

Perception et émotions des conducteurs : une modélisation à base de règles floues

Hazaël Jones^a
hazael.jones@lip6.fr

Julien Saunier^b
julien.saunier@ifsttar.fr

^aLaboratoire d'Informatique de Paris 6 (LIP6) - Université Pierre et Marie Curie (UPMC),
4 place Jussieu, 75005 Paris

^bUniversité Paris Est, COSYS - LEPSiS, IFSTTAR,
Cité Descartes, Champs sur Marne, Marne la Vallée

Résumé

Les modèles classiques de simulation microscopique de trafic sont fondés sur une équation gérant le suivi de véhicules et sur un algorithme de changement de voie. Ce type de modélisation montre de bons résultats en terme de propriétés macroscopiques, mais ne permet pas de répliquer de façon précise les comportements individuels, ce qui limite la capacité des simulations à expliquer et à prédire le comportement des conducteurs. De façon à améliorer le réalisme des comportements individuels et collectifs des agents, nous proposons d'intégrer la perception des événements et le calcul des émotions des agents dans le cadre de la logique floue. La modélisation de la perception et de ses effets sur les émotions grâce à un processus d'inférence floue permet aux agents virtuels d'appréhender de façon souple l'environnement et de choisir des comportements non-normatifs. Nous montrons comment différents types de règles floues, peuvent être utilisées pour émuler les perceptions et émotions d'un conducteur, et leurs effets sur le processus de décision.

Mots-clés : Modélisation à base d'agents, Règles floues, Perception, Simulation de trafic.

Abstract

Classical microscopic traffic simulation models are based on a car-following equation and a lane-changing algorithm. This kind of modelling shows good macroscopic properties, in particular for road capacity analysis, but does not replicate accurately individual behaviour. Hence, there is a major drawback to use these simulations to understand and predict the drivers behaviours. In order to improve the realism of agents' individual and collective behaviour, we propose to integrate the perception of events and the computation of agents emotions in a fuzzy framework. The modelling of the perception and of its effects on emotions through fuzzy rules enables the agents to consider the

virtual environment properly and to choose non-normative behaviours. We show how different kinds of fuzzy rules, implicative and conjunctive, can be used to emulate the driver's emotions, and their effects on the decision process.

Keywords : Agent-based modelling, Fuzzy Rules, Perception, Traffic simulation.

1 Introduction

Pour la simulation de systèmes complexes, les agents intelligents permettent de modéliser des humains virtuels en représentant explicitement leurs processus cognitifs. Cependant, ce processus est difficile à modéliser et doit être simplifié en fonction du domaine d'application. Le cycle de l'agent est traditionnellement décomposé en trois phases, perception / décision / action. Dans cet article, nous nous intéressons plus particulièrement à la première phase du processus, *i.e.* la perception. La qualité de la fonction de perception a un impact sur la qualité de l'ensemble du processus de décision. Nous proposons de lier la modélisation de la perception à celle de l'émotion, du fait des effets réciproques de ces deux phénomènes [9] : les perceptions modifient l'état émotionnel des agents, et l'état émotionnel des agents modifie la façon dont les agents perçoivent leur situation. La littérature dans le domaine de la psychologie sur les liens entre personnalité et émotion est abondante, mais l'adaptation de ces modèles en une architecture agent n'est pas directe du fait d'un manque de spécification formelle [18].

L'utilisation de la simulation s'est généralisée dans un certain nombre de domaines liés au trafic : comprendre le système de trafic, prédire l'état futur du réseau et évaluer *a priori* les modifications de l'infrastructure ou des systèmes embarqués. Les modèles de simulation de trafic microscopiques sont généralement dérivés des travaux de Gipps [7]. Celui-ci propose une équation

tion de suivi de véhicule, à laquelle a été ensuite ajouté un algorithme de changement de voie [8]. Braskstone et McDonald [3] proposent un état de l'art de ce type de modèles. Même si ces modèles traitent individuellement chaque véhicule, ils ne sont pas agent au sens strict car les véhicules ne sont pas autonomes, mais des entités réactives et calculées de façon centralisée. Historiquement, la simulation de trafic a été utilisée pour répliquer et prédire la capacité des routes (densité/vitesse). C'est pourquoi leur validation se fonde en général sur des quantités macroscopiques émergentes et non sur la validation des comportements individuels. La seule propriété généralement recherchée d'un point de vue microscopique est l'apparition et la propagation de vagues de *stop and go* lorsque le trafic est dense (par exemple [19]). Ce type de modélisation n'a pas pour objectif de répliquer de façon détaillée les comportements individuels dans leur diversité. Le problème principal est alors l'utilisation de ces simulations pour comprendre et prédire les comportements des conducteurs. En particulier de nombreux comportements non-normatifs sont observés en situation réelle [1], mais ne peuvent pas être reproduits en utilisant les outils de simulation classiques.

Dans cet article, nous approfondissons l'approche présentée dans [11]. Le manque de spécification formelle évoqué quant à la modélisation des émotions est également vrai dans la littérature en psychologie de la conduite, ce qui explique qu'un faible nombre de modèles de trafic s'appuie dessus. Le modèle Archisim [4] est fondé sur des règles de comportement, mais la modélisation de la perception est sommaire (chaque agent perçoit chaque véhicule présent dans un périmètre donné). Or, les conducteurs ont des capacités de perception limitées et raisonnent donc sur des données imprécises, incomplètes ou bruitées. Pour simuler ces imprécisions, nous proposons de modéliser la perception avec des règles floues. Ce modèle utilise également des règles floues pour calculer la désirabilité des événements pour chaque agent. La désirabilité d'un événement correspond à son intérêt pour l'agent en fonction de ses buts. Par exemple, la désirabilité de l'événement "accident" est très négative, considérant un objectif d'intégrité. La logique floue permet d'utiliser des descriptions quantitatives et qualitatives dans un langage expressif plus proche du langage naturel dans lequel sont exprimées les observations des psychologues de la conduite.

