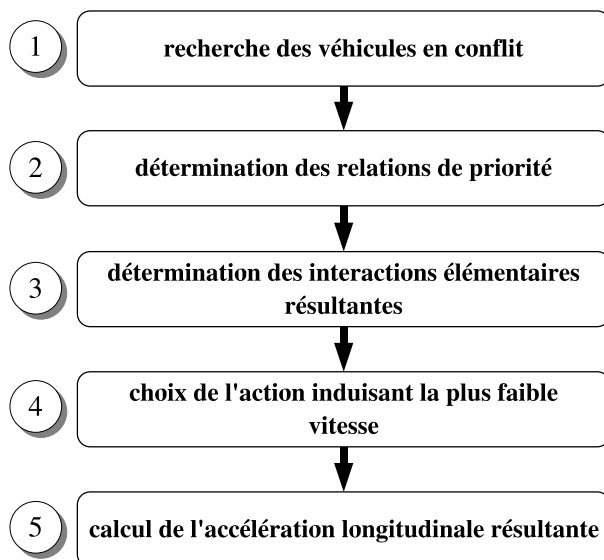


FIG. 2 – Décomposition du mécanisme de coordination utilisé dans ARCHISIM pour la résolution des conflits

2 Proposition d'un modèle de comportement opportuniste et anticipatif

Le mécanisme de coordination utilisé en carrefour dans ARCHISIM repose essentiellement sur la perception des relations de priorités. L'ensemble des règles composant le Code de la route peut être vu comme une norme régissant le « système de trafic ». Dans le cadre multi-agent, la norme et le comportement normatif d'agents sont un axe d'étude à part entière.

2.1 Perception des interactions

2.1.1 Normes et systèmes multi-agents

Au sens commun du terme, une norme désigne un ensemble de règles et de principes appliqués à une entité (un objet, une personne, ...) et décrivant comment cette entité doit être et se comporter. Dans les systèmes multi-agents, les normes sont généralement utilisées pour spécifier ce qu'un agent doit faire. En d'autres termes, les normes fournissent la manière de coordonner un ensemble d'agents par une forme de régulation. Dans [58], les auteurs utilisent le concept de lois sociales de manière à contraindre les actions motivées par des buts antagonistes. En restreignant les moyens de satisfaire les objectifs individuels des agents, ces lois sociales permettent de garantir des propriétés de coopération au niveau collectif. D'autres travaux étendent des approches connues en coordination. Par exemple, dans [21], les auteurs complètent le modèle BDI de manière à ce que les agents puissent considérer la norme comme motivation. Le modèle ainsi proposé introduit un nouveau type d'évènement : le résultat de l'application d'une norme.

Le degré d'influence de la norme du système sur la prise de décision individuelle constitue un des aspects de l'autonomie d'un agent [10] et quelques travaux traitent de la violation de la norme dans un système multi-agent ([7], [3]). Un comportement non normatif, c'est-à-dire un comportement ne respectant pas les normes du système, apparaît comme pertinent dans le cadre de notre application. De

nombreux travaux en psychologie de la conduite montrent en effet qu'un conducteur humain ne respecte pas toujours le Code de la route et va même jusqu'à développer ses propres règles informelles de conduite.

Dans notre contexte, il est toutefois plus adapté de parler de comportement opportuniste que de comportement réellement non normatif. Nous définissons ainsi la notion de comportement opportuniste comme un comportement circonstancié, subordonnant les normes et règles du système à l'intérêt momentané de l'agent.

Prenons l'exemple d'un véhicule arrêté à un Stop. Le conducteur peut détecter, dès son arrivée au panneau, un créneau lui permettant de s'insérer dans le flux de trafic. Suivant la densité de la circulation, il peut estimer un temps d'attente relativement long avant le prochain créneau et décider de redémarrer sans avoir attendu les trois secondes réglementaires dictées par le Code de la route. Le non-respect de la norme est dans ce cas la conséquence d'un comportement opportuniste reflétant les pratiques usuelles d'un conducteur.

2.1.2 Règles comportementales et évaluation de l'interaction dans le temps

La mise en place de comportements opportunistes est fondé d'une part sur l'introduction de priorités informelles venant surcharger celles du Code de la route : priorités par rapport à l'impatience, à la vitesse et au redémarrage ; et d'autre part sur une évaluation de la durée des interactions inspirée des travaux de Saad [56].

- En complément du prédicat *prio* défini en section 1.3.3, nous introduisons quatre autres prédicats :
- *distC* qui exprime la distance entre un mobile et le point de conflit partagé avec un autre véhicule : $distC(x, y)$ sera par exemple la distance séparant x du point de conflit qu'il possède avec y ,
 - *impatience* qui indique l'état d'impatience de l'agent,
 - *redemarrage* qui précise si l'agent est en phase d'accélération après une période d'arrêt,
 - *prio_ag* la priorité finale utilisée lors de la coordination. Cette relation est le résultat de l'agrégation des différentes priorités informelles précédemment énoncées.

Pour illustrer l'utilisation de ces prédicats, plaçons-nous dans la situation d'un agent x arrêté à un stop (figure 3) et devant déterminer ses relations de priorités avec les mobiles y et y' de l'axe principal. Trois règles du Code de la route peuvent s'appliquer à cette situation :

- x doit marquer un arrêt d'au moins trois secondes,
- x doit laisser la priorité aux flux arrivant à sa droite et à sa gauche,
- x ne doit pas entrer dans le carrefour s'il n'est pas sûr d'en sortir.

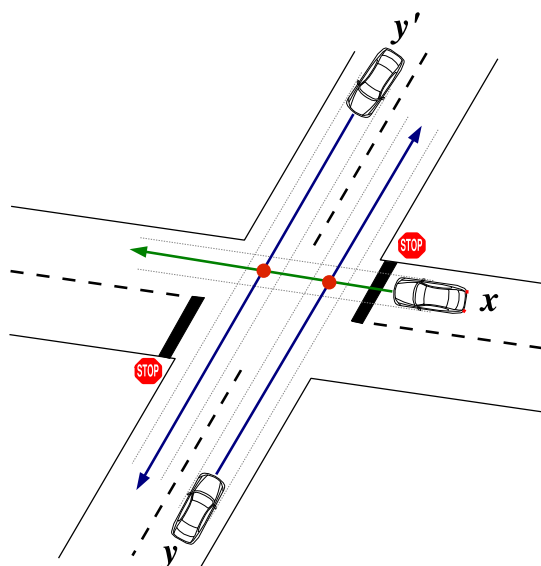


FIG. 3 – Franchissement de Stop

Règles d'agrégation entre priorités Lorsque le trafic à l'intérieur du carrefour est relativement dense, le respect de ces trois règles conduit à des temps d'attente au Stop extrêmement longs par rapport à ce qui est observable dans la réalité. Nous modulons donc la perception des priorités autour de l'impatience de l'agent. Lorsque le mobile y est également à l'arrêt dans le carrefour (ou avec une vitesse très faible), l'agent x peut se considérer comme prioritaire s'il est impatient et plus près que y du point de conflit :

$$\neg prio(x, y) \wedge prio(y, x) \wedge impatience(x) \\ \wedge (distC(x, y) < distC(y, x)) \rightarrow prio_ag(x, y) \wedge \neg prio_ag(y, x)$$

Si le mobile y est en mouvement, la distance au conflit n'a plus vraiment de sens et il est préférable de comparer des temps au conflit. x étant à l'arrêt, son temps au conflit doit être calculé avec une accélération γ_x^* estimée dans le cas où x prendrait la décision d'avancer. Ce temps est donné par la formule cinématique : $\sqrt{\frac{2 * distC(x, y)}{\gamma_x^*}}$. Le temps au conflit pour y peut être obtenu simplement à partir de sa vitesse instantanée V_y sans tenir compte de son accélération :

$$\neg prio(x, y) \wedge prio(y, x) \wedge impatience(x) \\ \wedge \left(\sqrt{\frac{2 * distC(x, y)}{\gamma_x^*}} < \frac{distC(y, x)}{V_y} \right) \rightarrow prio_ag(x, y) \wedge \neg prio_ag(y, x)$$

D'autres règles de la même forme peuvent être utilisées en considérant non plus l'impatience des agents mais leur redémarrage après un temps d'arrêt. Le prédicat associé au redémarrage d'un véhicule reste valide pendant une certaine période de temps, jusqu'à ce que le mobile ait atteint une certaine vitesse seuil. L'utilisation de ce prédicat garantit une certaine stabilité de la reconnaissance et permet d'éviter les oscillations de perception sur plusieurs pas de temps.

La prise en compte de la priorité par rapport à la vitesse se fait sur la base de calculs de temps au conflit et de distances d'arrêt. Prenons le cas d'un véhicule x s'approchant d'une intersection et prioritaire sur les autres véhicules. Si parmi ceux-ci, un véhicule y est en approche du carrefour avec une vitesse élevée, la règle suivante peut être appliquée :

$$prio(x, y) \wedge \neg prio(y, x) \wedge \left(\frac{distC(y, x)}{V_y} < \frac{distC(x, y)}{V_x} \right) \\ \wedge \left(distC(y, x) < -\frac{V_y^2}{2\gamma_y} \right) \rightarrow \neg prio_ag(x, y) \wedge prio_ag(y, x)$$

Dans cette règle, $-\frac{V_y^2}{2\gamma_y}$ exprime la distance d'arrêt du véhicule y . Dans le cas où le véhicule y arrive au point de conflit avant x , si la distance d'arrêt du véhicule y est supérieure à la distance au conflit, alors x se considère comme non prioritaire.

Évaluation du temps d'interaction L'introduction de comportements opportunistes consiste également à évaluer la durée des interactions entre agents de manière à éliminer les interactions non pertinentes pour l'agent en approche du carrefour. Ceci est une application des travaux de Farida Saad en psychologie de la conduite. Dans [56], les intentions d'un conducteur devant interagir avec un autre ou avec un élément de l'infrastructure routière (feux tricolores par exemple) sont exprimées sous la forme de règles génériques. L'une d'entre elles concerne la suppression de l'interaction en fonction de sa durée. La prise en compte du temps au conflit est une manière d'évaluer la durée d'interaction entre deux agents et peut donc permettre d'éliminer dans certains cas l'interaction. Reprenons le cas du véhicule x à l'arrêt à un Stop (figure 3). Si par exemple son temps d'arrivée au conflit est largement supérieur à celui du véhicule y' , il n'a pas de raison pour considérer celui-ci comme prioritaire. Ceci peut se traduire par la règle suivante :

$$\neg prio(x, y') \wedge prio(y', x) \wedge \left(\frac{distC(x, y')}{V_x} \geq \frac{distC(y', x)}{V_{y'}} + \delta_s \right) \\ \wedge (\gamma_{y'} \geq 0) \rightarrow \neg prio_ag(x, y') \wedge \neg prio_ag(y', x)$$

δ_s représente ici une marge de sécurité que x s'accorde pour lever le conflit avec y' . Le test sur l'accélération de y' permet de réduire les oscillations de perception sur plusieurs pas de temps successifs : si y' est en train de freiner pour une raison quelconque, x doit continuer à le considérer comme un véhicule conflictuel.

2.1.3 Comportement opportuniste et interblocages

L'introduction de comportements opportunistes au sein de la simulation permet l'obtention de situations de trafic réalistes d'un point de vue visuel mais aussi statistique (section 3). En particulier, de tels comportements favorisent l'occupation de l'espace au centre des carrefours : les véhicules devant traverser successivement deux flux de trafic peuvent par exemple franchir l'intersection en deux étapes en se stockant à l'intérieur du carrefour. De telles pratiques peuvent toutefois conduire à l'apparition d'interblocages : le carrefour est rempli par des agents se bloquant mutuellement et n'ayant plus de marge de manœuvre pour se dégager.

