

Extraction de comportements pour l'étude de la crédibilité des agents

K. Darty^{a,b}
kevin.darty@ifsttar.fr

J. Saunier^a
julien.saunier@ifsttar.fr

N. Sabouret^b
nicolas.sabouret@limsi.fr

^a Laboratoire Exploitation, Perception, Simulateurs et Simulations,
Institut français des sciences et technologies des transports, de l'aménagement et des réseaux, Paris, France

^b Laboratoire d'Informatique pour la Mécanique et les Sciences de l'Ingénieur
Université Paris Sud XI - Université Pierre et Marie Curie, Centre national de la recherche scientifique

Résumé

Cet article présente une méthode d'évaluation de la crédibilité comportementale en simulation multi-agents. Elle s'appuie sur l'extraction automatique de classes de comportements dans une simulation participative.

La méthode que nous proposons combine deux approches. La première, subjective, évalue par des questionnaires les catégories d'utilisateurs dans le dispositif de simulation. La seconde effectue une observation objective des données issues de la simulation pour construire automatiquement des classes de comportements. Nous étudions alors la corrélation entre les catégories d'utilisateurs et les classes de comportement. Nous comparons ensuite les comportements des humains et des agents pour évaluer la crédibilité de ces derniers, en nous appuyant sur les catégories d'utilisateur. Nous illustrons cette méthode dans le cadre d'un simulateur de conduite immersif.

Mots-clés : *Simulation multi-agents, approche mixte, crédibilité comportementale, extraction/classification de comportements*

Abstract

This paper presents an evaluation method for behavioral credibility in multi-agent simulation. This method is based on the automatic clusters extraction of behaviors in a participatory simulation.

Our method combines two approaches. The first one is subjective and uses questionnaires to evaluate user categories in the simulation device. The second one carries out the objective behavior data collection in order to automatically build behavior clusters. Then, we study the correlation between user categories and behavior clusters. Afterwards, relying on user categories, we compare the human behaviors to the agent ones in order to evaluate agent credibility. We show how our method can be used in the immersive driving simulator field.

Keywords: *Multi-agent simulation, mixed approach, behavioral credibility, behavior extraction & clustering*

1 Introduction

La simulation multi-agents de systèmes complexes comprend de nombreuses entités en interaction qui exhibent divers comportements afin d'atteindre leurs buts. Comme le montre Droghoul et al. [9], la validation d'une telle simulation passe nécessairement par une évaluation du système à l'échelle *macroscopique*. Le concepteur de SMA doit alors disposer d'outils de validation du phénomène collectif. Cependant, la validité au niveau macroscopique ne garantit pas une validité au niveau microscopique, c'est-à-dire au niveau du comportement de chaque agent du système. Or dans certaines simulation comme les environnements de réalité virtuelle (RV), des humains cohabitent avec les agents simulés. Dans ce cas, le point de vue de l'humain est fortement local et la crédibilité du comportement est jugée au niveau microscopique. En effet, si le comportement individuel est incohérent, l'immersion du sujet dans l'environnement virtuel (EV) - c'est-à-dire le sentiment d'appartenance à l'EV - est rompue [11, 21].

Cette notion de crédibilité au niveau microscopique est indépendante de la façon dont les comportements sont modélisés. En effet, c'est l'observateur externe qui juge les comportements exhibés et cette perception dépend de nombreux facteurs dont des éléments sensoriels (rendu visuel, haptique, proprioceptif, etc.) [4, 28]. Le terme consacré dans la littérature pour désigner ce sentiment de réalisme est appelé effet de *présence* [29]. Les techniques mises en œuvre pour améliorer l'effet de présence (appelées techniques d'*immersion*) sont principalement évaluées sur des données subjectives. En conséquence, l'évaluation de l'effet de présence

résultant d'un dispositif de *RV* est réalisée par des méthodes issues des sciences humaines.

Dans cet article, nous proposons de combiner ces méthodes d'évaluation subjectives avec des méthodes d'analyse de traces de comportements pour évaluer la crédibilité des agents au niveau microscopique. La partie 2 présente les travaux du domaine. La partie 3 explique les objectifs de notre méthodologie ainsi que l'approche utilisée. Nous détaillons les données recueillies et algorithmes utilisés en parties 4 et 5. Enfin, la partie 6 présente son utilisation sur un simulateur de conduite immersif et les résultats obtenus.

2 Validation comportementale

Dans cette section, nous définissons la notion de comportement au cœur de notre étude et nous présentons les travaux de la littérature autour des approches subjective et objective.

