

Simulation de perception humaine limitée : étude de l'influence d'un paramètre de seuil

Utku Görkem Ketenci^{a,b}
utku.ketenci@ifsttar.fr

Emmanuelle Grislin-Le Strugeon^b
emmanuelle.grislin@univ-valenciennes.fr

Roland Brémond^a
roland.bremond@ifsttar.fr

Jean Michel Auberlet^a
auberlet@ifsttar.fr

^a Université Paris Est, LEPSIS, IFSTTAR
58, boulevard Lefebvre 75732 Paris Cedex 15

^b Univ. Lille Nord de France, UVHC, LAMIH,
F-59313 Valenciennes, France

Résumé

Les Systèmes Multi-Agents constituent désormais une des approches fréquemment utilisées dans un objectif de modélisation et de simulation de trafic routier. Des progrès restent toutefois à accomplir en vue d'améliorer le réalisme des comportements humains simulés, dont le comportement des conducteurs automobiles. En particulier, si le processus de décision a fait l'objet de nombreux travaux, le processus de perception a été relativement peu approfondi. Notre hypothèse est qu'une amélioration pourrait provenir de la prise en compte de la limitation de capacité de la perception simulée. Ce travail vise ainsi à intégrer un seuil de perception à un modèle d'agent afin d'étudier son influence sur le comportement global du trafic simulé.

Mots-clés : agent, perception, simulation multi-agents

Abstract

Multi-Agent Systems are one of the approaches frequently used to model and simulate road traffic. There are still advances to realize yet in order to improve the realism of the simulated human behaviors, including the behavior of the drivers. While the decision process has been studied in numerous works, the perception process has been less deeply addressed. Our hypothesis is that taking into account the bounded capacity of the simulated perception may improve the simulations. This work aims thus to integrate a perception threshold to the agent model, and to study its influence on the global behavior of the simulated traffic.

Keywords: agent, perception, multi-agent simulation

1 Introduction

Les Systèmes Multi-Agents (SMA) sont utilisés depuis plusieurs années en simulation de trafic routier [5, 20, 7], en particulier dans le cadre des modélisations dites « microscopiques » du trafic, dans lesquelles le comportement de chaque entité est simulé. Il reste toutefois des progrès à accomplir en terme de réalisme, en particulier concernant le comportement des conducteurs. La modélisation orientée agent du conducteur a été principalement étudiée du point de vue de la résolution de problème [19]. Or, dans le cadre de l'accidentologie des transports, la simulation de la perception présente également un intérêt certain [13].

La perception a été relativement peu étudiée dans le cadre des SMA. Dans les modèles d'agents, si le module décisionnel a fait l'objet de nombreux travaux, le module de perception est souvent réduit à un filtre passif. Le processus de perception est pourtant complexe dès lors que l'on considère les actions à réaliser pour :

- d'une part, passer des données brutes perçues à leur interprétation ;
- d'autre part, prendre en compte le double aspect de la perception, qui comprend à la fois la réception d'événements et la prise d'information.

C'est sur ce dernier point que nous nous sommes focalisés. Les deux facettes du processus correspondent respectivement à la *perception passive*, avec la détection de signaux par les capteurs (réels ou simulés) pour les agents artificiels, ce qui correspond à la réception involontaire d'événements sensoriels pour les humains, et la *perception active*, qui est la perception dirigée par la décision, dans laquelle l'état de certains éléments de l'environnement est volontairement détecté [17]. Cet aspect actif de la

perception avait été souligné par Ballard [4].

En simulation multi-agents, la perception passive consiste à « capter » dans l'environnement tous les éléments accessibles. De telles méthodes de perception limitent généralement la zone d'accessibilité (par une simulation du champ visuel par exemple), mais permettent une recherche exhaustive dans cette zone, avant d'appliquer un filtrage dépendant de l'objectif de l'agent. Par exemple, dans le contexte d'une situation de carrefour encombré, cela consiste à permettre l'accès à toutes les informations sur tous les objets présents dans la zone considérée et susceptibles d'interagir avec l'agent.

Or cette approche peut apparaître peu réaliste dès lors qu'il s'agit de simuler la perception humaine. Par exemple, dans le contexte d'une situation de carrefour encombré, cette procédure permet l'accès à toutes les informations sur tous les objets présents dans la zone considérée et susceptibles d'interagir avec l'agent. Or, il a été montré en psychologie [22] que la charge cognitive influe sur les prises de décision de l'opérateur humain : celui-ci ne serait capable de percevoir et traiter qu'un volume limité d'informations à la fois [22, 21]. Dans le cadre de la conduite automobile, cela pourrait se traduire par la prise en compte d'une partie seulement des éléments susceptibles d'entrer en interaction avec la trajectoire planifiée du conducteur. C'est l'hypothèse à la base des travaux présentés ci-dessous. A terme, l'objectif est de montrer que l'introduction d'une perception limitée permet de rendre plus réaliste le comportement des conducteurs simulés. La validation de la proposition utilisera des données réelles en carrefour.

Le contexte de la perception agent et de sa capacité limitée est présenté en partie 2. Un modèle de perception à capacité limitée est proposé en partie 3. Ce modèle est appliqué dans le cadre de la simulation de conducteurs automobiles en partie 4. Les résultats des tests réalisés sur la base de données issues d'un carrefour réel sont présentés en partie 5, avant de conclure.