De telles situations d'interblocages peuvent être observées à une fréquence relativement grande dans les situations suivantes :

- débit de véhicules élevé en entrée du carrefour,
- succession de « double tourne-à-gauche » (figure 4),
- présence de véhicules longs (poids-lourds ou bus) dans le carrefour,
- remontée de queue entre deux carrefours relativement proches.

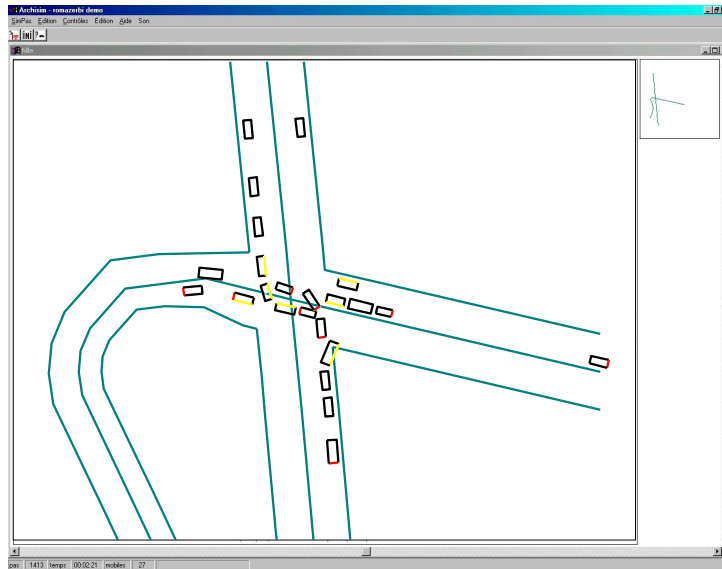


FIG. 4 – Exemple d'interblocage obtenu en cours de simulation

Dans la plupart des outils de simulation de trafic ([1], [65]), l'espace au centre du carrefour est rarement pris en compte. De tels phénomènes d'interblocages sont donc évités du fait de la simplicité des comportements des conducteurs simulés : pas plus de deux véhicules en conflit présents dans le carrefour en même temps.

Dans la réalité, pour des carrefours offrant une assez bonne visibilité, ces situations de blocage complet sont évitées par les conducteurs qui font preuve d'anticipation. Cette capacité cognitive de l'être humain a été mise en évidence en psychologie de la conduite [55] et constitue un aspect essentiel de la tâche de conduite. Il nous semble donc pertinent de donner aux agents des capacités d'anticipation leur permettant, entre autres, d'éviter les interblocages.

2.2 Anticipation des interactions

2.2.1 L'anticipation : généralités et applications en IA

Le concept d'anticipation est relativement large. Originellement les premiers travaux sur l'anticipation sont dûs aux psychologues et aux biologistes qui cherchaient à expliquer les comportements adaptatifs et parfois complexes de certains animaux ([64], [57] d'après [60]).

La définition la plus couramment rencontrée dans la littérature est celle de Rosen [54]. La définition qu'il introduit fait la liaison entre connaissances du futur et prise de décision à l'instant présent : « Un système anticipatif est un système qui contient un modèle prédictif de lui-même et/ou de son environnement lui permettant de changer son état en fonction des prédictions sur les instants futurs ». L'idée sous-jacente à cette définition est que l'anticipation peut se décomposer en deux phases : une phase de prédiction et une phase d'interprétation de ces prédictions permettant au système d'adapter son état courant.

Ayant été identifiée par les psychologues et les biologistes comme un élément essentiel du raisonnement humain, l'anticipation a été étudiée en intelligence artificielle dans différents contextes. Des travaux l'associent par exemple à l'apprentissage. Dans les systèmes à base de classeurs [61], une certaine forme d'anticipation apparaît sous la forme d'un opérateur binaire permettant d'anticiper une situation future à partir du couple (*situation initiale, action*). De nombreuses autres applications du concept d'anticipation ont été proposées dans la littérature [9].

Dans le domaine des systèmes multi-agents, l'anticipation est utilisée pour la construction de comportements adaptatifs complexes avec en point de mire les jeux vidéos. Dans [43] par exemple, l'auteur détaille la conception d'un *bot*² ayant des capacités d'anticipation sur les stratégies des joueurs. Sans être au cœur du problème, l'aspect anticipatif d'un agent apparaît également dans des travaux traitant de la planification en environnement dynamique [28]. L'anticipation peut être également vue comme un ensemble de règles spécifiant un comportement bien précis au regard de certaines situations : l'anticipation est alors qualifiée de réactive [50]. Dans le cadre particulier des SMA adaptatifs, la prise en compte et la minimisation du préjudice susceptible d'être infligé à d'autres agents s'apparentent à une forme d'anticipation permettant d'éliminer les situations non coopératives [37].

Dans le cadre de la résolution de situations inter bloquantes, il nous semble intéressant de considérer une formalisation de l'anticipation proposée dans [53]. Rosen y détaille une manière élégante de modifier le comportement courant d'un agent en fonction de prédictions. Il instaure une partition du monde (ou plutôt de la représentation mentale qu'un agent a du monde) en deux régions : les états « *désirés* » et « *indésirés* ». L'idée consiste ainsi pour un agent à vérifier dans quel état il se trouvera et à adapter son comportement en conséquence.

Dans [17], l'auteur reprend cette approche d'*anticipation préventive* en proposant une architecture multi-agent *ad hoc*. Davidsson aborde notamment l'aspect qualitatif des prédictions. Celles-ci sont en effet très dépendantes des propriétés de l'environnement et de la qualité de la représentation qu'un agent peut s'en faire. Lorsque l'environnement est déterministe, il est toujours possible de prédire avec certitude les états futurs ; l'anticipation peut alors être qualifiée de linéaire. À l'inverse, la représentation que se construit un agent de l'environnement peut être partielle et il peut exister plusieurs prédictions équiprobables pour un même instant futur. L'ensemble des prédictions forme alors une structure arborescente. L'auteur montre que moyennant quelques hypothèses, beaucoup de problèmes peuvent utiliser l'anticipation linéaire.

L'architecture multi-agent que Davidsson introduit reste cependant générale et n'explique pas clairement le lien entre la phase de prédiction et la phase d'interprétation. En particulier, aucune méthode n'a été présentée dans la littérature pour prédire les états futurs d'un environnement dynamique soumis à des effets de bords entre les multiples interactions des conducteurs simulés. Nous proposons donc une approche plus formelle de l'anticipation inspirée des techniques utilisées dans les réseaux de contraintes ([25],[24]).

2.2.2 Une formalisation de l'anticipation

Nous introduisons ici une formalisation de l'anticipation fondée sur l'utilisation des principes et techniques relatifs aux réseaux de contraintes. Ce choix est justifié par le besoin d'un formalisme suffisamment

²Adversaire virtuel d'un jeu vidéo doté d'une certaine forme d'intelligence et d'autonomie.

expressif pour décrire n'importe quelle relation entre deux agents [19]. Par ailleurs, il existe une littérature abondante autour des réseaux de contraintes notamment en termes d'algorithmes de traitement et de résolution.

Définition des effets d'une action Pour définir les effets d'une action, nous nous plaçons dans les conditions suivantes :

Soit un système multi-agent composé d'un ensemble d'agents $\mathcal{A} = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ plongé dans un environnement \mathcal{E} . $I_{\mathcal{E}}^{a_i}$ désigne l'ensemble des informations perçues de l'environnement par un agent a_i de \mathcal{A} . $I_{\mathcal{E}}^{a_i}$ comprend :

- un sous-ensemble de \mathcal{A} noté $I_{\mathcal{A}}^{a_i}$ représentant les agents perçus,
- un ensemble $I_{\mathcal{P}}^{a_i} = \{p_{a_1}, p_{a_2}, \dots, p_{a_j}, \dots\}$ où chaque p_{a_j} est un ensemble de propriétés décrivant chaque $a_j \in I_{\mathcal{A}}^{a_i}$.

Soit $\mathcal{R} = \{r_{ij} | (a_i, a_j) \in \mathcal{A}^2\}$ un ensemble de relations binaires existant entre les différents agents de \mathcal{A} . L'ensemble des connaissances de l'agent a_m relatives à \mathcal{R} peut être défini comme $\mathcal{C}_{a_m}^+ \cup \mathcal{C}_{a_m}^*$ où $\mathcal{C}_{a_m}^+ = \{r_{xy} | (x = m) \vee (y = m)\}$ et $\mathcal{C}_{a_m}^* = \{r_{xy}^* | x \in \mathcal{A} - \{a_m\} \wedge y \in \mathcal{A} - \{a_m\}\}$ avec r_{xy}^* désignant les relations qui sont estimables (au sens calculable) de manière certaine par a_m . Autrement dit, parmi les différentes relations qui existent entre les agents d'un SMA, un agent a_m ne connaît que celles dans lesquelles il est impliqué (ensemble $\mathcal{C}_{a_m}^+$) plus celles pour lesquelles il dispose d'informations et de capacités suffisantes pour les déduire (ensemble $\mathcal{C}_{a_m}^*$). Cette définition de l'ensemble des connaissances relatives aux relations et interactions existant au sein du système nous permet de définir les effets directs et indirects d'une action exécutée par a_m .

Les *effets directs* sont les conséquences induites sur \mathcal{R} par l'action de l'agent a_m pour les agents de l'ensemble $\{a_n \in \mathcal{A} | \exists r_{nm} \in \mathcal{C}_{a_m}^+\}$. Les *effets indirects* sont les conséquences induites par l'action de a_m sur \mathcal{R} pour les agents de l'ensemble $\{a_n \in \mathcal{A} | \exists r_{nm} \in \mathcal{C}_{a_m}^*\}$.

Dans l'exemple de la figure 5, l'agent x peut difficilement estimer quelle est la relation (de priorité) entre les agents y et z . Par contre, il peut déduire de manière quasi certaine que la relation existante entre u et v est un blocage mutuel.

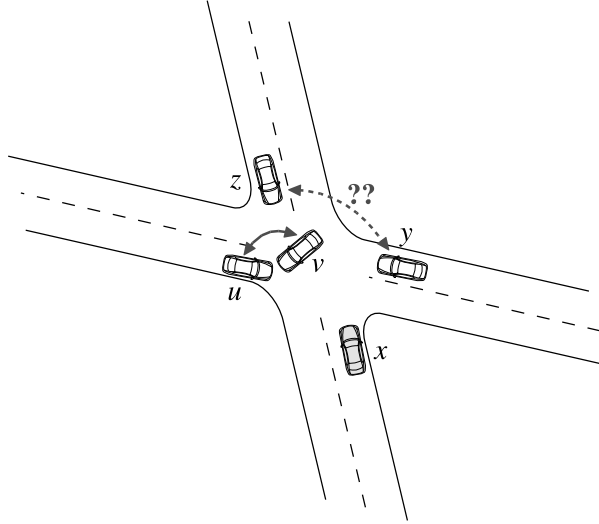


FIG. 5 – Connaissance des agents et relations perçues

Modélisation et représentation mentale de l'environnement Dans notre approche nous considérons ces effets directs et indirects sous la forme de contraintes qui peuvent être ajoutées ou retirées de la représentation de l'environnement. Nous optons ainsi pour un modèle du monde exprimé sous la forme d'un réseau de contraintes. Rappelons qu'un réseau de contraintes est un triplet $(X = \{x_1, \dots, x_n\}, D = \{dom(x_1), \dots, dom(x_n)\}, C = \{c_1, \dots, c_m\})$ dans lequel X est un ensemble de variables. Chaque variable x_i peut prendre une valeur définie dans son domaine $dom(x_i)$. C est l'ensemble des contraintes posées

sur les variables. Les domaines expriment ainsi les différentes valeurs que peuvent prendre les variables. L'affectation d'une valeur à une variable doit satisfaire l'ensemble des contraintes.

Les réseaux de contraintes fournissent un modèle simple et efficace pour formaliser de nombreuses classes de problèmes [42] que ce soit en environnement dynamique [4] ou distribué [51]. Nous nous inspirons de ce paradigme pour proposer une définition de la représentation « mentale » et ego-centrée de l'environnement d'un agent [26].