2.1 Niveaux de comportements

Les comportements sont un ensemble d'actions d'un individu observables dans l'environnement. Il existe différents niveaux de comportements chez un individu [23] : le niveau le plus bas correspond aux actions simples de type réflexes comme passer en première vitesse dans une voiture. Ces comportements sont identiques aux opérations élémentaires d'un agent. Un type de comportement de niveau intermédiaire met en place une *tactique* construite d'une suite ordonnée de comportements élémentaires tel le changement de voie d'une voiture sur autoroute. Le comportement de niveau plus élevé est le niveau *stratégique* sur le long terme. Il est basé sur des choix de tactiques et évolue suivant la dynamique de l'environnement, l'état mental de l'individu et ses émotions [10] comme doubler une file ralentie de camion. C'est à ces niveaux de comportement, le niveau tactique et stratégique, que nous souhaitons valider la crédibilité comportementale des agents.

2.2 Approche subjective

L'approche subjective est issue du domaine de la *RV* pour la validation du comportement en simulation. Elle consiste à évaluer la qualité d'immersion générale (*i.e.* sur l'ensemble de la simulation) ou détaillée (*i.e.* sur des situations spécifiques) via l'effet de *présence* à l'aide d'un

questionnaire [17]. Dans notre cas pour l'évaluation des comportements stratégiques, la notion de présence est trop large car elle comprend des éléments autres que comportementaux (qualité visuelle, sonore, *etc.*). Cependant des sous-parties de l'effet de présence nous intéressent pour les comportements des agents. Il s'agit de :

- la crédibilité comportementale qui évalue dans quelle mesure les utilisateurs interagissant avec l'agent pensent qu'ils observent un être pensant qui a ses propres croyances, des désirs et une véritable personnalité [18],
- la fidélité psychologique qui détermine dans quelle proportion la tâche simulée engendre chez l'utilisateur une activité et des processus psychologiques identiques à ceux de la tâche réelle [22]. C'est-à-dire dans quelle proportion le simulateur produit un comportement semblable à celui exigé dans la situation réelle [16].

Dans cet article, nous nous intéressons à la crédibilité comportementale et surtout à son évaluation quantitative.

Pour cela, nous mettons en place une simulation participative (au sens des systèmes mixtes où les humains remplacent certains agents). Dans ce contexte, l'évaluation est sensible à des phénomènes psychologiques comme l'irrationalité et l'incapacité d'expliquer ses jugements [13]. Aussi, cette évaluation n'explicite pas nécessairement les comportements manquants ni les défauts des comportements jugés non crédibles.

C'est pourquoi nous proposons de compléter ces études subjectives par un recueil d'analyse de données objectives.

2.3 Approche objective

L'approche objective est utilisée dans le domaine des systèmes multi-agents et se concentre sur la comparaison de données quantitatives [5]. Elle a pour but de vérifier que le fonctionnement des agents est identique à celui observé dans la réalité et donc d'évaluer le réalisme de la simulation. L'évaluation objective se fait principalement au niveau macroscopique car les données sont plus aisées à obtenir [7, 19] mais certains travaux, comme [5], proposent d'utiliser des connaissances pour changer de niveau.

Pour la *RV* ou la simulation participative, la validation macroscopique est nécessaire, mais elle ne suffit pas pour valider les comportements des agents. En effet, un comportement collectif valide ne signifie pas que les comportements individuels qui le compose le soient. Ainsi, il faut une

analyse au niveau microscopique or il existe encore peu de travaux sur l'évaluation objective au niveau microscopique, une des difficultés étant la complexité des données à étudier.

L'approche subjective et l'approche objective se complètent en suivant deux moyens différents : expertise humaines et analyse des données brutes. A notre connaissance, il n'existe pas de technique d'analyse des comportements stratégiques en simulation alliant à la fois une validation de la crédibilité comportementale et de la similitude entre humains et agents virtuels.

3 Objectif et approche

Notre objectif est l'évaluation des agents d'une simulation multi-agents au niveau microscopique de façon pertinente pour la RV. Pour cela, nous utilisons une analyse à base de classe utilisant les deux types de données disponibles, objectives (via des traces) et subjectives (via des questionnaires).

3.1 Une analyse à base de classes

Recueil de données de questionnaires. La première approche est exploitée en vue d'une évaluation subjective des catégories de sujet. Elle est basée sur des questionnaires qui fournissent des scores d'échelles à partir des réponses quantitatives. Les questionnaires permettent de recueillir des données sur l'habitude comportementale dans la tâche demandée, sur la perception du dispositif et sur le rapport aux mondes virtuels. Nous obtenons alors des indications sur la typologie des sujets grâce à des scores calculés sur chaque questionnaire ainsi que sur chacune de leurs sous-échelles.