Dans la section 2, nous motivons notre approche

à base de règles floues pour inclure les émotions dans le processus de perception des agents conducteurs. Dans la section 3, nous présentons une architecture agent générique et spécifions les trois modules relatifs à la perception, à la désirabilité et aux émotions. Ces trois modules sont illustrés avec un scénario de conduite en section 4. Finalement, nous concluons et donnons quelques perspectives en section 5.

2 Motivation

Les êtres humains doivent souvent faire face à des concepts imprécis. Partant de cette observation, L. A. Zadeh a développé la théorie des ensembles flous qui généralise la théorie classique des ensembles pour inclure la notion d'appartenance partielle [22]. Dans cette théorie, le degré d'appartenance d'un objet à un ensemble flou est un nombre réel compris entre 0 et 1. Un ensemble flou est caractérisé par une fonction d'appartenance dans l'univers d'intérêt. Une règle floue est définie comme "*Si x est A et y est B et ... alors z est O* ", où A , B et O sont des ensembles flous. Par exemple, la règle floue "*Si le feu est rouge et si ma vitesse est élevée et si le feu est proche alors je freine fort.*" utilise les concepts "vitesse élevée", "feu proche" et "freiner fort" qui sont représentés par des ensembles flous. La conclusion est calculée en fonction du degré de déclenchement des précurseurs de la règle. L'utilisation de la logique floue permet d'utiliser des descriptions quantitatives et qualitatives dans un langage expressif.

Un certain nombre de travaux ont tenté d'introduire des processus de décision complexes dans la simulation de trafic. Certains d'entre eux utilisent des systèmes à base de logique floue. Dans [21], la totalité du modèle de comportement est conduit par un ensemble de règles floues, de façon à obtenir un comportement moins normatif que dans les simulateurs classiques. Cependant, l'approche est purement comportementaliste, puisque l'ensemble du processus de décision est remplacé par un système de règles dont les entrées sont les percepts et les sorties les actions. Peeta *et al.* [16] proposent une approche fondée sur la logique floue pour déterminer le niveau d'inconfort des conducteurs de véhicules légers en fonction du contexte de conduite (notamment les poids-lourds). Ce niveau d'inconfort est ensuite utilisé comme modificateur du comportement des conducteurs. Dans [15], un modèle de contagion d'émotions pour la simulation de trafic est proposé. Les

agents adoptent un style de conduite en fonction de leurs émotions. Le modèle de contagion émotionnelle et les inter-relations entre émotions sont détaillées, mais les auteurs n'explicitent pas la façon dont les événements du contexte provoquent des émotions au sein des agents.

Dans la littérature, il n'existe pas de définition standard pour les émotions. Dans nos travaux, nous utilisons une représentation des émotions basée sur les événements avec le modèle OCC [14]. Le modèle OCC est un modèle d'évaluation cognitive des émotions développé par des psycho-cognitivistes. Il définit les émotions et leur calcul en fonction de la nature des événements perçus et de l'état des agents, par exemple l'atteinte d'un but provoquant la joie ou la perception d'un objet inspirant le dégoût. Pour modéliser l'impact des émotions dans le processus cognitif des agents, nous représentons la désirabilité des événements par des ensembles flous, comme dans le modèle FLAME [6]. Cependant, le modèle FLAME n'a été appliqué que dans un cas simple (la modélisation du comportement d'un animal de compagnie). Dans notre modèle, nous souhaitons représenter le comportement humain dans des situations complexes. Pour cela, nous utilisons un premier ensemble de règles pour déterminer le degré de perception des événements. Lorsque l'occurrence de l'événement est validée, nous utilisons un mécanisme similaire à celui de FLAME, mais prenant en entrée la sortie floue du premier ensemble de règles.

Dans le cadre des règles floues, d'après la typologie proposée par Dubois [5], il y a deux types de règles : conjonctives et implicatives. Dans notre modèle, nous avons choisi d'utiliser les deux types de règles en fonction du type de connaissance manipulé. Nous montrons dans la suite que les règles conjonctives sont pertinentes pour l'évaluation des événements et que les règles implicatives sont pertinentes pour le calcul de désirabilité.

3 Perception et calcul d'émotions pour des agents cognitifs

Notre objectif consiste à proposer des modules pour des agents cognitifs intentionnels. Nos modules se veulent génériques et adaptables pour des agents cognitifs avec une modélisation explicite des intentions. Pour la modélisation cognitive, l'architecture BDI [17] est souvent utilisée pour sa représentation modulaire du raisonnement de l'agent. Des exten-