La représentation de l'environnement d'un agent a_i notée M_{a_i} est définie par le triplet suivant :

- un ensemble d'agents $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\} \subset \mathcal{A}$,
- un ensemble $R = \{r_{a_i}(a_k, a_l) / a_k, a_l \in A\} \subset \mathcal{R}$ où chaque $r_{a_i}(k, l)$ établit une relation binaire entre deux agents a_k et a_l de A ,
- un ensemble D de domaines $\{dom(a_1), dom(a_2), \dots, dom(a_n)\}$ associés à chaque agent exprimant un ensemble d'alternatives futures.

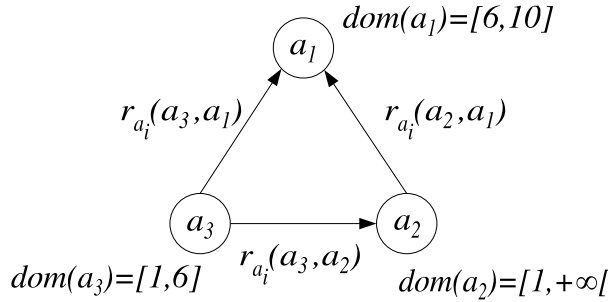


FIG. 6 – Utilisation des réseaux de contraintes pour la représentation de l'environnement d'un agent

À l'aide de ce formalisme, chaque agent peut se construire une représentation « mentale » de son environnement en modélisant les différents agents qu'il perçoit comme des variables d'un réseau de contraintes. Le domaine d'un agent peut selon le besoin être temporel ou spatial (voire les deux). Enfin, les différentes relations existant entre les agents peuvent être exprimées sous la forme de contraintes binaires auxquelles une sémantique particulière est associée.

Dans l'exemple de la figure 6, un agent a_i se représente mentalement une situation qu'il perçoit à un instant t . Cette situation implique trois agents : a_1 , a_2 et a_3 devant s'acquitter d'une tâche à un instant donné. Les domaines énumèrent les instants (à partir de t) durant lesquels les agents peuvent accomplir leur tâche. Les relations r_{a_i} représentent les relations de dépendance que l'agent a_i perçoit entre les trois agents. Chaque relation $r_{a_j}(a_m, a_n)$ $m, n \in \{1, 2, 3\}$ exprime que l'accomplissement de la tâche de l'agent a_m nécessite au préalable l'accomplissement de la tâche de l'agent a_n . Cette représentation possède une inconsistance, puisque l'agent a_1 ne pourra pas accomplir sa tâche avant l'instant $t + 6$ alors que l'agent a_3 a besoin qu' a_1 s'acquitte de cette tâche au plus tard à $t + 5$.

Inférence des états non désirés Dans notre modélisation, nous considérons les états indésirés soit comme des domaines particuliers, soit comme des inconsistances au sens des réseaux de contraintes (comme par exemple la présence d'un ou plusieurs domaines vides). Les effets d'une action sont considérés comme des modifications de l'ensemble R dans la représentation des agents. Plus précisément, les effets directs d'une action se traduisent par l'ajout ou la suppression d'une ou plusieurs relations binaires dans la représentation M d'un agent.

Les effets indirects sont quant à eux calculés par propagation de ces relations binaires. La propagation de relations binaires repose sur la notion d'arc-consistance assurant que pour toute valeur du domaine d'une variable x_i , il existe une valeur dans le domaine de la variable x_j telle que la contrainte entre x_i et x_j soit satisfaite. Les algorithmes de propagation existant dans la littérature utilisent une fonction de révision d'arc associée à un parcours intelligent du réseau de contraintes : AC-3 [47], AC-4 [48], AC-7 [5].

Algorithme Nous synthétisons les différents points précédemment traités sous la forme d'algorithmes généraux détaillant la construction de la représentation d'un agent a_i et son utilisation dans le cadre de l'anticipation préventive. Ces algorithmes sont appliqués tour à tour par chaque agent du système ayant

besoin d'anticiper. Nous supposons l'existence de fonctions et de procédures de manipulation classique de réseaux de contraintes : ajout, suppression de contraintes, propagation, etc.

La construction par un agent a_i d'une représentation s'appuie sur une abstraction des informations $I_{\mathcal{E}}^{a_i}$ perçues de l'environnement permettant d'établir les différentes relations entre les agents de l'ensemble $I_{\mathcal{A}}^{a_i}$. Nous supposons donc l'existence d'une fonction $abstractEnv : I_{\mathcal{E}}^{a_i} \rightarrow R$.

La procédure *construitRepMentale* prend en entrée l'ensemble $I_{\mathcal{E}}^{a_i}$ ainsi qu'une valeur d'initialisation des domaines. Cette valeur d'initialisation dépend du contexte applicatif. La procédure retourne, en sortie, la représentation M_{a_i} .

```

procedure construitRepMentale(entree :  $I_{\mathcal{E}}^{a_i}(I_{\mathcal{A}}^{a_i}, I_{\mathcal{P}}^{a_i})$ , valeurInitDomaine
sortie :  $M_{a_i}(A, R, D)$ )

  pour tout  $a_j \in I_{\mathcal{A}}^{a_i}$  faire
    miseAJourAgent( $A, a_j$ )
     $dom(a_j) \leftarrow$  valeurInitDomaine
    miseAJourDomaine( $D, dom(a_j)$ )
  pour tout  $p_j \in I_{\mathcal{P}}^{a_i}$  faire
     $r \leftarrow$  abstractEnv( $I_{\mathcal{A}}^{a_i}, p_j$ )
    miseAJourRelation( $R, r$ )

```

La procédure *anticipe* prend en entrée une liste d'actions LA , la représentation mentale M_{a_i} de la situation, l'ensemble des informations relatives à l'environnement et une liste d'états indésirés LE . La liste d'actions LA utilisée en entrée de l'algorithme peut être : ego-centrée, exo-centrée ou les deux suivant les objectifs de l'anticipation et les capacités de l'agent à évaluer les effets d'une action.

Le rôle de cette procédure est de supprimer de la liste LA les actions qui conduiront dans le futur à un des états indésirés de la liste LE . La première opération de la procédure consiste à filtrer les différents domaines de M_{a_i} par appel à une fonction extérieure de propagation adaptée des algorithmes existant dans la littérature et précédemment cités. La liste LA est ensuite parcourue et pour chaque action, les effets de celle-ci sont déterminés.

La fonction *calculeEffets* regroupe différents calculs de projection permettant de déterminer les effets directs de l'action. Cette fonction n'est pas générique et dépend également du contexte applicatif. Les effets indirects sont ensuite calculés grâce à une mise à jour de M_{a_i} et à une propagation des effets directs précédemment calculés.

La dernière partie de la procédure concerne l'analyse des prédictions obtenues pour l'action considérée. Cette analyse consiste en une comparaison des différents domaines de D avec ceux présents dans la liste des états indésirés LE . Lorsqu'un état indésiré est détecté, l'action considérée est éliminée de la liste LA .

```

procedure anticipe(entree : ListeActions  $LA$ , ListeEtatsIndesires  $LE$ ,
 $M_{a_i}(A, R, D)$ ,  $I_{\mathcal{E}}^{a_i}$ 
sortie : ListeActions  $LA$ )

  propagation( $M_{a_i}$ )
   $M' \leftarrow M_{a_i}$ 
  pour tout  $action \in LA$  faire
     $r \leftarrow$  calculeEffets( $a, I_{\mathcal{E}}^{a_i}$ )
    miseAJourRelation( $R, r$ )
    propagation( $M_{a_i}$ )
    si rechercheEtatsIndesires( $M_{a_i}, LE$ ) alors
       $LA \leftarrow LA - \{action\}$ 
       $M_{a_i} \leftarrow M'$ 

```

```

fonction rechercheEtatsIndesires(entree : $M_{a_i}(A, R, D)$ , ListeEtatsIndesires  $LE$ )
  pour tout  $dom(x) \in LE$  faire
     $dom'(x) \leftarrow rechercheDomaine(x, M_{a_i})$ 
    si  $dom'(x) = dom(x)$  alors
      renvoyer(vrai)
    renvoyer(faux)

```

La complexité de l'algorithme d'anticipation dépend de la fonction extérieure de propagation utilisée. Dans le pire des cas, la complexité est donc en $O(|LA||R|d^3)$ d étant la taille des domaines utilisés. Le temps d'exécution est donc fonction : du nombre d'agents, du nombre de relations entre ces agents et du nombre d'actions à anticiper.

Les différentes manipulations (mise à jour des relations et réduction des domaines) effectuées sur M_{a_i} pour chaque action de la liste LA obligent à effectuer une copie M' de manière à ce que M_{a_i} reste invariant pour chaque itération sur la liste LA . Cet aspect fait partie des nombreuses optimisations qui peuvent être apportées à l'algorithme de base que nous venons de présenter. En effet, pour une structure M_{a_i} relativement petite (domaines de faibles tailles, nombres d'agents et de relations peu élevés), la copie de M_{a_i} n'engendre pas de coûts excessifs en termes de temps de calculs. Lorsque la taille de M_{a_i} augmente, il devient intéressant de considérer les travaux réalisés autour des réseaux de contraintes dynamiques et d'utiliser par exemple les algorithmes incrémentaux de propagation de contraintes [18].

2.2.3 Anticipation et prévention des interblocages en carrefour

Instanciation du modèle d'anticipation par contraintes L'instanciation du modèle pour l'anticipation des phénomènes de blocages en carrefour requiert de définir les trois composantes de la représentation « mentale » M_{a_i} d'un agent a_i . L'ensemble A peut ainsi être constitué des agents présents dans le carrefour ; qu'ils soient en mouvement ou à l'arrêt (véhicules stockés au centre du carrefour attendant un créneau pour s'insérer ou traverser un flux).

Le domaine associé à chaque agent de l'ensemble A est de nature temporelle et représente les prochains pas de temps de la simulation exprimés sous la forme d'un ensemble d'entiers. Ainsi, à un instant t , si une valeur x n'est pas présente dans le domaine d'un véhicule simulé, cela signifie qu'il sera bloqué à $t + x$. Par exemple :

- $dom(a_x) = [1, +\infty[\equiv \ll a_x \text{ peut potentiellement se déplacer et agir durant l'intervalle } t + 1 \text{ à } +\infty \gg$
- $dom(a_x) = [1, 4] \cup [8, 10] \equiv \ll a_x \text{ est bloqué de } t + 5 \text{ à } t + 7 \gg$

Au début de chaque anticipation, le domaine de chaque agent est initialisé à $[1, T_{ant}]$. T_{ant} représente donc « la distance » avec laquelle un agent va se projeter dans le futur. Cette valeur est un paramètre spécifique à chaque agent et varie donc d'un conducteur simulé à un autre.

Pour l'ensemble \mathcal{R} , nous reprenons les relations de priorités définies en section 2.1.2 auxquelles nous ajoutons trois relations spécifiques relatives aux blocages pouvant exister entre deux véhicules. Ces trois relations sont notées bph , $bpha$ et bpr et chacune d'entre elles est associée à une sémantique bien spécifique dans un contexte de situation de conduite (tableau 1).

L'introduction de trois niveaux de blocage est justifiée par différents points. D'une part, il nous est apparu judicieux de distinguer le blocage physique effectif du blocage physique prévisible. En effet, lors de la phase de propagation, le traitement de la relation est différent dans les deux cas. Dans le cas d'un blocage physique effectif, le filtrage du domaine du véhicule bloqué est obtenu simplement en supprimant les quelques pas de temps correspondant au temps de redémarrage du véhicule bloquant. En revanche, lorsque le blocage physique est prévisible mais non effectif, il est nécessaire de calculer pour le véhicule concerné son temps d'arrivée derrière le véhicule bloquant. Pour cela, il est nécessaire d'effectuer des calculs cinématiques à partir de la distance entre les deux véhicules, de l'accélération et de la vitesse courante du véhicule prochainement bloqué. Le domaine résultant peut être par exemple l'union de deux intervalles.