Recueil de données de simulations. Nous exploitons la seconde approche en vue d'une validation objective des comportements. Dans un premier temps, nous recueillons les données brutes (appelées *traces*) des comportements du sujet humain dans une simulation participative. Nous enregistrons les variables disponibles sur le sujet et son contexte (les agents et l'environnement de la simulation). Dans un second temps, nous répliquons les scénarios en remplaçant les sujets par des agents simulés et recueillons les mêmes traces. Les agents sont générés en faisant varier les paramètres d'entrée du modèle.

Ces deux phases nous fournissent un ensemble de traces de comportement de *bas niveau* (niveau opérationnel). Les traces, particulièrement

dans le cas des sujets humains, sont bruitées et ne représentent qu'une instance d'un comportement au niveau tactique ou stratégique.

Classification. Pour généraliser les analyses de nos traces au niveau des comportements, nous proposons de passer par des catégories de comportements. Ces catégories servent d'abstraction aux traces en regroupant, au sein d'une même classe, les différentes traces représentatives d'un même comportement de *haut niveau* (niveau tactique/stratégique).

De façon à extraire les catégories, nous proposons d'appliquer des méthodes de classification. Le choix d'algorithmes supervisés nécessitant l'étiquetage par un expert d'un grand nombre de traces, il est préférable d'opter pour une approche non-supervisée. Ainsi nous pouvons traiter un nombre quelconque de traces, et ce indépendamment du domaine.

3.2 Démarche générale

Notre méthode commence par la passation des sujets sur le simulateur permettant le recueil des traces ainsi que des réponses aux questionnaires.

La méthode générale est donnée dans la figure 1. L'évaluation du comportement des agents se fait par deux moyens : l'étude de la corrélation entre les catégories de sujets (d'après les questionnaires) et les classes de comportements (issues des traces), et la comparaison des classes de comportements des sujets humaines et des classes de comportement des agents.

Pour l'étude de la corrélation entre les catégories de sujets et leurs comportements observés dans la simulation participative, nous avons besoin d'une part des réponses aux questionnaires relatifs à l'expérience en elle-même en vue de la classification des catégories de sujet, et d'autre part des traces obtenues en simulation pour la classification des comportements humains observés. L'étude de la composition des classes nous permet de rapprocher des catégories de sujets avec des classes de comportements. S'il y a une forte corrélation de la composition des classes de comportement et de catégories de sujet, cela veut alors dire que les classes de comportement ont un sens en terme de typologie du sujet.

Concernant la comparaison des classes de comportement des sujets et de celles des agents,

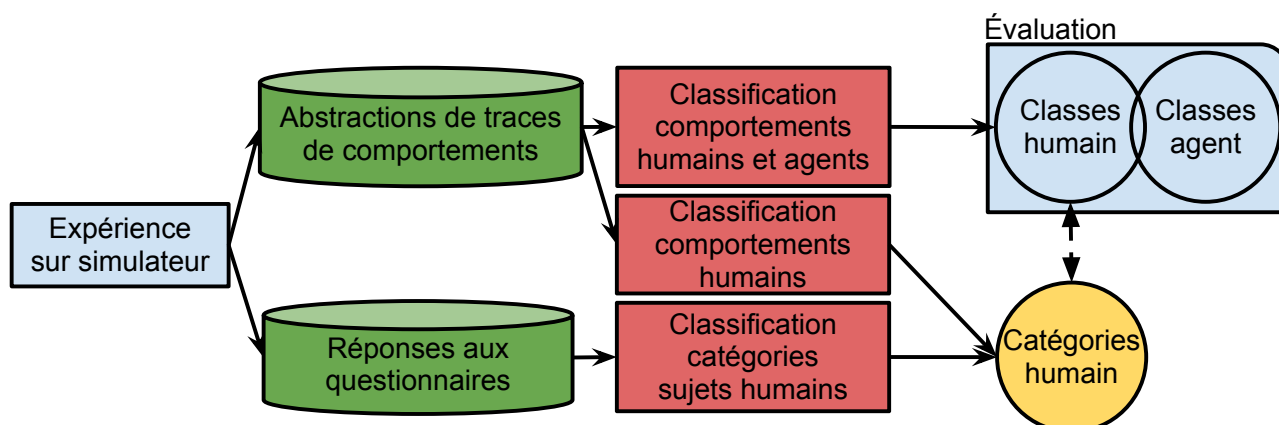


FIGURE 1 – Méthode d'analyse et d'évaluation de comportements. Les cylindres indiquent les données recueillies puis traitées, les 3 rectangles correspondent aux classifications et les cercles aux classes obtenues.

nous générons des traces pour les mêmes situations que pour les sujets en les remplaçant par des agents. Les agents sont instanciés en faisant varier les paramètres d'entrée du modèle¹. Nous pouvons alors utiliser les traces des sujets et des agents pour effectuer une classification des comportements de tous les acteurs principaux (humains et agents).