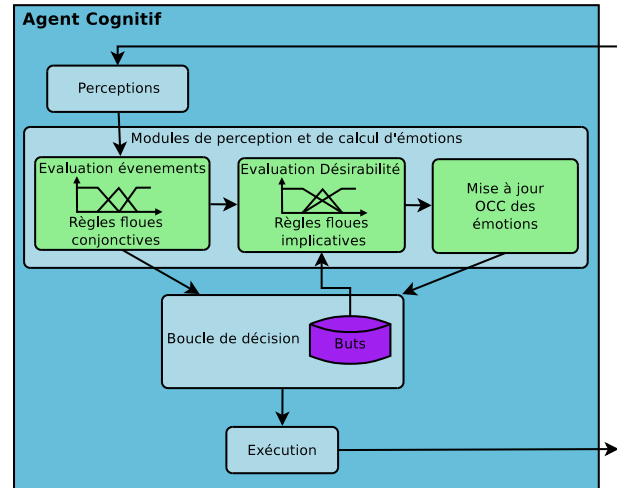


FIGURE 1 – Modules de calcul d'événements et d'émotions au sein d'une architecture d'agent cognitif.

sions du modèle ont été produites pour prendre en compte les émotions, par exemple [9], mais les auteurs donnent la structure du modèle et non la façon dont les émotions sont calculées. Notre proposition permet donc de compléter ces travaux.

Les modules proposés sont (i) une évaluation des événements basée sur les perceptions des agents, (ii) une évaluation de la désirabilité des événements en fonction des événements perçus et des buts de l'agent considéré, et (iii) une mise à jour des émotions basée sur la désirabilité calculée, les événements perçus et le modèle OCC. La Figure 1 schématise l'imbrication de nos modules au sein d'une architecture agent.

Le processus de calcul de l'émotion est une séquence : d'abord, les événements sont perçus et calculés grâce à des règles conjonctives, puis la sortie floue de ce système est de nouveau utilisée comme une entrée permettant de calculer la désirabilité de l'événement grâce à des règles implicatives. Un niveau de désirabilité est obtenu pour chaque événement et nous permet de calculer les émotions de l'agent. Les trois modules sont détaillés dans les sections suivantes et la section 4 illustrera le processus sur l'exemple d'un agent conducteur.

3.1 Règles conjonctives floues pour la perception des événements

Pour savoir si un événement se produit, nous utilisons les percepts des agents. Chaque événe-

ment est déduit de plusieurs faits perçus par l'agent. La sortie sur la Figure 2 représente la possibilité de l'occurrence de chaque événement.

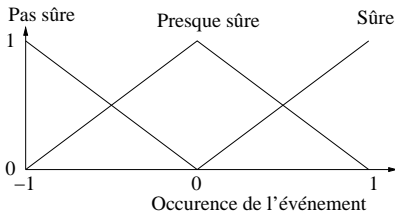


FIGURE 2 – Ensembles flous pour l'occurrence des événements.

Le calcul des événements est basé sur les faits observés. Dans ce cas, les données utilisées en entrée -les percepts de l'agent- peuvent être assimilées à des exemples observés et nous pouvons donc les représenter par des règles conjonctives [20].

Si l'on considère la signification réelle des règles conjonctives (conjonction d'entrées avec une sortie), nous pouvons écrire ces règles sans la notion d'inférence *si-alors* (implication) :

Quand X est A₁, Z est O₁ est observé

Avec les règles conjonctives, la sortie calculée O' s'écrit :

$$O' = A' \circ \bigcup_{k=1}^n (A_k \wedge O_k) \quad (1)$$

avec A' le fait d'entrée (qui tient compte de l'imprécision de la perception), \bigcup l'union, \wedge la conjonction et \circ la composition *sup*- \top . La t-norme \top détermine l'implication utilisée. \top est une norme triangulaire [12] fonction de $[0, 1] \times [0, 1]$ dans $[0, 1]$ définie ainsi :

- commutative : $x \top y = y \top x$
- associative : $(x \top y) \top z = x \top (y \top z)$
- monotone : $a \top b \leq c \top b$ si $a \leq c$ et $b \leq d$
- 1 est un élément neutre : $1 \top x = x$
- 0 est un élément absorbant : $0 \top x = 0$

Par exemple, le minimum et le produit sont des t-normes.

Nous utilisons des règles flous pour calculer la désirabilité en fonction des événements. Dans ce contexte, les événements sont évalués en fonction des faits perçus par l'agent.

L'évaluation de l'occurrence d'un événement se fait par des règles qui tiennent compte de l'importance de chaque fait F_i pour chaque événement E :

- Quand le fait F_1 est *Important* et le fait F_2 est *Important* et ..., l'événement E se produit.
- Quand le fait F_1 est *Important* et le fait F_2 est *NonImportant* et ..., l'événement E ne se produit pas.
- ...

Ces règles doivent être considérées comme une correspondance entre des événements et des faits. À partir de plusieurs faits, on déduit un événement particulier. L'occurrence d'événements est notée entre -1 et 1. À -1, l'agent estime que l'événement n'a pas eu lieu, et à 1 que l'événement s'est produit. Entre ces valeurs, la possibilité d'occurrence de l'événement augmente. Même lorsque l'ensemble de règles est commun à tous les agents, la perception d'un événement est différente pour chaque agent, car elle dépend des faits perçus par chaque agent, qui dépend entre autre de leur champ de vision et de leur attention.

3.2 Règles implicatives flous pour la désirabilité

A partir de la sortie inférée par les règles conjonctives, l'agent sait si un événement se produit. Nous calculons alors sa désirabilité en prenant en compte l'impact de cet événement et l'importance des objectifs liés à cet événement. Nous utilisons pour cela des règles implicatives flous pour calculer la désirabilité des événements. Comme nous représentons le processus cognitif de chaque agent, nous avons choisi d'utiliser des règles implicatives. Le processus cognitif est alors assimilé à un modèle formel, puisque les modèles formels sont des restrictions sur les mondes possibles. En effet, la connaissance cognitive n'est pas une mise en correspondance entre l'entrée et la sortie, elle relie directement la connaissance personnelle de chaque agent à l'environnement. L'utilisation des règles implicatives flous est plus appropriée compte tenu de la partition de sortie de la Figure 3 [10].