2 Modélisation de la perception agent

2.1 Les agents situés

Les agents principalement concernés par la modélisation de la perception sont les agents situés qui sont particulièrement dépendants de leur environnement. Un agent situé perçoit son envi-

ronnement via des capteurs. Dans un contexte de simulation, ces capteurs se situent à l'interface entre les entités de l'environnement et l'agent. Les données issues de ces capteurs sont interprétées par l'agent en fonction de la représentation qu'il a de son environnement.

Le processus de perception de l'environnement produit un ensemble de percepts, qui seront utilisés par l'agent pour décider des prochaines actions à réaliser. La perception est classiquement divisée en trois phases principales :

1. L'acquisition de données représente l'étape de perception « sensorielle » qui consiste à acquérir un ensemble de données sur l'environnement à l'aide de capteurs, réels (caméra ou capteurs infra-rouge pour un robot par exemple) ou simulés (accès à certains éléments d'une base de données pour un agent logiciel par exemple).
2. L'interprétation consiste à faire correspondre des représentations d'éléments de l'environnement aux données issues de la phase d'acquisition. Par exemple, reconnaître l'objet « table » pour le robot, ou un véhicule arrivant de la droite pour le conducteur simulé.
3. Le filtrage a pour but de sélectionner une partie des percepts obtenus, afin de fournir uniquement des données pertinentes, potentiellement utiles au processus de décision.

Dans le contexte de la simulation de trafic, le modèle standard de perception est un modèle de perception passive, dans lequel l'agent reçoit des stimuli externes. En phase de perception, l'agent reçoit autant de données que possibles, sans qu'il lui soit nécessaire de raisonner quant à ses besoins en terme de percepts. Concrètement, le conducteur simulé perçoit tout ce qui lui est accessible, avec parfois une restriction sur cet ensemble de données, restriction liée à la représentation du champ visuel par exemple.

A l'opposé, la perception active est une perception dirigée par les besoins de l'agent. L'agent explicite les éléments qu'il lui faut percevoir dans son environnement en fonction des besoins liés à la tâche en cours : par exemple, j'ai besoin de savoir si la cellule X est libre avant de me déplacer, je capte donc son état actuel.

Ces deux modes de perception, active et passive, correspondent aux deux processus d'information de la perception humaine [15, 18], qui est caractérisée par :

- un processus *top-down*, dirigé par les buts : les humains portent attention à certains éléments environnementaux en fonction de leurs buts ou intentions, qui déterminent la pertinence des informations obtenues.
- un processus *bottom up*, dirigé par les données : l'attention est conditionnée par l'attractivité (appelée également « saillance ») des données, à savoir la capacité des items de l'environnement à capter, ou retenir, plus ou moins l'attention.

Ce double aspect de la perception est intégré dans différents modèles d'agents.

Par exemple, le système de perception active décrit par Ferber [11] reçoit simultanément l'information en provenance des capteurs d'une part, les attentes et les buts en fonction de l'état interne de l'agent d'autre part.

Le modèle d'agent de dialogue proposé par Chimir et al. [8] intègre un cycle qui prend également en compte les deux processus de perception. Ce cycle, basé sur les travaux de Neisser [23] sur la modélisation de la perception humaine, comprend un ensemble de schémas d'anticipation qui préparent à la réception d'événements sensoriels et guident l'exploration de l'environnement (Fig 1). Ce cycle comprend l'actualisation de la représentation de l'environnement en fonction des changements détectés. Une méthode similaire est utilisée dans [25] afin de court-circuiter le processus de décision et de passer directement à l'action suivante lorsque les changements sont négligeables.

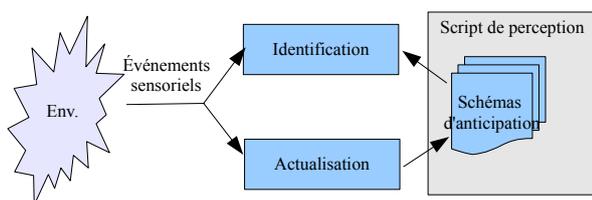


FIGURE 1 – Le cycle identification / actualisation, d'après [8].

Dans l'architecture d'agent située proposée dans [26], le module de perception comprend un filtrage réalisé lors de la capture de données par le biais d'une sélection de l'attention dirigée par le module décisionnel (Fig. 2).

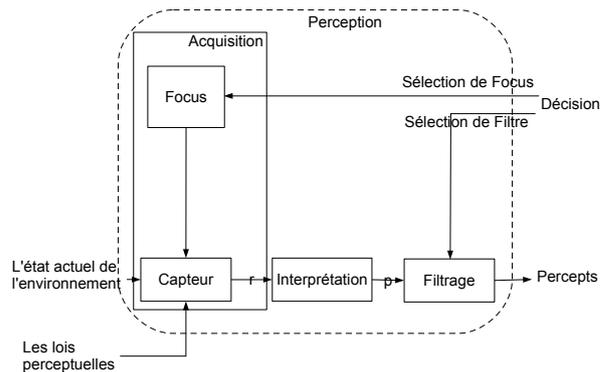


FIGURE 2 – Modèle de perception active, d'après Weyns[26].

2.2 Aspects de la perception en science cognitive

Puisque notre objectif est d'améliorer le réalisme de la simulation de certains comportements humains, il nous est apparu intéressant de nous pencher sur les travaux relatifs à la perception dans le domaine des sciences cognitives.

Perception active et passive. Plusieurs aspects de la perception active ont été considérés en psychologie et en sciences cognitives.