L'étude des classes ainsi produites et de leur recouvrement permet l'analyse des comportements simulés. Nous pouvons alors remarquer trois catégories de classes :

- celles contenant à la fois des acteurs principaux (sujets humains et agents). Cette catégorie correspond aux comportements de haut niveau qui sont correctement reproduits par les agents,
- celles composées uniquement d'agents simulés. Elle correspond aux comportements produits uniquement par les agents, et sont donc soit des erreurs de simulation (les agents produisent des comportement n'existant pas), soit dû à un échantillon de sujets trop faible,
- celles composées uniquement de sujets humains qui correspond aux comportements n'ayant pas été répliqués par les agents, et sont donc soit des manques dans le modèle agent, soit l'expression d'un échantillon d'agents trop faible sur l'espace des paramètres.

Au final, ces deux moyens nous permettent de comparer les classes de comportement des agents avec celles des sujets, qui sont corrélées elles-mêmes à leur catégorie.

1. Les paramètres sont la normativité de l'agent, sa vitesse cible, son expérience, etc.

3.3 Cas d'étude

Afin de tester notre méthode, nous souhaitons évaluer le réalisme des comportements des agents du simulateur de trafic routier de l'IFSTTAR (voir la figure 2), en utilisant le simulateur de conduite ARCHISIM[8]. Pour cela, nous faisons passer les participants de l'expérience sur un parcours contenant d'autres véhicules simulés.



FIGURE 2 – Dispositif du simulateur de conduite avec 3 écrans, volant, boîte de vitesse et pédalier.

Le circuit propose des situations de conduite représentatives de la plupart des situations dont certaines considérées comme problématiques pour les modèles actuels d'agents. Il est composé 7 sections de route, appelées *phases*, qui comprennent des situations de virages successifs, de carrefours (un prioritaire et un non prioritaire), d'insertion sur autoroute, etc pour une durée totale d'environ 20 minutes. Nous ne détaillerons ici qu'une seule de ces phases, schématisée dans la figure 3, qui commence après l'insertion sur autoroute. Le véhicule rencontre alors un trafic ralenti dû à deux poids lourds circulant à vitesse réduite.

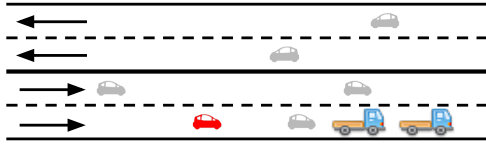


FIGURE 3 – Scénario : phase de trafic ralenti sur autoroute

La méthode exposée dans les sections suivantes sera illustrée à l'aide de cette application à l'étude du comportement de conduite. L'objet de cet article étant de présenter notre méthode d'évaluation, nous ne détaillons pas le modèle ARCHISIM².

4 Méthode de classification des catégories de sujet humain

Dans cette partie, nous détaillons les différents éléments de notre méthode de validation comportementale, ainsi que les outils utilisés.

4.1 Les questionnaires

Le comportement des sujets humains en réalité virtuelle est sujet à des biais induits par le dispositif. Nous nous intéressons donc au comportement du sujet dans sa tâche, mais aussi à son rapport au dispositif, de façon à contrôler l'expérience. De façon générale, pour les dispositifs de RV, nous proposons donc d'utiliser trois ensembles de questionnaires :

- un ensemble relatif à l'activité étudiée, permettant la comparaison ultérieure avec les comportements des agents,
- un ensemble relatif au type de rapport du sujet avec les dispositifs d'immersion et
- un ensemble relatif à l'expérience elle-même, pour évaluer le dispositif et la crédibilité comportementale des agents simulés.

Nous utilisons de préférence des questionnaires validés par les chercheurs en sciences humaines, y compris dans leur version traduite en français. Cette validation prend en compte l'ordre des questions, la compréhension des questions par les sujets avec un vocabulaire non ambigu, l'absence d'induction dans les réponses par les questions, la pertinence des modalités de réponses et l'utilité de toutes les questions.

Typologie de comportement. En premier lieu il est nécessaire de soumettre un questionnaire

de comportement spécifique au domaine, effectué avant l'expérimentation, pour caractériser le comportement général du sujet dans l'activité étudiée. Dans le cadre de notre application au comportement de conduite, nous avons choisi le *Driver Behavior Questionnaire (DBQ)* [25] dans sa version française [12].