Les règles implicatives flous en une dimension peuvent être exprimées comme suit :

Si X est A₁ alors Z est O₁

Avec des règles implicatives, la sortie O' est donnée par :

$$O' = A' \circ \bigcap_{k=1}^n (A_k \rightarrow O_k) \quad (2)$$

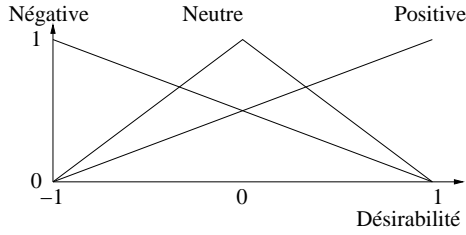


FIGURE 3 – Ensembles flous pour la désirabilité des événements.

Les opérateurs de conjonction et d'implication peuvent être choisis indépendamment.

En présence d'un fait approché A' et de l'implication $A \rightarrow O$, O' se calcule ainsi :

$$\mu_{O'}(v) = \sup_{u \in U} \mu_{A'}(u) \top (\mu_A(u) \rightarrow \mu_O(w)) \quad (3)$$

où $\mu_A(x)$ est la fonction d'appartenance de l'ensemble flou A . Une fonction d'appartenance définit en chaque point de l'univers la valeur d'appartenance de u sur l'univers U à l'ensemble flou A . La composition $\sup - \top$ est souvent notée \circ . u et v représentent des valeurs d'entrée de la règle floue sur les univers U et V , et w la valeur de sortie sur l'univers W .

Adaptées au calcul de la désirabilité des événements en fonction des buts, les règles floues ont alors la forme suivante :

Si $Occurrence_Evt(E)$ est A_1 ,
et $Impact(G_1, E)$ est B_1 , et $Impact(G_2, E)$ est B_2 , et ...,
et $Importance(G_1)$ est C_1 , et $Importance(G_2)$ est C_2 , et ...,
Alors $Desirabilite(E)$ est O

où G_i sont les buts, et A_i , B_j , C_k et O sont des ensembles flous. La désirabilité dépend donc du fait que l'événement se soit produit ($Occurrence_Evt(E)$), de l'impact $Impact(G_i, E)$ de cet événement sur les buts de l'agent et est pondéré par l'importance $Importance(G_i)$ de chacun des buts considérés par l'agent.

3.3 Calcul des émotions

Le modèle OCC [14] est notre base pour le calcul des émotions. Nous utilisons la désirabilité des événements afin de calculer les émotions, en lien avec OCC où les émotions sont basées sur la notion d'événement désirable ou indésirable, comme décrit dans le Tableau 1. Les événements désirables conduisent à la joie, l'espoir,

la satisfaction ou la déception. Les événements indésirables conduisent à la détresse, la peur, la peur-confirmée ou le soulagement. En plus de la désirabilité, la probabilité d'occurrence de l'événement est utilisée. Le Tableau 1 résume également le calcul pratique des 8 émotions de base, sur un mode similaire à FLAME. La probabilité $P(e)$ est basée sur la probabilité d'apparition d'un événement e et peut être différente pour chaque agent selon leur personnalité (par exemple pessimiste ou optimiste).

Dans notre simulation, nous décidons de calculer $P(e)$ pour chaque agent. Plus un événement se produit, plus il est susceptible de se reproduire. Au début de la simulation, la probabilité d'un événement est de 0 et plus cet événement se produit et est perçu de façon répétée par un agent, plus cette probabilité augmente, sinon elle décroît progressivement.

4 Illustration

Dans ce qui suit, nous illustrons les étapes et les calculs de notre modèle avec un exemple d'agent *conducteur*. Un agent représente un couple conducteur/véhicule et son but est d'accomplir un voyage d'une origine à une destination. Les agents circulent sur un réseau, et ont trois niveaux de prise de décision [13] : stratégique (planification), tactique (choix de la voie, accélération) et opérationnel (psychomoteur). Dans cet article, nous étudions la perception et son impact sur le plan tactique, *i.e.* les décisions à court terme.

La situation initiale du scénario est la suivante : un agent conducteur se rend à son travail. Son but est d'arriver à l'heure, mais la route est encombrée. Il a deux choix : tenter de sortir de l'autoroute à la sortie suivante, ou rester dans sa file. En outre, il a la possibilité (non réglementaire) d'utiliser la bande d'arrêt d'urgence pour se rendre à la sortie plus rapidement. Nous montrons dans les sections suivantes comment les règles floues vont aider à modéliser sa perception et son processus de décision.

Perception des événements

La perception des agents tient compte de leur vision directe et des rétroviseurs. Dans cet article, nous ne séparons pas les différents types de signaux¹ que l'agent peut percevoir.