En psychologie cognitive, la boucle standard est la boucle perception-cognition-décision-action. Cependant, certains auteurs remettent en cause l'aspect « bottom-up » de ce processus de traitement de l'information, et proposent un schéma inversé dans lequel c'est l'action qui commande la perception [6].

La littérature sur l'attention, en psychologie, s'est notamment intéressée au concept de saillance visuelle, y compris en proposant des algorithmes de calcul de la « carte saillance », de manière à sélectionner les éléments qui attirent l'attention dans une scène visuelle [14]. Gibson a proposé une théorie « écologique » de la perception, dans laquelle les « affordances » des objets de l'environnement impactent directement la sélection attentionnelle [12]. Ces affordances dépendent fortement de la tâche en cours.

Perception limitée. Un modèle de la mémoire humaine bien connu est celui proposé par Atkinson et Shiffrin [2], incluant trois étapes de traitement et d'enregistrement des informations par :

- la mémoire sensorielle qui sert à convertir les signaux en données compréhensibles ;

- la mémoire à court terme qui sert à traiter l'information courante ;
- la mémoire à long terme qui permet de stocker l'information en vue d'une utilisation future.

Dans le cadre de la simulation de la perception humaine, ce sont les deux premières étapes qui sont concernées.

La première étape fait l'objet de travaux, principalement dans les domaines de la robotique et de la réalité virtuelle, portant sur le champ visuel, les occultations d'objets, la fixation de l'attention [4].

La deuxième étape est celle qui nous intéresse plus particulièrement dans le cadre des travaux présentés ici. Il est couramment admis en psychologie cognitive que la mémoire à court terme, ou « mémoire de travail », est limitée non seulement en durée, mais également en nombre d'unités d'information (« chunks ») pouvant être traitées à la fois (une unité d'information pouvant représenter un nombre, un mot, une position aux échecs, un visage, ...). Les auteurs ne s'accordent toutefois pas sur ce nombre d'unités maximal, longtemps supposé compris entre 5 et 9 [22]. Ce nombre est désormais remis en cause, le seuil étant considéré plus faible et variable selon de nombreux facteurs [10], notamment la charge mentale.

Cette caractéristique — les humains ne peuvent traiter qu'un nombre limité de données simultanément — peut être modélisée par un filtrage quantitatif intervenant dans le processus de perception : si le but courant requiert un volume de données qui dépasse la capacité de l'agent, celui-ci doit sélectionner les percepts les plus pertinents. Les limitations concernent les aspects séquentiels du traitement de l'information, par opposition aux aspects massivement parallèles, automatisés [24]. La sélection attentionnelle a pour principale fonction de choisir les éléments de l'environnement pertinents pour la tâche en cours, sous cette contrainte de ressources limitées [3].

Perception active et limitée. Le souci de réalisme dans la simulation de la perception humaine, nous conduit ainsi à une modélisation présentant deux caractéristiques qui sont a) l'intégration des perceptions actives et passives, et b) la limitation des traitements associés. L'intégration des perceptions actives et passives présente des difficultés liées à la dépendance du modèle de pertinence des informations vis-à-vis de la tâche en cours. C'est pourquoi nous nous sommes

intéressés ici à l'influence d'une limitation du nombre d'éléments perçus qui sont traités effectivement par l'agent, selon un filtrage appliqué par le processus *top-down* de la perception.

3 Intégration d'une limitation dans le traitement des percepts

3.1 Principe

Le travail présenté ici consiste ainsi à étudier l'influence d'une limitation du nombre d'éléments perçus qui sont traités effectivement par l'agent, l'objectif étant, à terme, d'améliorer le réalisme de la simulation. Cette limitation est réalisée selon une stratégie similaire à celle qui est réalisée par la perception humaine et consiste à trier les percepts pour ne retenir que les plus pertinents.

La limitation de la perception peut se concevoir de différentes façons, à savoir en tant que :

1. limite en nombre d'éléments perçus, chaque élément étant considéré d'importance équivalente ;
2. limite quantitative globale, avec répartition non uniforme selon la complexité de l'interaction avec les éléments perçus.

Ces deux points peuvent être considérés comme les étapes, de complexité croissante, de notre travail. Nous présentons ci-dessous la première étape, basée sur le principe d'une capacité limitée représentée par le nombre d'éléments perçus, ou percepts.

La limitation de capacité représente une sélection parmi les percepts. Selon une approche qui serait uniquement *passive* de la perception, la sélection consisterait à simplement arrêter le processus de perception dès lors que le seuil de capacité est atteint. Or, nous considérons une approche à la fois *active et passive*, selon laquelle l'agent dirige activement le focus de perception dans son environnement en fonction de l'objectif courant. Cela conduit à prendre l'hypothèse de l'existence d'un ordre sur l'ensemble des percepts : seul un nombre limité de percepts, les premiers par ordre d'importance pour la décision de l'agent, est considéré pour le traitement de l'information.

3.2 Proposition

Notre proposition consiste en la mise en œuvre d'une perception active, réalisée selon un processus *top-down* qui inclut une limitation en

nombre d'objet perçus. Dans ce but, deux types de filtre ont été distingués :

- Les filtres top-down sont utilisées pour trier les percepts selon le(s) critère(s) imposé(s) par le module de décision. Ce choix de critère dépend de l'intention courante, comme par exemple, la traversée de carrefour par un automobiliste.
- Les filtres de limitation permettent de limiter le nombre d'objets perçus.