Tendance et habitude d'immersion. Pour contrôler si le rapport à l'immersion du sujet a un impact sur son comportement, nous souhaitons évaluer comment le sujet réagit face aux techniques d'immersion mises en œuvre et donc sa capacité à se plonger dans l'environnement virtuel. Pour cela nous utilisons un questionnaire de propension à l'immersion : l'*Immersive Tendencies Questionnaire (ITQ)* de Witmer et Singer³ qui se décompose en sous-échelles *focus*, *implication*, *émotions* et *jeu* [29]. Nous prenons également en compte l'habitude aux immersions. Pour cela nous approfondissons l'échelle *jeu* de l'*ITQ* qui ne contient que deux items par un questionnaire d'implication dans les jeux vidéo pour évaluer plus finement la typologie de l'engagement du joueur. Nous utilisons le *Game Engagement Questionnaire (GEQ)*⁴ qui permet de définir le degré d'engagement du sujet selon plusieurs axes : *Absorption*, *Flow*, *Presence* et *Immersion* [3].

Évaluation du dispositif et de la crédibilité comportementale. Le premier questionnaire évalue l'effet de présence du sujet pendant l'expérience dans toutes ses composantes. Pour cela, nous utilisons le *Presence Questionnaire (PQ)*⁵, qui permet d'obtenir un score global ainsi que des scores sur les sous-échelles *Réalisme*, *Possibilité d'agir*, *Qualité de l'interface*, *Possibilité d'examiner*, *Auto-évaluation de la performance*, *Auditif* et *Haptique* [29].

Dans le but de approfondir l'évaluation de la crédibilité comportementale de la présence, nous avons élaboré deux autres questionnaires :

- un premier, général, ayant pour but d'évaluer la qualité ressentie des comportements des agents dans l'ensemble de la simulation. Il contient une affirmation par phase basée sur le modèle suivant : "Un « humain » peut avoir les comportements « C » effectués par les « agents » dans cette situation « S »". Par

3. Ce questionnaire a été traduit et validé par le laboratoire de cyberpsychologie de l'Université du Québec en Outaouais [26].

4. N'existant pas de traduction à notre connaissance nous avons fait traduire le questionnaire par un expert-traducteur anglophone, puis vérifié la cohérence de la traduction.

5. Il a été traduit par le même laboratoire de cyberpsychologie [26].

2. Les détails du modèle peuvent être trouvés dans [8]

exemple : *"Des conducteurs humains peuvent avoir les comportements de conduite effectués par les conducteurs des véhicules simulés aux carrefours"*.

- un second, spécifique, ciblant des éléments particuliers sur des situations précises s'étant présentées lors de la simulation. Il est soumis lors de la diffusion vidéo de la simulation que le sujet vient d'effectuer (appelée phase de re-jeu) et contient une ou plusieurs questions par phase. Par exemple : dans une phase de suivi de véhicule, nous donnons la consigne *"observer le véhicule devant"* et demandons l'accord du sujet avec l'affirmation : *"Un conducteur humain peut avoir le comportement de conduite effectué par le conducteur du véhicule roulant à faible vitesse devant vous dans cette situation de ligne droite"*.

4.2 Des données aux catégories

Nous obtenons à partir de ces questionnaires des données quantitatives que nous normalisons par un passage à une échelle numérique linéaire. Les scores des échelles des questionnaires sont ensuite calculés et normalisés entre 0 et 1. Une fois les données traitées, nous classifions les scores des sujets à l'aide d'un algorithme d'apprentissage. Comme nous l'avons vu auparavant, l'algorithme doit être non supervisé avec un nombre de classes libre, comme par exemple le *X-moyennes* basé sur le *Bayesian Information Criterion* [24] ou les *cartes auto adaptatives* [14].

Nous avons choisi d'utiliser l'algorithme des *K-moyennes en cascade*. L'initialisation des classes est faite par *Kmeans++* qui permet une meilleure répartition des centres des classes en fonction des données [1]. Le nombre de classes est choisi sur le *Variance Ratio Criterion* qui prend en compte les distances inter et intra classes [6]. Nous appliquons alors l'algorithme de classification sur les réponses aux questionnaires pour obtenir des catégories de sujet conducteur.

5 Traitement des traces de comportement

5.1 Données recueillies

Concernant les données objectives de simulation, nous recueillons au cours de la simulation les traces de l'acteur principal (sujet humain ou agent), des agents du trafic en interaction et de

l'environnement. Ces traces sont ensuite utilisées pour la classification des comportements tactiques et stratégiques.

Traces des sujets. Pour les acteurs principaux humains, nous recueillons de 8 à 13 variables sur le véhicule conduit, les véhicules simulés et l'environnement toutes les 300 ms. Les variables communes aux véhicules principaux (simulés ou pilotés) sont : le temps, le point kilométrique, la route, le décalage à la voie, l'angle par rapport à la voie, la vitesse, l'accélération et la topologie. Des variables spécifiques aux véhicules pilotés s'ajoutent : l'angle du volant, la pression sur la pédale d'accélération, de frein et d'embrayage, la position de la boîte de vitesse.