1. Principalement image et son.

Émotion	Règle	Formule de calcul
Joie	Occurrence d'un événement désirable	Si $Des(e) > 0$ alors $E_{joie} = Des(e)$
Détresse	Occurrence d'un événement indésirable	Si $Des(e) < 0$ alors $E_{Détresse} = Des(e) $
Espoir	En attente d'un événement désirable	Si $Des(e) > 0$ alors $E_{Espoir} = Des(e) * P(e)$
Peur	En attente d'un événement indésirable	Si $Des(e) < 0$ alors $E_{Peur} = Des(e) * P(e) $
Satisfaction	En état d'Espoir : un événement désirable se produit	Si $E_{Espoir} \& occur(e)$ alors $E_{Satisfaction} = E_{Espoir}$
Peur-confirmée	En état de Peur : un événement indésirable se produit	Si $E_{Peur} \& occur(e)$ alors $E_{Peur-confirmée} = E_{Peur}$
Déception	En état d'Espoir : un événement désirable ne se produit pas	Si $E_{Espoir} \& non_occur(e)$ alors $E_{Déception} = E_{Espoir}$
Soulagement	En état de Peur : un événement indésirable ne se produit pas	Si $E_{Peur} \& non_occur(e)$ alors $E_{Soulagement} = E_{Peur}$

avec $Des(e)$ la désirabilité de l'événement e et E_i l'émotion i .

TABLE 1 – Description et calcul des émotions selon le modèle OCC

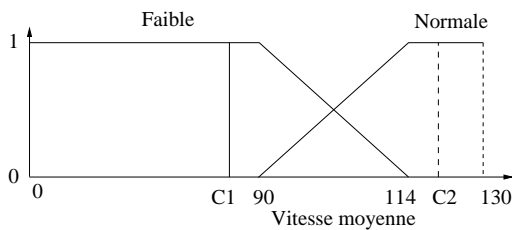


FIGURE 4 – Ensembles flous pour la vitesse moyenne, avec 120km/h comme vitesse cible.

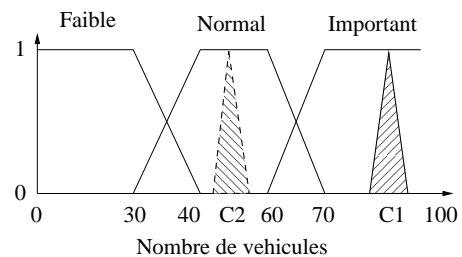


FIGURE 5 – Ensembles flous pour le nombre de véhicules.

Dans notre scénario, l'événement "temps de trajet supplémentaire", qui signifie que l'agent va subir un retard dans le franchissement de sa section courante, est fondé sur trois critères :

- La vitesse moyenne des véhicules. Sous 70% de la vitesse désirée du véhicule², elle est considérée comme faible, et au dessus de 95% elle est considérée comme normale.
- Le nombre de véhicules dans la zone de perception. Au dessus d'un seuil, la vitesse en fonction du nombre de véhicules diminue rapidement [7]. Par conséquent, sous 30 véhicules, ce nombre est considéré comme faible, et au dessus de 60, il est considéré comme important.
- Le pourcentage de camions. Sous 5%, il est considéré comme faible, et au dessus de 20%, il est élevé.

En accord avec des experts du domaine routier, nous avons déterminés les ensembles flous pour la perception de la vitesse moyenne (Figure 4), pour le nombre de véhicules (Figure 5) et pour le pourcentage de camions (Figure 6).

Pour l'événement "temps de trajet supplémen-

2. La vitesse désirée est un paramètre du conducteur, qui représente la vitesse que l'agent atteindrait en l'absence d'autres véhicules sur la route.

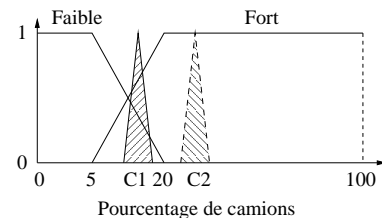


FIGURE 6 – Ensembles flous pour le pourcentage de camions.

taire", nous utilisons l'ensemble de règles décrit dans le Tableau 2. Ces règles sont conçues de la façon suivante : il y a 6 règles. Le paramètre prépondérant est la vitesse moyenne. Si la vitesse moyenne est normale, l'événement ne se produit pas (règle 1). Si la vitesse moyenne est faible, on considère le nombre de véhicules et le pourcentage de camions (règles 2 à 6). Plus le nombre de véhicules est important, et plus le pourcentage de camions est important, plus l'événement "temps de trajet supplémentaire" a de chance de se produire.

Aucun des trois paramètres seuls ne mène à un temps de trajet supplémentaire. Le

paramètre “nombre de véhicules” est objectif, mais la “vitesse moyenne” et le “pourcentage de camions” peuvent être impacté par le premier paramètre : un agent situé dans une circulation dense a tendance à percevoir une vitesse moyenne plus lente, et les camions agissent comme des éléments perturbateurs. De plus, si les véhicules se déplacent lentement, ils ne seront pas aisément dépassés, créant ainsi des goulots d’étranglement dynamiques.

	Quand Vitesse moyenne est	et Nombre véhicules est	et % de camions est	Alors Occurrence de l'événement est
1	normale			pas sûre
2	faible	normal		presque sûre
3	faible	important	faible	presque sûre
4	faible	important	forte	sûre
5	faible	faible	faible	pas sûre
6	faible	faible	forte	presque sûre

TABLE 2 – Règles floues pour le calcul de l’occurrence de l’événement “temps de trajet supplémentaire”

Nous considérons deux situations différentes afin d’illustrer le calcul des émotions.