L'utilisation de la relation bpr_{a_z} est quant elle justifiée par la nécessité de faire la distinction entre : les relations de priorité qu'un agent a_z perçoit et celles dans lesquelles il est directement impliqué. Là encore, le traitement est différent. Les relations de priorité dans lesquelles a_z apparaît sont le résultat

Relation binaire	Sémantique associée	Signification concrète
$bph_{a_z}(a_x, a_y)$	Blocage physique effectif entre deux véhicules	« L'agent a_x est physiquement bloqué par l'agent a_y du point de vue de l'agent a_z . »
$bpha_{a_z}(a_x, a_y)$	Blocage physique anticipé entre deux véhicules	« Compte tenu des informations dont il dispose, l'agent a_z peut déduire que a_x va être physiquement bloqué par a_y . »
$bpr_{a_z}(a_x, a_y)$	Blocage logique dû aux priorités du Code de la route	« Du point de vue de l'agent a_z , a_x est bloqué par a_y qui lui est prioritaire au sens du Code de la route. »

TAB. 1 – Sémantiques des relations de blocage considérées pour l'anticipation

de l'agrégation présentée en section 2.1.2 et sont utilisées en entrée de l'algorithme de coordination. La relation bpr_{a_z} décrit une relation de priorité au sens du Code de la route entre deux mobiles appartenant à l'ensemble $\mathcal{A} - \{a_z\}$. Du point de vue de a_z , deux manières d'évaluer cette relation sont possibles :

- a_z peut considérer que les deux véhicules impliqués respecteront le Code de la route. Le domaine du véhicule bloqué sera alors l'union de deux intervalles résultant de la suppression des pas de temps nécessaires au véhicule bloquant pour dépasser le point de conflit ;
- a_z peut transposer son propre comportement (seuil d'impatience, réactivité, niveau de respect du Code de la route, etc) sur l'agent bloqué. Autrement dit, a_z peut se mettre dans les mêmes conditions (même position sur la chaussée, même vitesse, même accélération) que le véhicule bloqué et appliquer l'algorithme de coordination pour déterminer les actions respectives des deux véhicules concernés.

Illustration sur un exemple Nous illustrons ici l'instanciation du modèle d'anticipation dans le cadre de la simulation de trafic. Pour cela, nous considérons cinq véhicules simulés évoluant dans un carrefour soumis à la règle de la priorité à droite. Les mobiles a_t , a_s et a_z sont à l'arrêt (vitesse nulle) et bloqués par l'agent a_y . Les mouvements tournants des cinq véhicules sont les suivants :

- a_s vient du nord (N) et souhaite tourner à sa gauche (mouvement N \rightarrow E)
- a_t vient de l'est (E) et souhaite tourner à sa gauche (mouvement E \rightarrow S)
- a_z vient de l'est (E) et a tourné à sa gauche (mouvement E \rightarrow S)
- a_y vient de l'ouest (O) et souhaite tourner à gauche (mouvement O \rightarrow N)
- a_x vient du sud (S) et souhaite aller tout droit (mouvement S \rightarrow N)

Les distances intervéhiculaires ne permettent plus aux agents a_t , a_s et a_z d'avancer, seuls les agents a_y et a_x conservent une marge de manœuvre (figure 7).

L'agent a_x peut donc se construire à l'instant t la représentation mentale M_{a_x} suivante³ :

$$\begin{aligned}
A &= \{a_x, a_t, a_s, a_z, a_y\} \\
D &= \{dom(a_x) = [1, +\infty[, dom(a_t) = [1, +\infty[, dom(a_s) = [1, +\infty[, \\
&\quad dom(a_z) = [1, +\infty[, dom(a_y) = [1, +\infty[\} \\
R &= \{bpha(a_x, a_t), bph(a_t, a_z), bpr(a_t, a_s), bph(a_s, a_z), bph(a_z, a_y), \\
&\quad bpha(a_y, a_t), prio(a_x, a_y) \wedge \neg prio(a_y, a_x)\}
\end{aligned}$$

³Pour des raisons de lisibilité, nous n'indiquons pas les indices représentant le point de vue de l'agent a_x dans les relations de blocages définissant l'ensemble R .

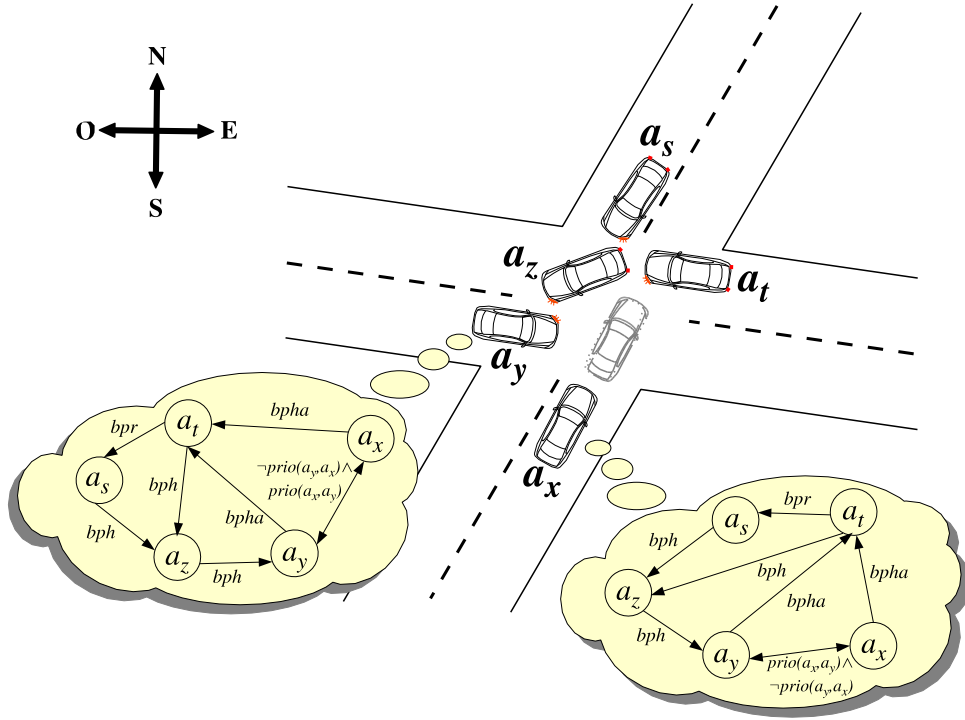


FIG. 7 – Représentations d’une situation de carrefour

De même pour l’agent a_y :

$$\begin{aligned}
 A &= \{a_y, a_x, a_t, a_s, a_z\} \\
 D &= \{dom(a_y) = [1, +\infty[, dom(a_x) = [1, +\infty[, dom(a_t) = [1, +\infty[, \\
 &\quad dom(a_s) = [1, +\infty[, dom(a_z) = [1, +\infty[\} \\
 R &= \{bpha(a_y, a_t), \neg prio(a_y, a_x) \wedge prio(a_x, a_y), bpha(a_x, a_t), \\
 &\quad bpr(a_t, a_s), bph(a_t, a_z), bph(a_s, a_z), bph(a_t, a_z)\}
 \end{aligned}$$

En appliquant l’algorithme donné en section 2.2.2 du point de vue de l’agent a_x , nous obtenons le raisonnement suivant :

1. *propagation* : compte tenu des différentes relations de l’ensemble R , les domaines associés aux cinq agents de A peuvent être réduits. Par exemple, sachant que a_z est bloqué par a_y , il est possible de déduire que a_z restera immobilisé tant que a_y n’aura pas dépassé le point de conflit. En supposant que a_y redémarre à l’instant t , un calcul cinématique à partir d’une accélération moyenne permet d’évaluer le temps durant lequel a_y restera sur la trajectoire de a_z . Supposons que ce temps soit égal à deux pas de temps⁴, cela signifie que les valeurs 1 et 2 de l’intervalle $dom(a_z) = [1, +\infty[$ peuvent être supprimées. Le même raisonnement conduit à simplifier le domaine de a_s en $[5, +\infty[$ et de a_t en $[7, +\infty[$. La simplification de $dom(a_t)$ remet en cause le domaine de a_y du fait de l’existence de la relation $bpha(a_y, a_t)$. Ici encore il est nécessaire de procéder à un calcul cinématique destiné à évaluer le temps que a_y va mettre pour arriver au flanc du véhicule a_t . En supposant ce temps égal à quatre pas de simulation, le domaine de a_y se réduit à $[1, 5] \cup [9, +\infty[$. De la même manière, le domaine de a_x peut se réduire à $[1, 5] \cup [9, +\infty[$. Au final, l’ensemble D a donc été modifié comme suit :

$$\begin{aligned}
 D &= \{dom(a_x) = [1, 5] \cup [9, +\infty[, dom(a_t) = [7, +\infty[, \\
 &\quad dom(a_s) = [5, +\infty[, dom(a_z) = [3, +\infty[, \\
 &\quad dom(a_y) = [1, 5] \cup [9, +\infty[\}
 \end{aligned}$$

⁴Cette évaluation n’est en aucun cas réaliste, elle permet juste d’expliquer la manière de propager les relations de l’ensemble R et ainsi réduire les domaines de D .

2. *calcul des effets des actions de a_x* : l'algorithme de coordination ne gérant que l'accélération longitudinale, deux actions sont possibles pour a_x : *Go* et *Stop*. L'action *Go* conduit à un changement de position de a_x sur la chaussée (nouvelle position en pointillés sur la figure 7). La distance intervéhiculaire entre a_x et a_t s'en trouve ainsi réduite et le blocage physique occasionné par a_t devient effectif. Cela se traduit par la modification de la relation $bpha(a_x, a_t)$ en $bph(a_x, a_t)$. De la même manière, la relation de priorité $prio(a_x, a_y) \wedge \neg prio(a_y, a_x)$ entre a_y et a_x évolue en une relation de blocage physique $bph(a_y, a_x)$ puisque a_x se trouve désormais sur la trajectoire de a_y . Le nouvel ensemble R résultant du choix de l'action *Go* est donc :

$$R = \{bph(a_x, a_t), bph(a_t, a_z), bpr(a_t, a_s), bph(a_s, a_z), \\ bph(a_z, a_y), bpha(a_y, a_t), bph(a_y, a_x)\}$$

3. *propagation* : l'ajout de la relation $bph(a_y, a_x)$ remet en cause le domaine de a_y qui dans un premier parcours du réseau peut se réduire à $[13, +\infty[$. Par suite, cette réduction remet également en cause tous les autres domaines dont celui de a_x . Au final, tous les domaines se réduisent à l'intervalle vide, ce qui du point de vue de notre modélisation est cohérent du fait que tous les véhicules se retrouvent mutuellement bloqués :

$$D = \{dom(a_x) = \emptyset, dom(a_t) = \emptyset, dom(a_s) = \emptyset, \\ dom(a_z) = \emptyset, dom(a_y) = \emptyset\}$$

4. *recherche des états indésirés* : du point de vue de a_x , avoir son propre domaine vide constitue un état indésirable. L'agent a_x doit donc éliminer l'action *Go* de sa liste d'actions possibles.

Dans cette situation, l'agent a_x n'a pas d'autre alternative et doit choisir de s'arrêter. Le mécanisme d'anticipation appliqué par l'agent a_y laisse inchangée sa liste d'actions possibles. Par le jeu de perception des priorités, l'agent a_y peut se considérer comme prioritaire au vu de la décélération pratiquée par a_x pour s'arrêter. Le mobile a_y peut donc s'engager et ainsi débloquer les trois autres mobiles a_z , a_s et a_t .