Traces des agents. Pour obtenir les traces des agents, nous plaçons un véhicule simulé à la place du véhicule piloté par les humains. Ainsi à chaque phase du scénario le véhicule simulé se place dans une situation initiale identique à celle présentée aux humains. Il est cependant à noter que comme le comportement des autres agents n'est pas scénarisé, l'évolution des situations diverge plus ou moins en fonction du comportement des acteurs principaux (sujets ou agents placés comme sujets).

5.2 Pré-traitements

Certaines variables significatives, dépendantes du domaine d'application, ne peuvent pas être obtenues directement. Nous interrogeons donc les experts du domaine pour identifier les indicateurs importants. Ceux qui n'ont pu être recueillis sont alors calculés à partir des traces.

Dans notre application, les experts du trafic routier ont choisi les indicateurs suivants : des variables haut niveau telles que le temps intervéhiculaire, le *jerk* (dérivée de l'accélération par rapport au temps) et le nombre de changement de voie ; ainsi que des variables de bas niveau tel que la vitesse, l'accélération et le déplacement latéral par rapport à l'axiale. Ces indicateurs ainsi que les variables haut-niveaux sont alors calculés pour les acteurs principaux.

Dans le cadre d'une simulation dynamique, la plupart des indicateurs sont temporels. Les données à classer sont donc des suites ordonnées de valeurs pour chaque sujet. Deux solutions existent : utiliser un algorithme prenant en entrée des données temporelles, ou étudier les données «à plat», en concaténant les variables temporelles relatives à un sujet sur une

DTWs (Var i)

	ap 0	...	ap m
ap 0	-	0.44	0.86
...	0.44	-	0.50
ap m	0.86	0.50	-

similarités (Var i)

	ap 0	...	ap m
ap 0	1	1	0
...	1	1	0
ap m	0	0	1

similarités

	ap 0	...	ap m
ap 0	n	5	1
...	5	n	3
ap m	1	3	n

FIGURE 5 – Transformation des *DTW* : 1) calcul des *DTW* entre chaque acteur principal *ap* pour chaque variable *Var i* ; 2) obtention par le maximum d'une matrice de similarités par variable ; 3) addition des matrices de similarités.

seule ligne. La première solution augmente fortement la complexité des algorithmes, car ceux-ci doivent prendre en compte les éventuels décalages temporels de comportements similaires. La seconde ignore les décalages temporels, mais permet d'appliquer les algorithmes classiques.

Nous avons choisi une solution hybride de pré-traitement des données qui permet à la fois de n'avoir qu'un ensemble d'attributs par sujet et de prendre en compte les décalages temporels. Pour cela, nous générons un vecteur qui comprend pour chaque acteur principal *ap* : (1) les valeurs moyennes et écarts-types de chaque variable *var*, (2) les données agrégées qui servent à prendre en compte les décalages temporels (ici *DTW*), et (3) les indicateurs identifiés par l'expert (voir Figure 4).

La solution adoptée pour le traitement des décalages temporels est d'utiliser un algorithme de recherche de motifs, comme *Dynamic Time Warping (DTW)* ou *Longest Common Subsequence (LCS)*. Nous avons choisi l'algorithme *DTW* qui permet de calculer l'appariement maximal entre deux suites ordonnées de façon à mesurer leur similarité [2].

La transformation appliquée aux *DTW* est schématisée dans la figure 5. Nous calculons une matrice de *DTW* pour chacun des indicateurs. Chaque matrice contient, pour une variable, les *DTW* entre tous les acteurs (sujets et agents). Ceci nous permet d'obtenir, pour chaque variable, les comportements les plus proches (*i.e.* le *DTW* maximal).

De façon à inclure les *DTW* comme nouvelles variables décrivant les acteurs, nous avons choisi de sommer les proximités pour chaque indicateur. En résulte pour chaque acteur principal un vecteur de similarité avec les autres acteurs principaux.

5.3 Classes de comportement

Nous classifions alors l'ensemble des données des acteurs principaux (normalisées entre 0 et 1) par le même algorithme d'apprentissage non supervisé que celui utilisé sur les réponses aux questionnaires. Nous obtenons ainsi les classes de comportement des acteurs principaux.

6 Expérimentation

L'échantillon de population a une bonne vue (ou corrigée), a entre 18 et 50 ans, est automobiliste régulier et détient un permis de conduire voiture depuis plus d'un an. Notre expérience est effectuée sur un dispositif comprenant un volant, un pédalier et une boîte de vitesse ainsi que 3 écrans permettant un champs de vision latéral suffisant et l'intégration des visuels des rétroviseurs (gauche et central). Actuellement 7 participants ont utilisé ce dispositif.

Un premier passage de test sans véhicule simulé est effectué pour que le sujet s'habitue au fonctionnement du simulateur ainsi qu'au circuit. Ensuite, le sujet effectue le scénario dans son intégralité, en interaction avec les véhicules simulés. Les données sont alors enregistrées pour la phase de traitement.