Cas 1 : Trafic de forte densité. Dans cette situation, la vitesse moyenne est de 85km/h, le nombre de véhicules est d’environ 70 et le pourcentage de camions est autour de 15 (voir C_1 sur les Figures 4, 5 et 6). La vitesse du conducteur est vérifiée sur le compteur. Cette information est donc considérée comme une information précise (non floue). Le nombre de véhicules et le pourcentage de camions sont des estimations. Ceci est illustré par les Figures 5 et 6 : l’entrée est un ensemble triangulaire flou, ce qui représente le fait que l’agent peut sous-estimer ou surestimer les valeurs réelles. Il montre l’imprécision de la perception de l’agent.

Avec ces entrées, les règles 3 et 4 sont déclenchées (Tableau 2) et la sortie inférée est montrée dans la figure 7. Elle représente l’occurrence sûre de l’événement “temps de trajet supplémentaire”. Cette sortie floue peut être utilisée directement comme entrée du système de règles suivant ou défuzzifiée afin de donner une valeur unique. Nous choisissons la première option afin de conserver la totalité de l’information et de la propager dans les calculs suivants.

Cas 2 : Trafic de faible densité. Dans cette situation, la vitesse moyenne du conducteur est de

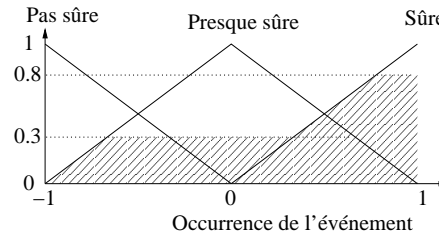


FIGURE 7 – Cas 1 - Sortie de l’occurrence de l’événement

120 km/h, le nombre de véhicules est d’environ 50 et le pourcentage de poids lourds est d’environ 25 (voir C_2 sur les Figures 4, 5 et 6). Dans ce cas, seule la règle 1 est déclenchée (Tableau 2) et la Figure 8 montre la sortie inférée à partir de ces entrées. Malgré le fort pourcentage de poids lourds, la situation ne risque pas de générer de retard.

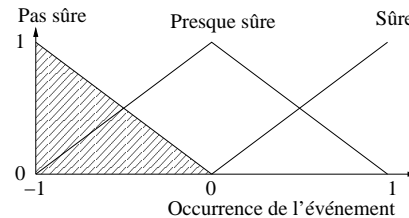


FIGURE 8 – Cas 2 - Sortie de l’occurrence de l’événement

Calcul de la désirabilité

Une fois qu’un événement est évalué, nous utilisons les règles présentées dans le Tableau 3. Si l’occurrence de l’événement n’est pas sûre et que l’événement n’a pas d’impact sur l’objectif, alors il est considéré comme neutre. Si l’événement est certain, alors il influence la désirabilité de l’objectif. Si l’occurrence de l’événement est possible, alors la désirabilité dépend de l’importance de l’impact de l’événement sur le but. Lors de la modélisation, pour chaque but, il faut estimer l’impact d’un événement sur ce but. Par exemple, l’événement “brouillard” impacte le but “conduire prudemment”. Elle permet de faire le lien entre les buts des agents et les événements détectés dans la simulation. De plus, un agent associe à chacun de ses buts une importance en fonction de sa personnalité. Dans notre illustration, celles-ci sont initialisées au début de la simulation.

Dans notre scénario, l’événement “temps de trajet supplémentaire” a un impact sur le but

	Si Occurrence (Evt) est	et Impact (But,Evt) est	et Importance (Evt) est	Alors Désirabilité (Evt) est
1	Pas Sûre			Neutre
2		Pas d'Impact		Neutre
3	Presque Sûre	Négatif	Importante	Négative
4	Presque Sûre	Négatif	Pas Importante	Neutre
5	Presque Sûre	Positif	Importante	Positive
6	Presque Sûre	Positif	Pas Importante	Neutre
7	Sûre	Négatif		Négative
8	Sûre	Positif		Positive

TABLE 3 – Règles floues pour l'évaluation de la désirabilité de l'événement "temps de trajet supplémentaire".

"être à l'heure" de l'agent. Ainsi, la règle suivante (règle 7) peut être appliquée :

Si $Occurrence_{Evt}(temps_trajet_sup)$ est *Sure* et $Impact(a_l_heure, temps_trajet_sup)$ est *Negatif*
Alors $Desirabilite(temps_trajet_sup)$ est *Negative*.

Si l'agent a d'autres objectifs, par exemple "conduire prudemment", mais que ses objectifs ne sont pas impactés par l'événement, alors la règle (règle 2) sera :

Si $Impact(conduite_prudente, temps_trajet_sup)$
· est *PasImpact*,
Alors $Desirabilite(temps_trajet_sup)$ est *Neutre*

Grâce à ce type de règles, la désirabilité de chaque événement peut être calculée, en fonction des objectifs courants de l'agent. Une fois que la désirabilité liée à chaque événement est calculée, nous pouvons en déduire une désirabilité globale pour chacun des buts liés.

Cas 1 : Trafic de forte densité. Dans cette situation, la sortie floue inférée dans la Figure 7 devient l'entrée de la règle donnée en Table 3. L'impact de l'événement est donné en Figure 9 et l'importance de l'événement en Figure 10. Puisque l'agent souhaite arriver à l'heure, l'impact de l'événement est négatif, et l'événement est important.

Dans ces conditions, les règles 3 et 7 sont déclenchées (table 3), ce qui mène à une désirabilité négative en sortie : -0.75 après défuzzification par moyenne des maxima (Figure 11), moins coûteuse que la méthode par centre de

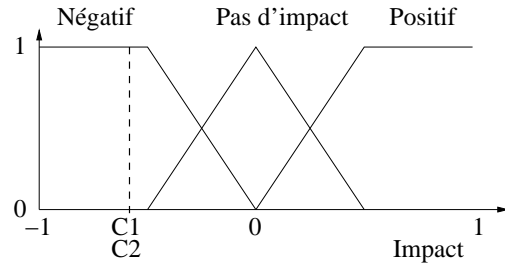


FIGURE 9 – Ensembles flous pour l'impact des événements.