La proposition a été développée pour un contexte de prise de décision spécifique, qui est celle du comportement du conducteur en carrefour. Dans ce contexte et sur la base des travaux de Mandiau et al. [19] pour une implémentation en SMA, la prise de décision consiste à faire un choix de comportement selon une méthode issue de la théorie des jeux, et consistant à résoudre un ensemble de conflits sur un ordre d'arrivée des véhicules au carrefour. Notre proposition se situe en amont de la résolution du problème, en fournissant la liste des percepts (et des situations de conflits associées) qui sont utiles à considérer pour la résolution des conflits.

La perception commence par la "collecte" d'un ensemble de percepts selon le processus top-down, c'est-à-dire des percepts volontairement choisis selon les focus de l'agent. Ces percepts font ensuite l'objet d'un filtrage, qui ne conserve que certains d'entre eux.

Dans notre contexte, la collecte des percepts consiste en la détection des autres agents conducteurs. L'agent estime ensuite les trajectoires futures des agents perçus afin de détecter de possibles intersections avec sa propre trajectoire. Une intersection de trajectoires fait apparaître un *conflit*, qui peut provenir de l'interaction de deux agents ou plus. Dans notre cas, les percepts sont ainsi regroupés par conflit, un percept pouvant appartenir à plusieurs conflits. La sélection des percepts a été réalisée en tant que filtre dont l'action intervient après la perception sensorielle. Elle consiste à sélectionner les σ premiers percepts appartenant aux éléments de la liste ordonnée des conflits détectés (voir Algorithme 1).

L'algorithme prend en entrée la liste de tous les conflits (*conflictListIn*) et fournit en sortie cette liste modifiée (*conflictListOut*), dans laquelle chaque conflit est considéré sous l'angle d'un ensemble restreint de percepts. La liste des conflits est ordonnée selon la distance avant conflit, qui est interprété comme une estimation de la pertinence du conflit en vue de la sélection du percept. Les percepts de chacun de ces

Algorithm 1 TopDownProcess()

Require: σ : seuil de charge (nombre maxi. de percepts)
Require: *conflictListIn* : liste des conflits détectés

```

conflictListIn.sort() {ordonne la liste des conflits
selon le temps avant conflit}
conflictListOut  $\leftarrow$  [] {liste des conflits à considérer}
nbPercepts  $\leftarrow$  0 {nb de percepts}
conflict  $\leftarrow$  conflictListIn.first() {conflit cour-
rant}
while (nbPercepts <  $\sigma$ ) and (conflict) do
  conflict.percepts.sort() {ordonne les percepts se-
lon la distance au conflit}
  percept  $\leftarrow$  conflict.percepts.first()
  perceptList  $\leftarrow$  [] {liste des percepts à considérer}
  while (nbPercepts <  $\sigma$ ) and (percept) do
    perceptList.add(percept)
    nbPercepts  $\leftarrow$  nbPercepts + 1
    percept  $\leftarrow$  conflict.percepts.next()
  end while
  if (perceptList  $\neq$  []) then
    conflict.percepts  $\leftarrow$  perceptList
    {modification des percepts}
    conflictListOut.add(conflict)
  end if
  conflict  $\leftarrow$  conflictListIn.next()
end while
return conflictListOut

```

conflits (*conflict.percepts*) sont examinés séquentiellement tant que le seuil de capacité n'est pas atteint.

4 Application à la simulation de l'agent conducteur

4.1 Situation de carrefour

La modélisation du comportement des agents conducteurs comprend deux modes, l'un pour la section courante et l'autre pour le carrefour.

Concernant le comportement en section courante, la vitesse de l'agent tend vers la vitesse désirée, à moins que les autres conducteurs ne l'en empêchent. L'interaction entre deux agents consécutifs a été implantée selon des « lois de poursuite » usuelles en simulation de trafic, comme dans [16].

Concernant le comportement en carrefour, il s'agit d'un problème ayant précédemment fait l'objet de différents travaux dans le domaine multi-agents [9, 19]. L'intérêt du carrefour réside dans la nécessité pour les agents de co-ordonner leurs actions pour éviter les interblocages et les accidents en présence de situations compétitives. Nos travaux se basent sur l'algorithme de [19] : le conducteur simulé sélectionne

tionne un certain nombre de joueurs à l'approche du carrefour, et décide à chaque pas de temps d'avancer ou de s'arrêter selon son évaluation des priorités par rapport aux autres joueurs sélectionnés pour le jeu. La décision GO / STOP est ensuite traduite en une accélération grâce à la loi de poursuite.

Afin de valider le modèle, nous avons choisi de modéliser un carrefour réel, situé à Reggio Calabria en Italie, pour lequel des données (débits d'entrée par axe, pourcentages de mouvements tournants) sont disponibles [19].

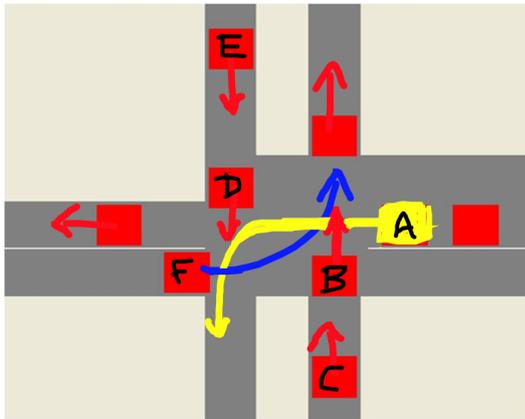


FIGURE 3 – Capture d'écran d'une situation de carrefour, simulée avec RePast [1].