Anticipation et algorithmes de détection d'interblocages Les problèmes d'interblocage sont courants en informatique : ils se rencontrent dans les bases de données, les systèmes d'exploitation, les applications distribuées, etc. La détection et la résolution des interblocages ont ainsi fait l'objet de nombreux travaux dans différentes disciplines de l'informatique.

La plupart des travaux présents dans la littérature sont basés sur l'utilisation de graphes d'attente (*wait-for graph*). Il s'agit de graphes orientés dans lesquels chaque nœud représente un processus et où les arcs indiquent que l'un des processus est en attente d'une ressource détenue par un autre. La détection des interblocages passe par la recherche de cycles à l'intérieur du graphe.

Dans le cadre des systèmes multi-agents, plusieurs algorithmes sont envisageables. Ils ont été proposés initialement dans le cadre de systèmes distribués et reposent sur des échanges de messages entre processus. Le graphe d'attente peut être soit dupliqué ou réparti entre les différents processus [49], soit implicite [22].

Notre approche par anticipation se veut plus générique puisque l'utilisation de réseaux de contraintes ne nous limite pas à la modélisation de relations de dépendance et de blocage mais permet *a priori* d'exprimer une grande variété d'états indésirés pour un agent.

3 Validation

La validation de notre approche comporte deux parties : une première fondée sur un ensemble d'évaluations subjectives portant sur différents scénarii tests et une seconde fondée sur la simulation d'un carrefour réel et la comparaison entre des données trafic réelles et simulées.

3.1 Évaluation de l'approche proposée

3.1.1 Évaluation expérimentale à l'aide de scénarii

La première partie de notre évaluation consiste en une évaluation visuelle des comportements locaux observés en simulation. Pour limiter la subjectivité de ce type d'évaluation, nous avons utilisé différents

scenarii permettant de mettre les mobiles dans des situations de trafic particulières pour lesquelles le comportement attendu est *a priori* connu.

Les scenarii suivants nous ont, par exemple, permis de tester l'algorithme d'anticipation pour des situations de trafic fortement sujettes à l'apparition d'interblocages :

- simulation de débits élevés sur un carrefour soumis à la priorité à droite ;
- augmentation du pourcentage de double tourne-à-gauche sur l'ensemble des mouvements tournants dans un carrefour utilisant des panneaux de type Stop ;
- utilisation de véhicules longs (type bus ou poids-lourds) effectuant des manœuvres de tourne-à-gauche.

D'autres scenarii nous ont permis d'évaluer l'amélioration apportée par le modèle de comportement opportuniste :

- redémarrage d'un agent à un stop en trafic dense ;
- arrivée en carrefour d'un agent non prioritaire au sens du Code de la route.

Nous détaillons ci-après les résultats de ces deux expérimentations.

3.1.2 Réduction du nombre d'interblocages

Les figures 8 et 9 présentent une illustration du scénario destiné à évaluer les capacités anticipatives des agents. Le carrefour considéré est soumis à la règle de la priorité à droite. Sur la figure 8, les agents ne disposent pas de capacité d'anticipation. Au pas de temps $t = 471$ seuls les véhicules 13 et 8 peuvent encore avancer, le reste des agents présents dans le carrefour est bloqué. L'algorithme de coordination de base conduit à prendre respectivement les décisions *Go* et *Stop* pour les véhicules 13 et 8 : ceci conduit à un interblocage complet du carrefour (pas de temps $t = 740$).

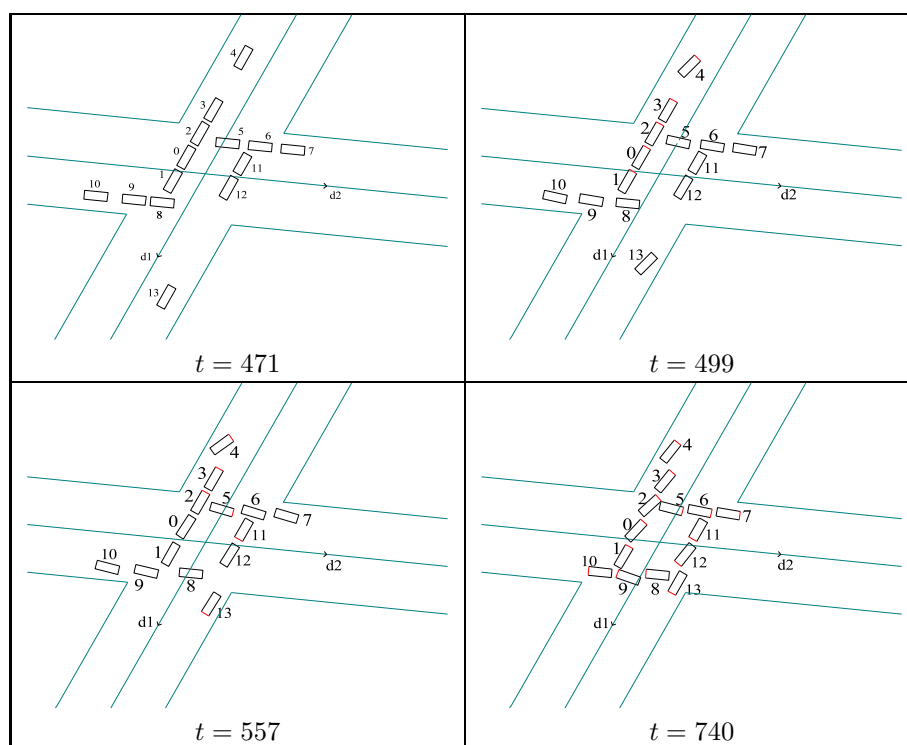


FIG. 8 – Impressions écran d'une simulation sans anticipation sur un scénario d'interblocage

La figure 9 présente le même scénario mais cette fois-ci, le véhicule 13 fait preuve d'un comportement anticipatif. Au pas $t = 471$, le mobile 13 se construit donc une représentation de la situation comme celle décrite dans la deuxième partie de l'article. Il ajoute donc à sa représentation les relations de blocages suivantes ainsi que les véhicules impliqués : $bpha(13, 12) \wedge bph(12, 11) \wedge bph(11, 6) \wedge \dots \wedge bph(0, 1) \wedge bph(1, 8)$. Le mobile 13 considère ensuite les véhicules non engagés dans le carrefour. En considérant le véhicule 10 par exemple, il ajoute les relations : $bpr(10, 0)$, $bpr(10, 2)$, etc.

Le mobile 13 termine la construction de sa représentation en associant un domaine à chaque variable. Avant l'appel à l'algorithme d'anticipation, tous les domaines sont initialisés à $[1, T_{ant}[$. Après le premier appel de la fonction de propagation, le mobile 13 a une approximation des intervalles de temps de blocage de chaque véhicule, y compris de lui-même : $dom(13) = [1, 4] \cup [20, T_{ant}[$.

L'étape suivante de l'algorithme consiste à déterminer les effets de l'action *Go*. A partir de sa position, de sa vitesse et de son accélération courante, le mobile 13 détermine sa position future. De cette nouvelle position, il déduit une nouvelle vision de la situation et obtient ainsi les nouvelles relations topologiques induites par l'action *Go*. Ces relations sont ensuite interprétées en relations de blocage et de priorité.

Les nouvelles contraintes ainsi obtenues sont ajoutées au réseau et une nouvelle propagation est réalisée. Le mobile 13 peut dès lors rechercher les états indésirés. Son domaine a été réduit à l'ensemble vide ($dom(13) = \emptyset$), ce qui constitue pour lui-même un interblocage. Par conséquent, il supprime l'action *Go* de la liste des actions LA. Finalement, le mobile 13 n'a plus que *Stop* comme action possible.

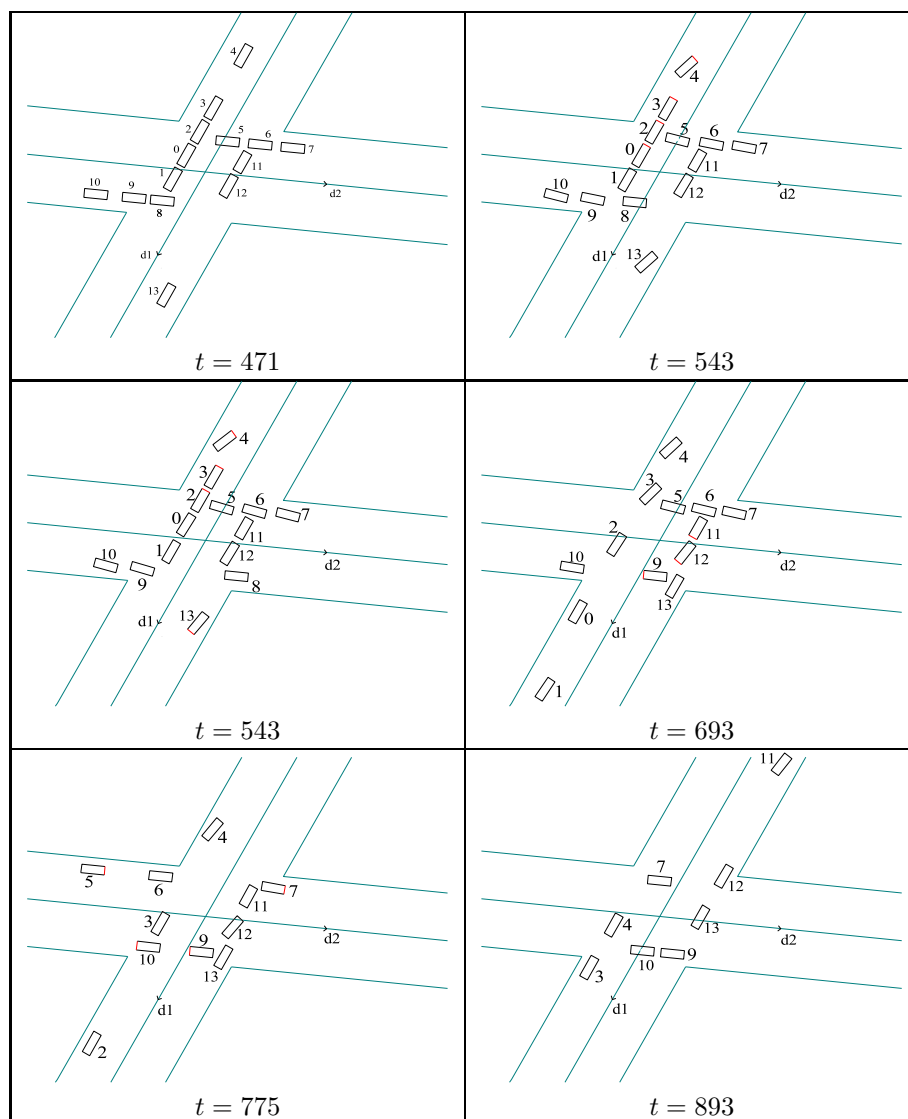


FIG. 9 – Impressions écran d'une simulation avec anticipation sur un scénario d'interblocage

Les figures 10 et 11 montrent la dynamique de la situation en présentant les courbes de vitesse et d'accélération du véhicule 13 avec et sans anticipation.

Entre les pas 0 et 25, la variation de vitesse du véhicule 13 est identique dans les deux cas : le mobile 13 réduit sa vitesse pour ne pas percuter le véhicule 12 à l'arrêt. Entre les pas 25 et 50, l'algorithme de coordination indique au mobile 13 qu'il peut avancer : il continue donc de décélérer mais plus faiblement.

Sur le même intervalle de temps, l'algorithme d'anticipation détecte que le choix de l'action *Go* génère un interblocage total : le mobile 13 choisit donc, dans ce cas, de freiner. Cette phase de décélération plus soutenue permet au véhicule 8 de se considérer comme prioritaire et de passer avant 13. Cela permet d'amorcer le désengorgement progressif du carrefour : à partir du pas 320, le mobile 13 peut réaccélérer jusqu'à sa vitesse désirée. Dans le cas de la coordination sans anticipation, le véhicule 13 bloque complètement le carrefour à partir du pas 270.