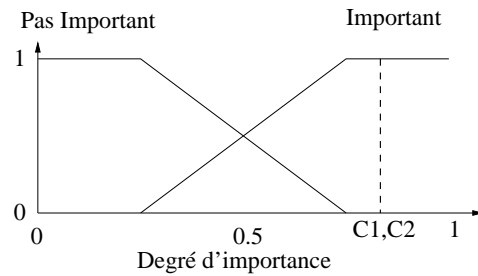


FIGURE 10 – Ensembles flous pour l'importance des événements.

gravité. L'implication choisie ici pour le calcul des règles implicatives est l'implication de Gödel car celle-ci est un bon compromis entre l'implication de Rescher-Gaines (plus stricte) et l'implication de Goguen (plus graduelle et moins discriminante).

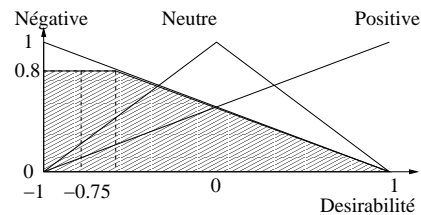


FIGURE 11 – Cas 1 : Sortie calculée pour la désirabilité.

Cas 2 : Trafic de faible densité. Dans ce cas, l'événement "temps de trajet supplémentaire" n'est pas sûr. En conséquence, seule la règle 1 (table 3) est déclenchée. Cette règle produit une désirabilité neutre (figure 12).

Calcul des émotions

Le calcul des émotions suit les règles données dans la table 1.

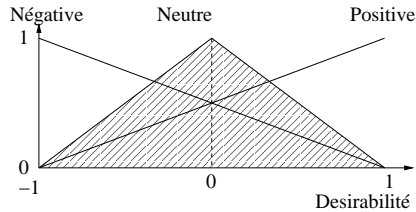


FIGURE 12 – Cas 2 : Sortie calculée pour la désirabilité.

Cas 1 : Trafic de forte densité. L'agent a perçu l'événement "temps de trajet supplémentaire" comme sûr à un degré de 0.8. L'événement a une désirabilité négative quant à son but d' "arriver à l'heure" (-0.75). Du fait de ce but et de l'impact de l'événement sur celui-ci, la désirabilité négative génère les émotions suivantes :

$$Detresse = |desirabilite(temps_trajet_sup)| = 0.75$$

$$Peur = |desirabilite(temps_trajet_sup)| * Proba(temps_trajet_sup) = 0.6$$

Le calcul de la peur prend en compte la désirabilité et la probabilité de l'événement, et augmente avec le temps tant que l'événement est perçu. Si celui-ci ne disparaît pas, la probabilité va augmenter jusqu'à une valeur 1, suite à un processus graduel. Nous pouvons noter que la détresse est plus importante au début de la perception de l'événement, puis qu'elle cède le pas à la peur au fur et à mesure de la confirmation de l'événement.

Nous avons vu que l'agent peut choisir de changer de voie. Puisque la situation est aussi congestionnée sur la voie de gauche, ses deux options sont (i) de rester dans la file ou (ii) d'utiliser la bande d'arrêt d'urgence jusqu'à la sortie de l'autoroute. L'agent ressent de la détresse et de la peur de ne pas arriver à l'heure, et l'action alternative (ii) est le seul moyen de ne pas arriver en retard. L'agent choisit donc d'emprunter la bande d'arrêt d'urgence. Après avoir choisi son intention, l'agent met à nouveau à jour ses émotions. Ici, la désirabilité d'utiliser la bande d'arrêt d'urgence est haute, puisqu'il a un impact positif sur l'objectif "arriver à l'heure". Cependant, lors de la mise à jour des émotions, deux nouvelles émotions sont modifiées : l'espoir, qui est évalué comme la désirabilité ("utilisation de la bande d'arrêt d'urgence") et la honte. La honte est une émotion secondaire issue d'une action de l'agent désapprouvée selon les standards internes ou sociaux. En fonction des caractéristiques de personnalité de l'agent, celui-ci doit alors soit reconsidérer son choix (agent normatif), ou le conserver.

Cas 2 : Trafic de faible densité. La désirabilité étant neutre, les émotions de l'agent le sont aussi (0). Il conserve donc le même comportement tactique dans le trafic jusqu'à ce que la situation évolue.

5 Conclusion

La simulation du comportement humain, et en particulier de situations de conduite complexes, nécessite la prise en compte de la perception et des émotions de façon à obtenir un comportement contextuel plausible. L'intérêt des modèles cognitifs à base de règles floues est que les comportements et enchaînements d'actions sont explicables à partir de règles d'experts du domaine, et que la transition entre règles est progressive. Nous avons proposé trois modules : un module de perception, un module de calcul de la désirabilité de l'événement et un module de calcul des émotions. Ces modules utilisent deux ensembles distincts de règles floues, relatives à deux types d'information différents. Une originalité de ce travail est d'évaluer l'occurrence des événements à l'aide d'une formalisation à base d'exemples via des règles conjonctives, et la désirabilité de ces événements à l'aide d'une formalisation à base de modèle via des règles implicatives. Ensuite, en fonction de ces calculs et du modèle OCC, il est possible de calculer les émotions des agents. Ceci permet de modéliser de façon plus flexible chaque étape de la perception du processus de décision, ce qui s'applique naturellement à une modélisation microscopique du trafic fondé sur la littérature en psychologie de la conduite.