La capture d'écran illustre le carrefour qui a été modélisé (Fig 3, les véhicules sont représentés par des carrés, leurs directions par des flèches). Chaque branche contient une voie vers le carrefour et une voie en sortie du carrefour sauf la branche Est qui possède deux voies entrantes et une voie sortante.

Dans le contexte de la simulation de trafic, la pertinence des percepts (fonction *conflict.percept.sort()* de l'algorithme 1) a été traduite par un ordre des véhicules perçus selon la distance au point de conflit potentiel.

Pour mieux expliquer le fonctionnement de la procédure top-down, notre scénario est décrit du point de vue de l'agent A avec la limitation σ égale à 4. D'abord, l'agent perçoit les véhicules qui font partie de ses focus attentionnels. Les focus (Fig. 2) sont les zones d'intérêt qui peuvent inclure des agents avec lesquels l'agent courant est potentiellement en conflit. Dans le contexte de la conduite automobile, la zone du carrefour et les voies arrivantes vers le carrefour correspondent aux focus. Donc, l'agent A perçoit parallèlement (voir section 2.2) les agents

B,C,D,E,F et détecte les zones de conflit potentiel avec eux (Fig. 4).

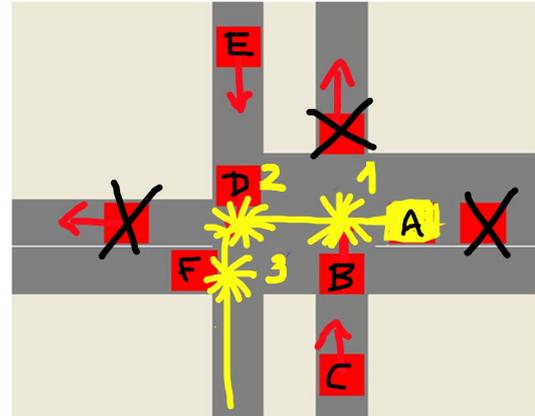


FIGURE 4 – Les conflits potentiels identifiés avant application d'un seuil de perception.

La liste triée des conflits pour A sont :

- Conflit 1 : avec B,C et F
- Conflit 2 : avec D et E
- Conflit 3 : avec D,E et F

Suite à cette phase de détection de conflits potentiels, le processus top-down trie les percepts (ici, les autres agents) selon leur distance au point de conflit, prend en compte les premiers σ et élimine le reste. « Conflit 1 » garde ses 3 percepts en laissant une seule ressource disponible pour traiter « Conflit 2 ». Ensuite, grâce au tri effectué, A trouve son principal adversaire au point de « Conflit 2 » : D. Finalement, puisqu'il ne reste plus de ressource disponible, l'agent ne peut pas traiter « Conflit 3 ». A la fin de ce processus de sélection, L'agent A a la représentation (Fig. 5) :

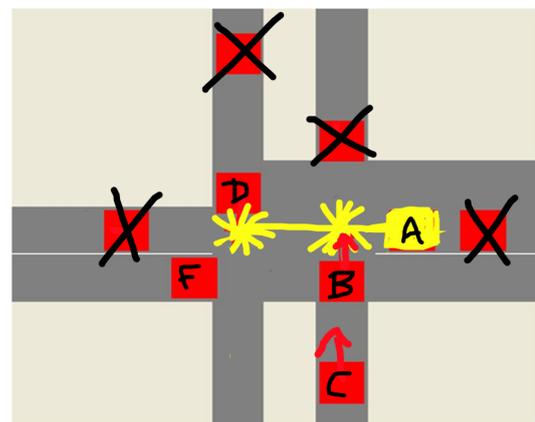


FIGURE 5 – Les conflits potentiels après application d'un seuil de perception $\sigma = 4$.

- Conflit 1 : avec B,C et F
- Conflit 2 : avec D

4.2 Simulations réalisées

Le développement et l'implémentation ont été réalisés avec l'outil de simulation multi-agent RePast [1]. Les simulations ont été exécutées sur une machine Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU E6750 @ 2.66GHz 2.67 GHz, avec 1 Go de RAM.

Dans ce travail, seuls les panneaux de signalisation (stop à l'Est et à l'Ouest) et les autres véhicules sont perçus.

Chaque scénario a fait l'objet de 100 répliques (une heure de trafic simulé à chaque fois) et correspond à l'étude du paramètre σ en nombre d'objets perçus. Les débits d'entrée sur les 4 branches du carrefour correspondent à des données réelles mesurées toutes les 5 minutes. Nous avons utilisé les débits et la matrice origine/destination de Reggio Calabria pour générer les différentes répliques.

Nous avons examiné l'influence du paramètre σ en comparant la moyenne des performances d'écoulement (débits), le nombre d'accidents, les temps d'exécution et nombre d'interblocages sur 100 répliques. Les débits ont été comparés à ce qui a été mesuré sur le carrefour de Reggio Calabria.