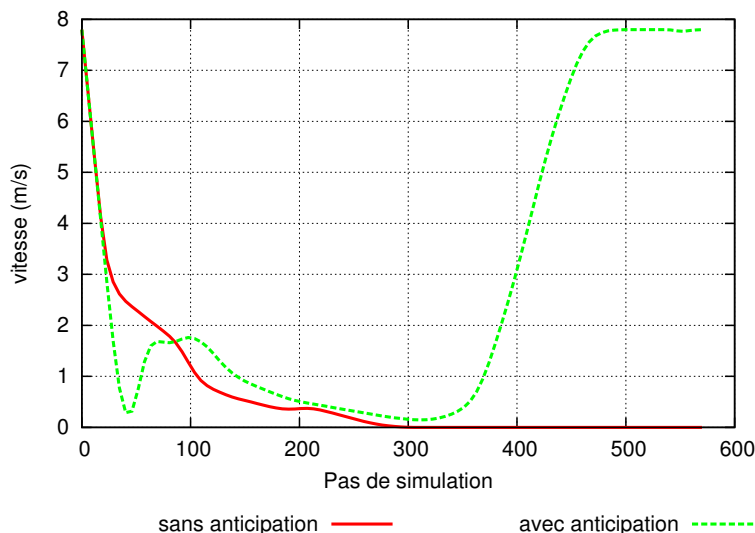


FIG. 10 – Courbe de vitesse du mobile 13

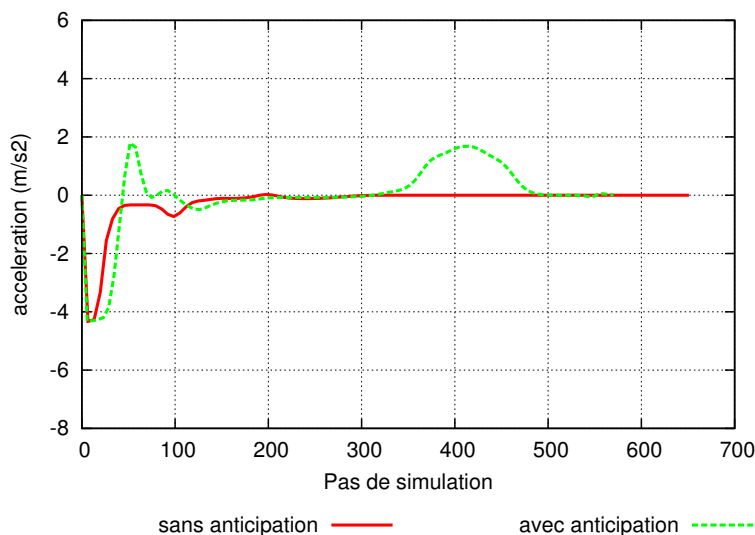


FIG. 11 – Courbe de l'accélération du mobile 13

Sur la base de ce scénario, une mesure du nombre d'interblocages avec et sans anticipation a été effectuée. Le comptage a été réalisé de la manière suivante : un processus de supervision, intégré au moteur de la simulation et totalement indépendant de la prise de décision de chaque agent, vérifie à chaque pas de temps la présence d'un interblocage. Si une telle situation est avérée, la simulation est suspendue, le carrefour est vidé (destruction des véhicules bloqués) puis la simulation reprend.

Les résultats obtenus sont illustrés par la courbe de la figure 12. Celle-ci présente la variation du nombre d'interblocages en fonction du débit simulé. Pour une simulation d'une heure environ, le nombre d'interblocages observé varie de 0 à 35 en fonction du débit pour des agents non anticipatifs. Dans le cas où les agents sont dotés de capacité d'anticipation, le nombre d'interblocages reste quasiment constant

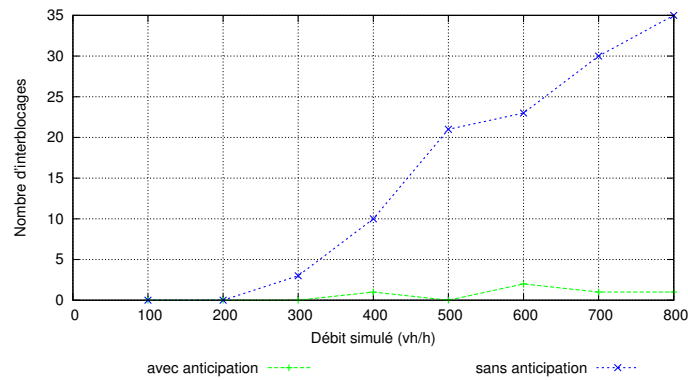


FIG. 12 – Variation du nombre d'interblocages en fonction du débit simulé

et proche de zéro pour des débits simulés allant jusque 800 véhicules/heure par branche.

3.1.3 Réduction des phénomènes d'oscillations

La seconde expérimentation que nous présentons ici est destinée à illustrer la réduction des phénomènes d'oscillations lors de la phase de décision. Notons que ces phénomènes d'oscillations sont des problèmes classiques en SMA et tout particulièrement dans les simulations d'environnements dynamiques.

Le scénario considéré est un véhicule non prioritaire en approche d'un carrefour. La figure 13 montre une première courbe de vitesse du véhicule obtenue avec un comportement de référence issu de travaux antérieurs [12]. Deux phases d'oscillation de décision sont perceptibles. La première se situe entre les pas de temps 50 et 125 avec une vitesse oscillant autour d'une valeur médiane égale à 8 km/h. La seconde se situe entre les pas 200 et 275 et les vitesses varient entre 1 et 5 km/h.

L'introduction de comportements opportunistes permet de réduire ces phénomènes d'oscillations qui résultent d'une oscillation de perception des priorités. La seconde courbe de la figure 13 présente la décélération de l'agent dont le comportement reprend l'approche opportuniste précédemment présentée. Les conditions sont identiques à celle de la première courbe. Les deux périodes de temps : du pas 50 au pas 125 et du pas 200 au pas 225, présentent une vitesse stable. D'une manière générale la courbe fait état d'une décélération plus lisse et moins saccadée.

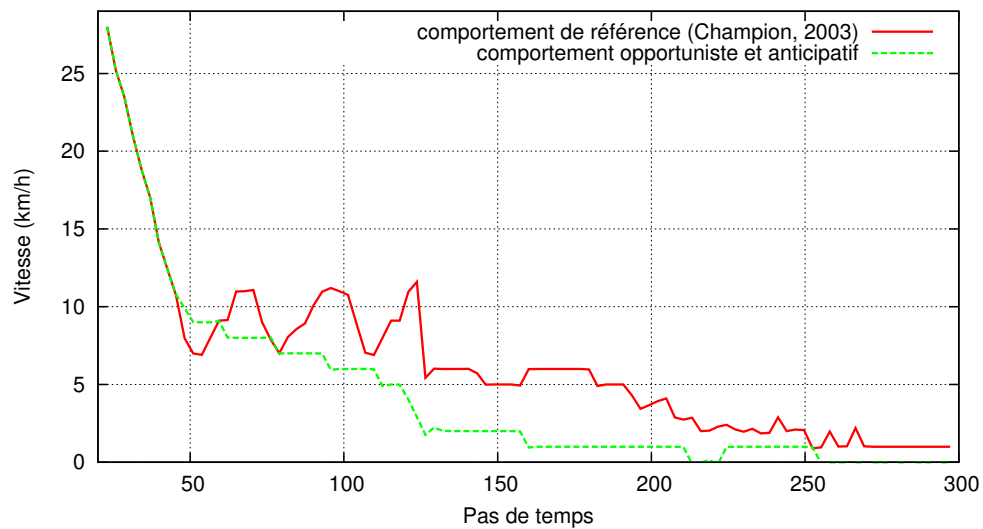


FIG. 13 – Décélération d'un agent en approche d'un carrefour

3.2 Évaluation du trafic obtenu

Pour évaluer d'un point de vue macroscopique le trafic obtenu, nous avons choisi un carrefour existant signalisé par deux panneaux Stop [23]. Il ne nous a pas semblé pertinent d'évaluer notre approche sur une infrastructure de type rond-point puisque par définition ce type d'aménagement est destiné à éliminer les intersections de flux pour les remplacer par des fusions de flux plus simples à gérer pour les conducteurs.

3.2.1 Simulation d'un carrefour réel

L'intersection utilisée pour notre validation est située dans la ville de Reggio Calabria au sud de l'Italie. Ce carrefour marque la jonction entre un axe principal orienté Nord/Sud direction Rome, et un axe secondaire orienté Est/Ouest direction Zerbi. Ce dernier est signalisé par deux panneaux Stop. Chaque branche du carrefour est à deux voies et l'espace au centre est suffisamment large pour permettre le stockage de véhicules (figure 14).

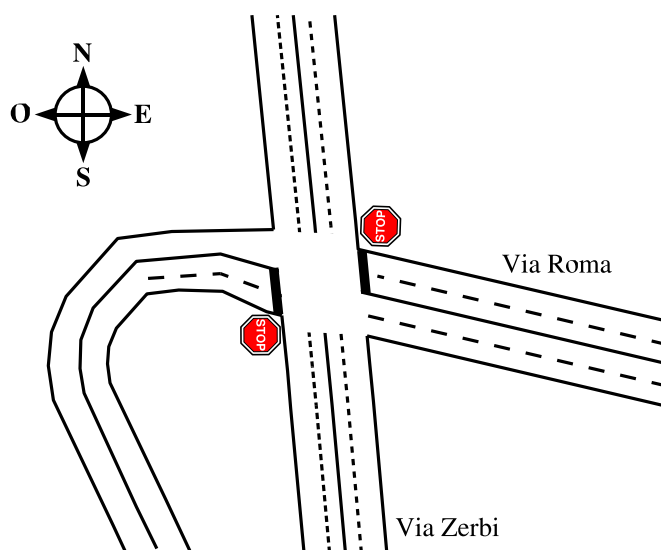


FIG. 14 – Plan de l'infrastructure du carrefour réel (Italie, Reggio Calabria)

Les données de trafic mesurées par l'université de Reggio Calabria à l'intersection décrivent une période d'une heure entre 12h30 et 13h30 un jour normal de semaine. Pour chaque branche du carrefour, nous disposons du débit entrant exprimé en nombre de véhicules par heure ainsi que la répartition exprimée en pourcentage des différents mouvements tournants du carrefour (tourne-à-droite, tourne-à-gauche, tout droit).

A partir de ces données, nous avons généré une demande de trafic équivalente à celle mesurée sur le terrain et placé dans la simulation des capteurs virtuels positionnés au même point kilométrique que dans la réalité. Les véhicules simulés sont créés 200 mètres en amont du carrefour avec des paramètres différents. Ces paramètres sont le temps minimum d'attente au Stop, le seuil d'impatience (le temps minimum à partir duquel un agent arrêté se considère comme impatient), la distance minimale au conflit (la marge de sécurité qu'un agent considère pour calculer les distances au conflit), la distance d'anticipation et l'intervalle de temps d'anticipation $([1, T_{ant}])$. En particulier, le temps minimum d'attente au Stop a dû être réduit à moins d'une seconde (contrairement aux trois secondes réglementaires dictées par le Code de la route) de manière à obtenir des comportements représentatifs de la conduite « latine ».

3.2.2 Comparaison entre débits réels et débits simulés

Les simulations ont été réalisées suivant deux conditions expérimentales. Dans la première condition, les agents observent un comportement de référence issu des travaux de [13] : ils respectent en particulier les règles du Code de la route relatives aux traversées de carrefours. La seconde condition met en jeu des agents aux comportements opportunistes et dotés de capacité d'anticipation.

Les figures 15 à 18 présentent les mesures de débits obtenus en simulation pour chacune des deux conditions expérimentales. Sur chaque graphique, la courbe en trait plein constitue la courbe de référence décrivant le débit réel mesuré sur le terrain. Les figures 15 et 16 sont relatives à l'axe principal. Les figures 17 et 18 décrivent les débits de l'axe secondaire.