Avant la simulation, le *DBQ* est soumis. Après la simulation, le sujet remplit le questionnaire général de crédibilité comportementale et le *PQ*. Ensuite, un jeu de la simulation est effectué, de façon à évaluer les phases unitairement. Lorsque l'ensemble du jeu de la simulation est terminé, les autres questionnaires (*ITQ*, *GEQ* ...) sont remplis par le sujet.

Résultats & discussion

Catégories de conducteurs et classes de comportements. L'algorithme de classification est appliqué sur les données des échelles du questionnaire de comportement de conduite *DBQ*. Il en résulte 4 catégories de conducteurs.

La première catégorie obtient les scores maximaux sur les sous-échelles *Mistakes* et *Possible risk* mais le score minimum sur les *Violations*.

	moyenne			écart type			DTW			indicateur 0 ... indicateur p
	var 0	...	var n	var 0	...	var n	ap 0	...	ap m	
ap 0										
...										
ap m										

FIGURE 4 – Attributs pour la classification : moyenne et écart type puis données agrégées et enfin indicateurs des experts

Elle représente donc des conducteurs respectant le code de la route, mais faisant des erreurs potentiellement risquées. La deuxième catégorie obtient des scores moyens sur toutes les échelles. La troisième catégorie contient les scores minimaux sur chaque échelle exceptée *Violation*, c'est donc une catégorie de conducteurs prudents malgré un faible respect du code de la route. Enfin, la quatrième catégorie regroupe les scores maximaux de 5 sous-échelles sur 7. Elle regroupe donc une catégorie de conducteur à fort risque d'accidents.

Le même algorithme appliqué sur les indicateurs et les *DTW* issus des traces de la simulation donne 4 classes identiques (contenant les mêmes sujets) à celles du *DBQ*. L'analyse visuelle des enregistrements nous permet de connaître les caractéristiques de chaque classe sur le scénario donné. Dans le même ordre que dans le paragraphe précédent :

- les conducteurs de la première catégorie ont une vitesse inférieure à la limitation avec des oscillations latérales importantes lors des dépassements,
- ceux de la seconde catégorie ont une vitesse stable entre 130 et 140 Km/h ,
- ceux de la troisième catégorie ont une vitesse stable proche de la limitation de vitesse, qui diminue légèrement à l'approche de la zone de trafic congestionné,
- et ceux de la quatrième catégorie présentent de fortes accélérations et décélérations, amenant la vitesse à varier entre 75 Km/h lors d'un freinage brusque et 150 Km/h avant et après la zone de trafic congestionné.

Ces résultats montrent que les classes de comportement, produites à l'aide d'un algorithme non supervisé, ont un sens en terme de typologie du conducteur. Ceci tend à valider l'approche retenue d'utilisation de classes pour étudier les comportements tactiques à partir de traces.

Comparaison de comportements humains et agents. Le résultat de la classification sur les indicateurs et *DTW* issus des traces de simulation des conducteurs humains et simulés donne 6 classes. Elles conservent la même composition de sujets que celles vues précédemment.

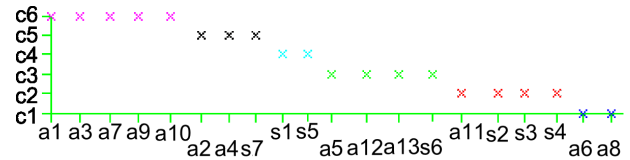


FIGURE 6 – Classification (*c*) des comportements agents (*a*) et humains (*s*). Nous observons 3 types de classes : mixtes, uniquement agents et uniquement humains

La figure 6 montre les classes *c* associées aux agents *a* et aux sujets *s*. Trois types de classes de comportement sont observés :

- trois classes mixtes contiennent humains et agents. La première (*c2*), composée de 3 sujets et 1 véhicule simulé, correspond à la catégorie de conducteur respectant le code de la route mais faisant des erreurs. Les deux autres correspondent à la catégorie de conducteur moyen (*c3* : 1 sujet et 3 agents) et à celle de conducteur à risque (*c5* : 1 sujet et 2 agents),
- une classe *c4* est uniquement composée de 2 sujets humains. Il s'agit de la catégorie de conducteurs prudents minimisant les risques,
- deux classes sont uniquement composées d'agent (*c1* et *c6*) : la première contient 2 véhicules simulés et la seconde 5. L'observation de ces deux classes, nous montre que celles-ci contiennent les deux véhicules simulés qui ont hésité et ralenti fortement lors du dépassement des poids lourds, et les 5 véhicules simulés qui n'ont pas su résoudre rapidement la situation de zone congestionnée.