5 Résultats

5.1 Ecoulement du trafic

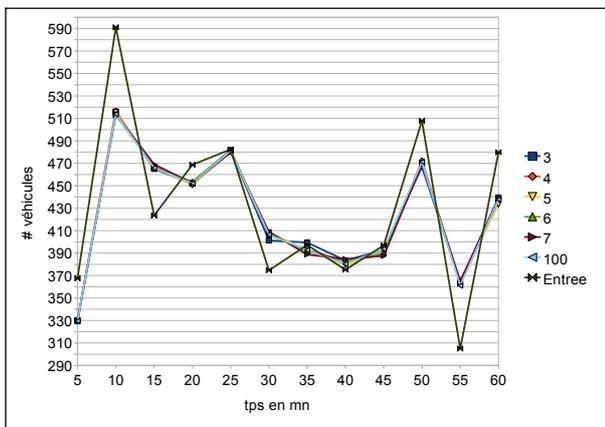


FIGURE 6 – Les débits d'entrée sur les voies Est pour différentes valeurs de σ (3 à 100) en fonction du temps écoulé.

Disposant de peu de données pour notre simulation, nous sommes conscients que nous ne pouvons valider notre modèle en nous reposant sur les seules données de débits d'entrée de la simulation. Pourtant ces données vont nous servir à tester la consistance de notre algorithme, sur l'écoulement du trafic au carrefour, en prenant l'hypothèse suivante :

Si les débits d'entrée simulés, mesurés en entrée de carrefour, sont proches de ceux observés alors l'écoulement du trafic (et donc la résolution de conflits) est cohérent avec les données disponibles.

Pour mesurer cet écart, nous utilisons l'indicateur RMSE (root mean square error) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i^{simu} - x_i^{obs})^2}$$

Le RMSE est la racine carré de la moyenne d'erreur quadratique. Les résultats sont présentés dans la Table 1.

σ	RMSE	Sud	Nord	Est
3	abs.	64,1	37,03	31,02
	%	7,86	8,65	4,53
4	abs.	64,46	37,12	31,94
	%	7,9	8,67	4,66
5	abs.	65,74	38,43	32,9
	%	8,06	8,98	4,8
6	abs.	64,82	37,94	33,79
	%	7,94	8,86	4,93
7	abs.	64,7	38,68	33,77
	%	7,93	9,04	4,93
100	abs.	66,31	37,23	34,06
	%	8,13	8,7	4,97

TABLE 1 – Comparaison débit simulé, débit mesuré (RMSE) en fonction de σ sur les branches Sud, Nord et Est, pour 100 h simulées. On note % = $RMSE \times 100 / \text{Debit Moyen}$.

Compte tenu du faible débit de véhicules sur la branche Ouest, les tests ne sont pas significatifs sur cette branche du carrefour. Nous pouvons

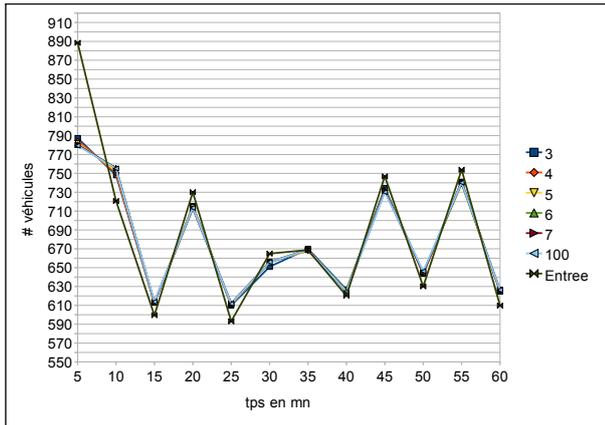


FIGURE 7 – Les débits d’entrée sur la voie Nord pour différentes valeurs de σ (3 à 100) en fonction du temps écoulé.

constater que l’algorithme de perception active ne dégrade pas les performances de la simulation du point de vue de l’écoulement (Fig. 6 et 7) comparées aux résultats dans [9, 19], puisque l’erreur (RMSE%) est en moyenne inférieure à 10 %.

On s’attendait à ce que l’écart entre le débit d’entrée réel et le débit d’entrée simulé diminue avec σ . Dans le scénario où l’agent ne perçoit rien ($\sigma = 0$), le débit de sortie (si on ne tient pas compte des accidents) est égal au débit d’entrée. On observe (Fig. 8) que cet écart mesuré par le nombre d’accident reste limité, ce qui est en faveur du modèle proposé.

Par ailleurs, l’implantation de l’algorithme de perception limitée pouvait créer un phénomène émergent où une des branches domine la fluidité du carrefour. Grâce aux résultats obtenus lors des expérimentations, il s’est confirmé que la performance de la simulation n’a pas été impactée négativement par l’algorithme de perception limitée.

5.2 Accident

Un accident est détecté lorsque la distance entre les centres des véhicules est inférieure à leur longueur. Comme on peut s’y attendre et comme on peut le voir sur le graphique (Fig. 8), il y a une forte corrélation entre le nombre de percepts et le nombre d’accidents. Plus l’agent perçoit, plus il a une représentation complète de l’environnement, moins il a de risque d’avoir un accident. Toutefois, l’écart reste faible entre les résultats obtenus pour des valeurs de σ entre 5 et

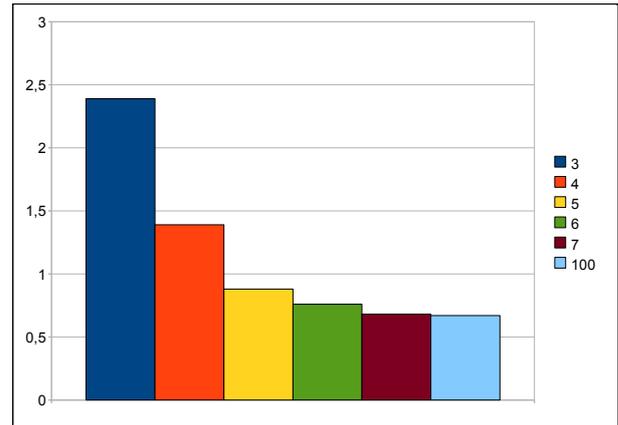


FIGURE 8 – Nombre d’accidents en fonction de la limite de perception σ (en nombre d’accidents par réplication).