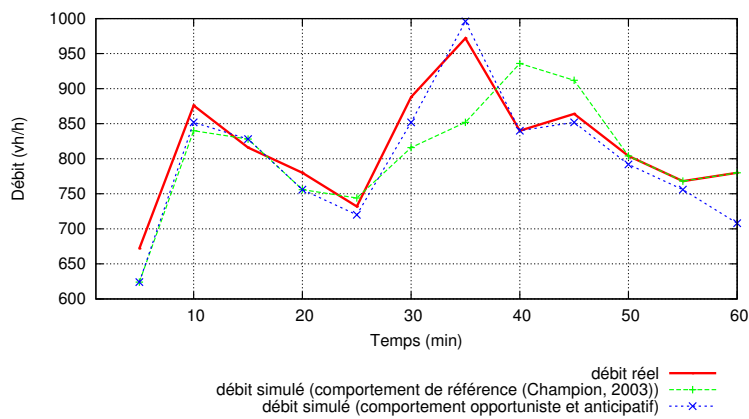


FIG. 15 – Débits obtenus en simulation pour l'axe Nord/Sud

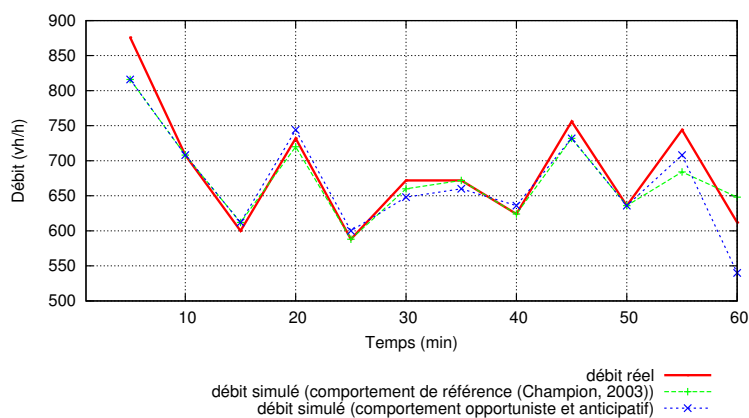


FIG. 16 – Débits obtenus en simulation pour l'axe Sud/Nord

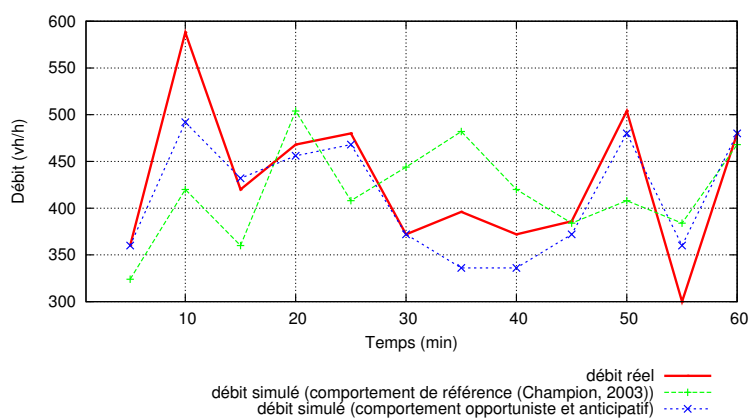


FIG. 17 – Débits obtenus en simulation pour l'axe Est/Ouest

Sur les quatre graphiques, nous pouvons constater que les meilleurs résultats en termes de vraisemblance des débits simulés sont obtenus avec des comportements opportunistes et anticipatifs. Ceci est

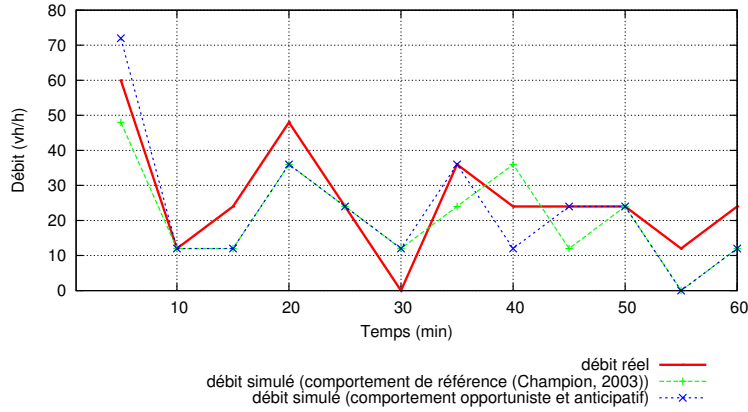


FIG. 18 – Débits obtenus en simulation pour l’axe Ouest/Est

	EQMR comportement proposé	EQMR comportement de référence	Min débit (vh/h)	Max débit (vh/h)
axe Nord-Sud	0,04	0,06	600	900
axe Sud-Nord	0,03	0,03	680	980
axe Est-Ouest	0,06	0,15	300	600
axe Ouest-Est	0,30	0,32	0	60

TAB. 2 – Amélioration de l’EQMR entre débit réel et débit simulé

particulièrement remarquable sur la figure 17 correspondant aux débits observés sur l’axe secondaire de l’est à l’ouest. Les meilleurs résultats obtenus avec les comportements opportunistes et anticipatifs s’expliquent par des temps d’attente aux stop plus courts (et donc plus proches des pratiques observées sur le terrain) et une meilleure fluidité lors de l’insertion ou de la traversée du flux prioritaire.

Les écarts observés en début et fin de simulation sont un phénomène bien connu en simulation de trafic et correspondent à une phase de remplissage et de vidage du réseau. Pour donner une qualité aux résultats obtenus, nous avons utilisé un indicateur souvent employé en simulation de trafic : l’EQMR. Il correspond à l’erreur moyenne quadratique entre le débit réel y_i et le débit simulé x_i et est exprimé par la formule suivante :

$$EQMR = \sqrt{\frac{\sum_i (x_i - y_i)^2}{\sum_i y_i^2}}$$

Les valeurs d’EQMR obtenues sont, pour trois des axes, inférieures à 0,1 ce qui correspond à une erreur inférieure à 10 %. Dans la littérature, une bonne simulation de trafic est généralement présentée avec un taux d’erreur inférieur à 15 %. Notons encore une fois que les résultats de la courbe de la figure 18 (axe ouest-est) sont peu représentatifs puisque les débits simulés sont faibles et peu significatifs.

Les expérimentations menées ont montré que l’anticipation permettait de prévenir les phénomènes de blocages en simulation. Par ailleurs, cela nous a permis d’introduire des comportements individuels plus réalistes sans risque d’augmenter le nombre d’interblocages. Nous avons pu observer que d’un point de vue microscopique, ces comportements individuels améliorent le réalisme du déplacement des véhicules simulés notamment en réduisant les effets d’oscillations. D’un point de vue macroscopique, le trafic émergent de ces comportements individuels peut être considéré comme réaliste puisqu’en termes de débit, l’écart entre le réel et le simulé est bien inférieur à 10 %.

4 Conclusion

Dans cet article, nous avons exposé une approche originale de la simulation de trafic reposant sur l’émergence d’un trafic réaliste à partir de comportements locaux d’agents. Le cas de la simulation de

trafic en carrefour, qui se révèle être un problème difficile et généralement mal traité, est ici abordé comme un problème de coordination multi-agent. Chaque véhicule simulé essaie de se coordonner avec les autres véhicules présents ou en approche du carrefour de manière à résoudre les conflits qui se présentent sur sa trajectoire.

Le type de coordination proposé ici est plutôt compétitif puisque chaque conducteur simulé essaie d'atteindre ses propres objectifs sans tenir compte de ceux des autres conducteurs. En amont du mécanisme de coordination brièvement décrit dans cet article, nous nous sommes focalisés sur la manière de percevoir, pour un agent, la situation de trafic l'environnant. Nous avons montré en particulier que cette reconnaissance de la situation influe sur la prise de décision des agents et donc sur les comportements obtenus durant la simulation. Dans ce cadre, nous avons proposé l'introduction de comportements opportunistes permettant aux conducteurs simulés de ne pas toujours respecter les règles du Code de la route.

La deuxième contribution de cet article concerne la proposition d'un mécanisme d'anticipation permettant aux agents de raisonner sur les effets des actions et ainsi éviter des situations d'interblocages. Ce mécanisme, testé sur différents types de scénarii, permet de réduire de manière significative le nombre d'interblocages dus aux comportements opportunistes des agents.

Le modèle de comportement opportuniste et anticipatif ainsi proposé a été validé d'un point de vue statistique en simulant un carrefour réel. Nous avons ainsi pu comparer les débits mesurés sur le terrain avec les débits obtenus en simulation sur une tranche horaire d'une heure. Ceci a permis de valider l'émergence des phénomènes globaux de trafic à partir de comportements locaux d'agents.

Les résultats expérimentaux décrits confirment l'intérêt et la pertinence d'une approche alliant les comportements opportunistes avec les capacités d'anticipation. Notre algorithme d'anticipation basé sur les réseaux de contraintes est générique puisqu'il permet d'anticiper les actions qui lui sont fournies en paramètres d'entrée. Cette approche peut donc être généralisée à d'autres types de mobiles sous condition d'être capable de décrire les différentes actions primitives du mobile et de pouvoir appliquer l'algorithme avec des temps de calcul raisonnable (rappelons que la complexité de notre approche dépend du nombre d'agents perçus, du nombre de relations entre ces agents et du nombre d'actions à anticiper). En particulier, notre travail peut ainsi s'avérer pertinent pour les AGV (Automated Guided Vehicle). Un cas d'application serait par exemple le déplacement de transpalettes automatisés dans un entrepôt. Une telle application requiert en effet des capacités de déplacement et d'anticipation dans un contexte d'environnement fortement dynamique où les collisions et interblocages doivent être évités [40].

En ce qui concerne l'application ARCHISIM, des travaux sont actuellement en cours pour prendre en compte le déplacement des deux roues dans le trafic routier [8]. Il s'agit notamment pour une moto de redéfinir son espace roulant en fonction des véhicules présents sur la chaussée et du marquage au sol. Ces travaux pourront être transposés aux voitures de manière à gérer de manière fine l'accélération latérale en carrefour.

Références

- [1] Aimsun. *AIMSUN 5.0 Microsimulator User's Manual*. TSS-Transport Simulation Systems, 2005.
- [2] Samir Aknine, Suzanne Pinson, and M. F. Shakun. New coalition formation methods for multi-agent coordination. In *Group Decision and Negotiation*, Glasgow, Scotland, juillet 2000.
- [3] H. Aldewereld, D. Grossi, J. Vázquez-Salceda, and F. Dignum. Designing normative behaviour by the use of landmarks. In *International Workshop of AAMAS'05 on Agents, Norms and Institutions for Regulated Multi Agent Systems*, Utrecht, Pays-Bas, juillet 2005.
- [4] C. Bessière. *Systèmes à contraintes évolutives en intelligence artificielle*. PhD thesis, Université de Montpellier II, 1992.
- [5] C. Bessière, E. Freuder, and J.C. Regin. Using inference to reduce arc consistency computation. In *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'95)*, pages 592–599, 1995.
- [6] Gunilla M. Björklund and Lars Åberg. Driver behaviour in intersections : Formal and informal traffic rules. *Transportation Research Part F*, 8 :239–253, 2005.