Ce travail ouvre plusieurs perspectives. Tout d'abord, nous souhaitons réaliser une comparaison de notre système basé sur des règles floues à des systèmes prenant en compte les émotions afin de quantifier l'apport de cette démarche. Ensuite, dans la version actuelle du modèle, tous les agents partagent le même ensemble de règles, lesquelles sont activées selon le contexte et les paramètres des agents. De façon à améliorer la diversité des comportements simulés, il serait intéressant de considérer des ensembles de règles différents prenant en compte les caractéristiques de l'agent, telles que l'âge ou le sexe du conducteur. Une autre piste à explorer serait de relier explicitement les règles aux personnalités des agents en se basant sur [2]. Enfin, il serait intéressant d'étudier l'influence des émotions sur les perceptions. L'utilisation d'émotions comme paramètres des systèmes de règles floues permet une rétroaction, par la modification de la percep-

tion des événements, qui se répercute ensuite sur le calcul de désirabilité et les émotions.

Références

- [1] G. Björklund and L. Åberg. Driver behaviour in intersections : Formal and informal traffic rules. *Transportation Research Part F : Traffic Psychology and Behaviour*, 8(3) :239–253, 2005.
- [2] F. Bouchet and J.-P. Sansonnet. Une approche facilitant la couverture et l'intelligibilité des influences des traits de personnalité sur le raisonnement rationnel des agents. In *Actes des Vingtièmes journées francophones sur les systèmes multi-agents*, pages 97–106, 2012.
- [3] M. Brackstone and M. McDonald. Car-following : a historical review. *Transportation Research Part F : Traffic Psychology and Behaviour*, 2(4) :181–196, 1999.
- [4] A. Doniec, R. Mandiau, S. Piechowiak, and S. Espié. A behavioral multi-agent model for road traffic simulation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(8) :1443–1454, 2008.
- [5] D. Dubois and H. Prade. What are fuzzy rules and how to use them. *Fuzzy Sets and Systems*, 84(2) :169–185, 1996.
- [6] M. S. El-Nasr, J. Yen, and T. R. Ioerger. Flame - fuzzy logic adaptive model of emotions authors, 2000.
- [7] P. Gipps. A behavioural car-following model for computer simulation. *Transportation Research Part B : Methodological*, 15(2) :105–111, 1981.
- [8] P. Gipps. A model for the structure of lane-changing decisions. *Transportation Research Part B : Methodological*, 20(5) :403–414, 1986.
- [9] H. Jiang, J. M. Vidal, and M. N. Huhns. Ebdj : an architecture for emotional agents. In *Proceedings of the 6th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pages 1–3, New York, NY, USA, 2007. ACM.
- [10] H. Jones, B. Charnomordic, D. Dubois, and S. Guillaume. Practical inference with systems of gradual implicative rules. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, <http://www.ieee.org/>, 17 :61–78, 2009.
- [11] H. Jones, J. Saunier, and D. Lourdeaux. Fuzzy rules for events perception and emotions in an agent architecture. In *EUSFLAT (European Society for Fuzzy Logic And Technology)*, Aix-Les-Bains, France, 2011.
- [12] E. P. Klement, R. Mesiar, and E. Pap. *Triangular norms*. Kluwer academic publishers, 2000.
- [13] J. Michon. A critical view of driver behavior models : What do we know, what should we do. *Human behavior and traffic safety*, pages 485–520, 1985.
- [14] A. Ortony, G. L. Clore, and A. Collins. *The Cognitive Structure of Emotions*. Cambridge University Press, July 1988.
- [15] M. Paolucci and H. Hattori. Traffic simulations with emotional effects : A proposal for core affect contagion. In *Proceedings of the 6th Workshop on Agents in Traffic and Transportation (ATT-2010)*, pages 97–102, 2010.
- [16] S. Peeta, P. Zhang, and W. Zhou. Behavior-based analysis of freeway car-truck interactions and related mitigation strategies. *Transportation Research Part B*, 39(5) :417–451, 2005.
- [17] A. S. Rao and M. P. Georgeff. Modeling rational agents within a BDI-architecture. In J. Allen, R. Fikes, and E. Sandewall, editors, *Proceedings of the 2nd International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning*, pages 473–484. Morgan Kaufmann publishers Inc. : San Mateo, CA, USA, Apr. 1991.
- [18] B. G. Silverman, M. Johns, J. Cornwell, and K. O'Brien. Human behavior models for agents in simulators and games : Part i : Enabling science with pmfserv. *Presence*, 15(2) :139 – 162, 2006.
- [19] M. Treiber, A. Hennecke, and D. Helbing. Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations. *Physical Review E*, 62(2) :1805, 2000.
- [20] L. Ughetto, D. Dubois, and H. Prade. Implicative and conjunctive fuzzy rules - A tool for reasoning from knowledge and examples. In *AAAI-99, Orlando, Floride (USA)*, pages 214–219, California, 1999. AAAI Press/The MIT Press.
- [21] J. Wu, M. Brackstone, and M. McDonald. Fuzzy sets and systems for a motorway microscopic simulation model. *Fuzzy sets and systems*, 116(1) :65–76, 2000.
- [22] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8 :338–353, 1965.