100, alors qu’il se creuse nettement pour les valeurs 3 et 4.

En cas d’accident dans notre simulation, les voitures continuent à rouler avec leur vitesse actuelle et la simulation ne s’arrête pas ; ceci afin de pouvoir comparer les simulations entre elles.

5.3 Interblocage

Les agents ne peuvent pas occuper le même espace sauf en cas d’accident comme il a été expliqué au paragraphe précédent. Donc, un agent peut être bloqué (il n’avance plus) dans le carrefour s’il perçoit un agent sur sa trajectoire. Un interblocage est défini, dans notre contexte, par un blocage mutuel entre plusieurs véhicules. Si le véhicule fait partie d’une chaîne de blocages (e.g. A bloque B, B bloque C, C bloque D et D bloque A), l’interblocage est détecté. Dans ce cas, la situation est débloquée en permettant aux voitures qui font partie de la même chaîne d’interblocage de rouler les unes sur les autres. Ainsi la simulation ne s’arrête pas ; ceci afin de pouvoir comparer les simulations entre elles.

On voit une augmentation du nombre d’interblocages avec le nombre de percepts (Fig. 9). Cette concordance entre le nombre de percepts et le nombre d’interblocages est probablement liée au temps passé dans le carrefour. On peut penser que si les agents raisonnent avec plusieurs percepts ils deviennent plus prudents, et passent plus de temps dans le carrefour. Cette prudence limite les accidents mais multiplie le nombre d’interblocages.

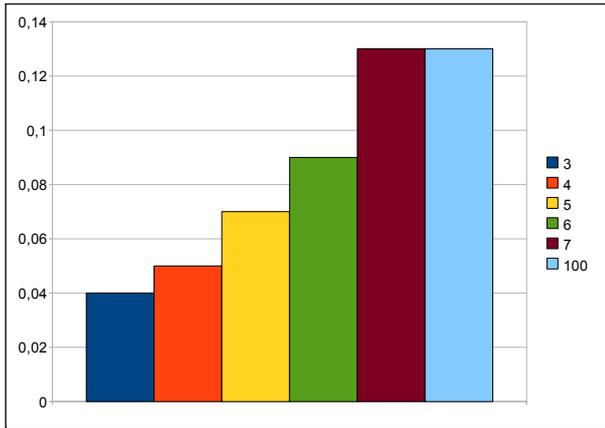


FIGURE 9 – Nombre d’interblocages en fonction de la limite de perception σ (en nombre d’interblocages par réplique).

5.4 Temps d’exécution

Le temps d’exécution augmente avec le nombre de percepts à considérer par l’agent : s’il y a moins de percepts, le raisonnement traite moins de données et prend moins de temps. Ceci est particulièrement visible dans la différence, qui intervient dans le temps de raisonnement, entre les valeurs 3 et 4 du nombre de percepts retenus pour la prise de décision (Fig. 10).

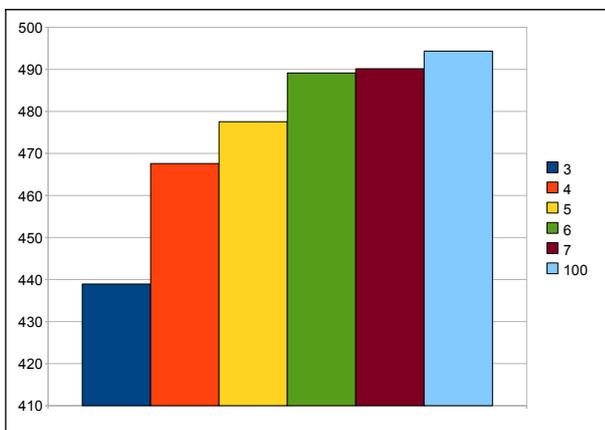


FIGURE 10 – Temps d’exécution (en sec.) en fonction de la limite de perception σ .

6 Conclusion et Perspectives

Afin de créer un comportement simulé plus réaliste, nous avons implanté la partie top-down de la perception, ce qui nous a permis d’étudier une perception limitée. En changeant le seuil σ des percepts, on a examiné l’effet de ce changement

sur les indicateurs (débits, nombre d’accidents, nombre d’interblocages, temps d’exécution).

Nous constatons qu’il n’y a pas de différence comportementale notable concernant le nombre d’accidents jusqu’à un certain seuil de capacité perceptive (autour de 5 dans notre contexte). Par contre, les agents font moins de calcul s’ils perçoivent moins, ce que l’on peut aussi interpréter, psychologiquement, en terme de charge mentale. Ces résultats nous confortent dans l’idée qu’il est inutile de simuler la perception de tous les éléments et l’intérêt de choisir les percepts pertinents par la perception active, cette sélection permettant de réalisant un gain en temps d’exécution.

Nous avons testé l’impact d’un seuil constant. Cependant, afin d’avoir un modèle plus complet et d’augmenter le réalisme du comportement simulé, il faudrait implémenter un seuil qui varie par rapport à la complexité de décision et d’action du but courant. Par exemple, dans le carrefour, la décision et l’action de tourner à droite nécessitent moins de ressources cognitives que celles de tourner à gauche. Donc tourner à droite utilise moins de charge cognitive et il reste plus de ressource disponible pour traiter plus de percepts. Cette notion reste à étudier dans de futurs travaux.