- [7] Guido Boella and Leendert van der Torre. Rational norm creation : attributing mental attitudes to normative systems, part 2. In *Proceedings of 9th International Conference on Artificial Intelligence and Law*, pages 81–82, Edinburgh, UK, 2003.
- [8] Laetitia Bonte, Stéphane Espié, and Philippe Mathieu. Modélisation et simulation des usagers deux-roues motorisés dans archisim. In *Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA 2006) : Systemes multi-agents : articulation entre l'individuel et le collectif*, pages 31–44, octobre 2006.
- [9] Martin V. Butz, Olivier Sigaud, and Pierre Gérard. *Anticipatory Behavior in Adaptive Learning Systems*, chapter Anticipatory Behavior : Exploiting Knowledge About Future to Improve Current Behavior. Springer Verlag, 2003.
- [10] Cosmin Carabelea and Olivier Boissier. Coordinating agents in organizations using social commitments. In *Proceedings of the 1st International Workshop on Coordination and Organisation (CoOrg'05)*, Namur, Belgique, avril 2005.
- [11] B. Chaib-Draa, B. Moulin, R. Mandiau, and P. Millot. Trends in distributed artificial intelligence. *Artificial Intelligence Review*, 6(1) :35–66, 1992.
- [12] A. Champion, S. Espié, R. Mandiau, and C. Kolski. A game-based, multi-agent coordination mechanism - application to road traffic and driving simulations. In *Summer Computer Simulation Conference*, pages 644–649, Montréal, Québec, Canada, juillet 2003.
- [13] Alexis Champion. *Mécanisme de coordination multi-agent fondé sur les jeux : application à la simulation comportementale de trafic routier en situation de carrefour*. PhD thesis, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, décembre 2003.
- [14] Alexis Champion, Ming-Yu Zhang, Jean-Michel Auberlet, and Stéphane Espié. Behavioural simulation : towards high-density network traffic studies. In *Proceedings of the Third International Conference on Traffic and Transportation Studies (ICTTS 2002)*, pages 988–995, juillet 2002.
- [15] Simon Cohen. *Ingénierie du trafic routier. Eléments de Théorie du Trafic et Applications*. Presses de l'Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, 1993.
- [16] Jean-François Condotta. *Problèmes de satisfaction de contraintes : algorithmes et complexité*. PhD thesis, Université Paul Sabatier (Toulouse III), 2000.
- [17] P. Davidsson. *Anticipatory Behavior in Adaptive Learning Systems*, chapter : A Framework for Preventive State Anticipation. Springer, 2003.
- [18] Romuald Debruyne. Les algorithmes d'arc-consistance dans les csp dynamiques. *Revue d'intelligence artificielle*, 9(3) :239–267, 1995.
- [19] Rina Dechter. *Constraint Processing*. Morgan Kaufmann, 2003.
- [20] Yves Demazeau. From interactions to collective behaviour in agent-based systems. In *Proceedings of the First European Conference on Cognitive Science*, pages 117–132, St Malo, France, avril 1995.
- [21] Franck Dignum, David Morley, Liz Sonenberg, and Lawrence Cavedon. Towards socially sophisticated bdi agents. In *Proceedings of the 4th International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS'2000)*, pages 111–118, Boston, USA, juillet 2000.
- [22] W. Dijkstra and C. S. Scholten. Termination detection for diffusing computations. *Information Processing Letter*, 11(1) :1–4, 1980.
- [23] A. Doniec, R. Mandiau, S. Espié, and S. Piechowiak. Non-normative behaviour in multi-agent system : some experiments in traffic simulation. In *IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology (IAT) 2006 Main Conference Proceedings*, pages 30–36, Hong Kong, China, 2006.
- [24] Arnaud Doniec. *Prise en compte des comportements anticipatifs dans la coordination multi-agent : application à la simulation de trafic en carrefour*. PhD thesis, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 2006.
- [25] Arnaud Doniec, René Mandiau, Stéphane Espié, and Sylvain Piechowiak. Dealing with multi-agent coordination by anticipation : Application to the traffic simulation at junctions. In *Proceedings of the Third European Workshop on Multi-Agent Systems (EUMAS'05)*, Bruxelles, Belgique, décembre 2005.

- [26] Arnaud Doniec, René Mandiau, Sylvain Piechowiak, and Stéphane Espié. L'anticipation comme modèle d'interaction : application à la coordination multi-agent en simulation. In *Actes du 15^e congrès francophone Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA'06)*, Tours, France, Janvier 2006.
- [27] Arnaud Doniec, Sylvain Piechowiak, and René Mandiau. A DisCSP solving algorithm based on sessions. In *Recent Advances in Artificial Intelligence : Proceedings of the 18th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference (FLAIRS'05)*, pages 666–670, Clearwater, Floride, USA, mai 2005.
- [28] Amal El Fallah-Seghrouchni, Irene Degirmenciyan-Cartault, and Frédéric Marc. Modelling, control and validation of multi-agent plans in highly dynamic context. In *Proceedings of The Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS'04)*, pages 44–51, New-York, USA, août 2004.
- [29] Sameh El Hadouaj. *Conception de comportements de résolution de conflits et de coordination : Application à une simulation multi-agent du trafic routier*. PhD thesis, Université Paris VI, 2004.
- [30] Sameh El Hadouaj, Alexis Drogoul, and Stéphane Espié. How to combine reactivity and anticipation : the case of conflicts resolution in a simulated road traffic. In *Multi-Agent-Based Simulation, Second International Workshop*, pages 82–96, Boston, USA, juillet 2000. Springer.
- [31] S. Espié. Archisim, multi-actor parallel architecture for traffic simulation. In *Proceedings of the Second World Congress on Intelligent Transport Systems*, volume IV, Yokohama, Japan, novembre 1995.
- [32] Stéphane Espié. Simulation comportementale et réalité virtuelle : vers une simulation globale du système de trafic 1989-2004, Habilitation à diriger les recherches, Université de paris VI, 2004.
- [33] Stéphane Espié, Jean-Michel Auberlet, and MY. Zhang. Integrated approach for the study of new road profiles. In *Proceedings of Driving Simulation Conference (DSC'02)*, pages 175–194, Paris, France, septembre 2002.
- [34] Jacques Ferber. *Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective*. InterEditions, 1995.
- [35] Christian Freska. Using orientation information for qualitative spatial reasoning. In *Lectures Notes in Computer Science*, volume 639, pages 162–178. 1992.
- [36] Mickael P. Georgeff. Communication and interaction in multi-agent planning. In *Proceedings of the 3th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI'83)*, pages 125–129, août 1983.
- [37] JP. Georgé. *Résolution de problèmes par émergence : étude d'un environnement de programmation émergente*. PhD thesis, Université Paul Sabatier (Toulouse III), 2004.
- [38] Z. Guessoum. Adaptive agents and multi-agent systems. *Distributed Systems Online Journal, IEEE Computer Society*, 5(7), 2004.
- [39] David Hanon, Emmanuel Grislin-Le Strugeon, and René Mandiau. Un modèle décisionnel orienté comportement utilisant le vote, application à la navigation autonome en environnement simulé. In *15^{ème} Congrès Francophone Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, Tours, janvier 2006.
- [40] A. Helleboogh, T. Holvoet, and Y. Berbers. Simulating actions in dynamic environments. In *Proceedings of Conceptual Modeling and Simulation Conference 2005*, pages 123–128, Marseille, France, octobre 2005.
- [41] D. Kafura and Jean-Pierre Briot. Introduction to actors and agents. In *the Special Series on Actors and Agents, IEEE Concurrency*, 6(2) :24–29, 1998.
- [42] V. Kumar. Algorithms for constraint-satisfaction problems : A survey. *Ai Magazine*, 13(1) :32–44, 1992.
- [43] J.E Laird. It knows what you're going to do : Adding anticipation to a quakebot. In *Proceedings of Autonomous Agent'01*, pages 385–392, Montreal, Canada, 2001.
- [44] Edward Lieberman and Ajay K. Rathi. *Traffic flow theory, expansion of the Transportation Research Board (TRB) Special Report 165*, chapter 10 - Traffic simulation, pages 10–1 10–25. Oak Ridge National Laboratory, 1997.

- [45] Gérard Ligozat. Reasoning about cardinal directions. *Journal of Visual Languages and Computing*, 1(9) :23–44, 1998.
- [46] Philippe Lucidarme, Olivier Simonin, and Alain Liégeois. Implementation and evaluation of a satisfaction/altruism based architecture for multi-robot systems. In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'2002)*, pages 1007–1012, Washington DC, USA, mai 2002.
- [47] A.K. Mackworth. Consistency in networks of relations. *Artificial Intelligence*, 8 :99–118, 1977.
- [48] R. Mohr and T. Henderson. Arc and path consistency revisited. *Artificial Intelligence*, 28(2) :225–233, 1986.
- [49] R. Obermarck. Distributed deadlock detection algorithm. *ACM Transaction on Database Systems*, 7(2) :187–208, 1982.
- [50] Gauthier Picard and Marie-Pierre Gleizes. Cooperative self-organization to design robust and adaptive collectives. In *Proceedings of the Third European Workshop on Multi-Agent Systems (EU-MAS'05)*, Bruxelles, Belgique, décembre 2005.
- [51] S. Piechowiak and Y. Hamadi. *Organisation et applications des SMA*, chapter Problèmes de satisfaction de contraintes et systèmes multi-agents, pages 169–205. R. Mandiau and E. Grislin-le Strugeon, Hermes, 2002.
- [52] D. A. Reece and S. A. Shafer. A computational model of driving for autonomous vehicles. *Transportation Research*, 27(1) :23–50, 1993.
- [53] R. Rosen. Planning, management, policies and strategies : Four fuzzy concepts. *International Journal of General Systems*, 1 :245–252, 1974.
- [54] R. Rosen. *Anticipatory Systems - Philosophical, Mathematical and Methodological Foundations*. Pergamon Press, 1985.
- [55] F. Saad. In-depth analysis of interactions between drivers and the road environment : contribution of on-board observations and subsequent verbal report. In *Proceedings of the 4th Workshop of ICTCT(International Co-operation on Theories and Concepts in Traffic Safety)*, pages 65–79, Vienne, Autriche, novembre 1991.
- [56] Farida Saad and Bernard Schnetzler. Un modèle conceptuel du comportement des conducteurs en conduite en file sur autoroute, rapport de convention. Technical report, INRETS/DRAST, octobre 1994.
- [57] J.P. Seward. An experimental analysis of latent learning. *Journal of Experimental Psychology*, 1949.
- [58] Yoav Shoham and Moshe Tennenholtz. On social laws for artificial agent societies : Off-line design. *Journal of Artificial Intelligence*, 1-2(73) :231–252, 1995.
- [59] Olivier Simonin. *Le modèle satisfaction-altruisme : coopération et résolution de conflits entre agent situés réactifs, application à la robotique*. PhD thesis, Université de Montpellier II, 2001.
- [60] S. Stinckwich. L'anticipation dans les systèmes complexes. conséquences pour la simulation. In *9^e Journées de Rochebrune, Rencontres interdisciplinaires sur les systèmes complexes naturels et artificiels*, 2003.
- [61] W. Stolzmann. Anticipatory classifier systems. In *Genetic Programming 1998 : Proceedings of the Third Annual Conference*, pages 658–664, San Francisco, USA, 1998.
- [62] Rahul Sukthankar, John Hancock, Shumeet Baluja, Dean Pomerleau, and Charles Thorpe. Adaptive intelligent vehicle modules for tactical driving. In *Proceedings of AAAI-1996, Workshop on Intelligent Adaptive Agents*, pages 13–22, Portland, USA, août 1996.
- [63] Heikki Summala. Towards understanding driving behaviour and safety efforts. In *Proceedings of the International Workshop on Modelling Driver Behaviour in Automotive Environments*, pages 105–111, Ispra, Italie, mai 2005.
- [64] E. Tolman. *Purposive behavior in animals and men*. New-York : century, 1932.
- [65] Vissim. *VISSIM 3.70 User Manual*. PTV Planung Transport Verkehr AG : Karlsruhe, Germany, 2003.
- [66] F. von Martial. Coordination by negotiation based on a connection of dialogue states with actions. In *DAI Workshop*, 1992.

- [67] Makoto Yokoo. *Distributed Constraint Satisfaction : Foundations of Cooperation in Multi-agent Systems*. Springer Verlag, 2001.