Les percepts plus saillants attirent l’attention des conducteurs bien qu’ils ne soient pas pertinents selon le but actuel. Dans ce contexte, la saillance dépend des caractéristiques visuelles de l’objet. Donc la saillance est perçue d’une façon ascendante et elle est la notion essentielle de la perception bottom-up. Dans nos futurs travaux, nous souhaitons intégrer ce processus bottom-up de perception dans notre modèle. Le processus bottom-up sera modélisé comme un distracteur sur le processus top-down, utile à la simulation de la non-détection des piétons et de situations accidentogènes qui consistent en nos objectifs à long terme.

Pour valider notre modèle, il serait utile de le confronter à des ensembles de données trafic plus riches en information, prenant en compte notamment les débits de sortie et les temps d’attente aux carrefours.

Références

- [1] Repast "<http://repast.sourceforge.net/>", 2010.
- [2] R. Atkinson and R. Shiffrin. Human memory : a proposed system and its control

- processes. In K. Spence and J. Spence, editors, *the psychology of learning and motivation : advances in research and theory*, volume 2. New York : Academic Press, 1968.
- [3] E. Awh, K. M. Armstrong, and T. Moore. Visual and oculomotor selection : links, causes and implications for spatial attention. *Trends in Cognitive Sciences*, 10(3) :124 – 130, 2006.
- [4] D.H. Ballard. Animate vision. *Artificial Intelligence*, 48 :57–86, 1991.
- [5] Ana L. Bazzan. A distributed approach for coordination of traffic signal agents. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 10 :131–164, January 2005.
- [6] A. Berthoz, editor. *La décision*. Odile Jacob Sciences, 2003.
- [7] A. Champion, M.Y. Zhang, J.M. Auberlet, and S. Espié. Behavioural simulation towards highdensity network traffic studies. *Traffic and Transportation Studies (Proceedings of ICTTS)*, pages 988–995, January 2002.
- [8] Igor A. Chimir, Waheeb A. Abu-Dawwas, and Mark A. Horney. Neisser’s cycle of perception : Formal representation and practical implementation. *Journal of Computer Science (Special Issue)*, pages 106–111, 2005.
- [9] A. Doniec, R. Mandiau, S. Espié, and S. Piechowiak. Comportements anticipatifs dans les systèmes multiagents. application à la simulation de trafic routier. *Revue d’Intelligence Artificielle*, 21-2 :185–223, 2007.
- [10] Jeanne Farrington. From the research : Myths worth dispelling - seven plus or minus two. *Performance Improvement Quarterly*, 23(4) :113–116, 2011.
- [11] Jacques Ferber. *Les systèmes Multi-Agents : Vers une intelligence collective*. InterEditions, 1995.
- [12] J. J. Gibson, editor. *The Ecological Approach to Visual Perception*. Boston : Houghton Mifflin, 1979.
- [13] B.L. Hills. Vision, visibility and perception in driving. *Perception*, 9 :183–216, 1980.
- [14] L. Itti and C. Koch. Computational modelling of visual attention. *Nature Reviews Neuroscience*, 2(3) :194–203, 2001.
- [15] L. Itti, G. Rees, and J. Tsotsos, editors. *Neurobiology of attention*. New York : Academic Press, 2005.
- [16] A. Kesting, M. Treiber, and D. Helbing. Agents for traffic simulation. In *Multi-Agents systems : Simulations and Applications*, pages 325–356. Taylor and Francis, 2009.
- [17] U-G. Ketenci, R. Brémont, J-M. Auberlet, and E. Grislin-Le Strugeon. Bounded active perception. In *Pre-proceedings of the 8th European Workshop on Multi-Agent Systems (EUMAS 2010)*, Paris, dec. 2010.
- [18] E. I. Knudsen. Fundamental components of attention. *Annual Review Neuroscience*, 30 :57–78, 2007.
- [19] R. Mandiau, A. Champion, J.-M. Auberlet, S. Espié, and C. Kolski. Behaviour based on decision matrices for a coordination between agents in a urban traffic simulation. *Applied Intelligence*, 28(2) :121–138, 2008.
- [20] V. Manikonda, R. Levy, G. Satapathy, D.J. Lovell, Chang P.C., and A. Teittinen. Autonomous agents for traffic simulation and control. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 1774, 2001.
- [21] R. Marois and J. Ivanoff. Capacity limits of information processing in the brain. *Trends in Cognitive Sciences*, 9(6) :296 – 305, 2005.
- [22] G.A. Miller. The magical number seven, plus or minus two : Some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review*, 63 :81–97, 1956.
- [23] U. Neisser. *Cognition and Reality*. W.H. Freeman and Company, 1976.
- [24] J. Rasmussen. *Skills, rules, and knowledge ; signals, signs, and symbols, and other distinctions in human performance models*. IEEE Press, Piscataway, NJ, USA, 1987.
- [25] L. So, R. and Sonenberg. Situation awareness as a form of meta-level control. In *Proc. of the First International Workshop on Metareasoning in Agent-Based Systems at the Sixth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, Honolulu, Hawaii, 2007.
- [26] D. Weyns, E. Steegmans, and T. Holvoet. Towards active perception in situated multi-agent systems. *Applied Artificial Intelligence*, 18(9-10) :867–883, 2004.