Interprétation. Sous les hypothèses que notre expérimentation présente un panel exhaustif des situations de conduite, que les agents générés regroupent l'entièreté de leurs capacités et que la population de sujets est représentative, nous pouvons faire les interprétations suivantes :

- le taux du nombre de classes mixtes par rapport au nombre de classes contenant un humain est de 0.75 (et en terme d'effectif⁶ de 0.86). Ces taux donnent des indications sur

6. En tenant compte du nombre d'agents et du nombre d'humains appartenant aux classes.

le pourcentage de comportement que l'agent peut reproduire, c'est-à-dire la capacité du modèle à reproduire l'humain.

- le taux du nombre de classes contenant uniquement des humains par rapport au nombre de classes mixtes est ici de 0.25 (effectif : 0.4). Cela nous renseigne sur le taux de comportement humain non reproductible par l'agent, c'est donc le pourcentage de comportements manquant.
- Enfin, le rapport entre le nombre de classes contenant uniquement des agents et le nombre de classes contenant un agent est de 0.4 (effectif : 0.54). Il est interprété comme un score d'erreur des agents.

De plus, ces premiers résultats doivent être approfondis et vérifiés sur un panel plus important.

7 Conclusion & perspectives

Cet article présente une méthode d'étude de la crédibilité comportementale des agents grâce à une expérimentation en réalité virtuelle. Cette validation a pour originalité de coupler une analyse subjective de la crédibilité comportementale par des questionnaires issus des sciences humaines et une analyse objective des capacités des agents. Cette analyse s'appuie sur une classification des comportements, qui permet d'obtenir des catégories de comportements de plus haut niveau que les traces. La comparaison de ces classes de traces humaines et agents permettent une évaluation objective de la qualité du modèle à reproduire les comportements humains. En parallèle, les questionnaires permettent de s'assurer que nos classes de traces humaines ont un sens en terme de typologie du sujet dans sa tâche.

Notre méthode de validation a été appliquée à la simulation de trafic routier. Cette expérience a montré que la méthodologie est utilisable pour des EVs mixtes complexes, et qu'il est possible d'extraire des comportements stratégiques à partir des traces via notre abstraction. La taille de l'échantillon va être augmentée pour vérifier la robustesse de la méthode.

Plusieurs pistes restent à explorer. Sur la classification, l'évaluation des résultats de plusieurs algorithmes doit permettre de mieux juger de l'adaptation de ceux-ci. Pour cela, utiliser les résultats de la première comparaison (typologie de comportement par questionnaire et classes de comportement observé) permet de choisir l'algorithme le plus pertinent selon l'application.

Certains travaux ont pour but la génération automatique de modèles d'agent à partir des observations de comportements humains [27]. Ils ne répondent pas à notre besoin de validation de la crédibilité comportementale, mais les méthodes proposées de classification de comportement [20, 15] peuvent s'appliquer à nos données et pourraient donc contribuer à améliorer l'étape de classification de notre approche de validation. Notre méthode peut être apparentée à ces travaux si nous l'inscrivons dans un cycle de développement où notre analyse des classes de comportement permet alors la détermination des valeurs correctes des paramètres d'entrée du modèle.

Par ailleurs, une deuxième expérience est prévue pour confronter des observateurs humains externes aux traces humaines et simulées via la notation des enregistrements. Elle permettra d'évaluer la crédibilité des traces simulés et humaines sur la même situation.

Références

- [1] D. Arthur and S. Vassilvitskii. k-means++ : The advantages of careful seeding. In *Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms*, pages 1027–1035. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2007.
- [2] D. Berndt and J. Clifford. Using dynamic time warping to find patterns in time series. In *KDD workshop*, volume 10, pages 359–370, 1994.
- [3] J.H. Brockmyer, C.M. Fox, et al. The development of the game engagement questionnaire : A measure of engagement in video game-playing. *Journal of Experimental Social Psychology*, 45(4) :624–634, 2009.
- [4] J.M. Burkhardt, B. Bardy, and D. Lourdeaux. Immersion, réalisme et présence dans la conception et l'évaluation des environnements virtuels. *Psychologie française*, 48(2) :35–42, 2003.
- [5] P. Caillou, J. Gil-Quijano, et al. Description automatique de dynamiques de groupes dans des simulations à base d'agents. *JFSMA 2012*, 2012.
- [6] T. Caliński and J. Harabasz. A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics-theory and Methods*, 3(1) :1–27, 1974.
- [7] A. Champion. Mécanisme de coordination multi-agent fondé sur des jeux : application la simulation comportementale de

trafic routier en situation de carrefour. *Ph D thesis, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis*, 2(00) :3, 2003.

- [8] A. Champion, S. Éspié, and J.M. Auberlet. Behavioral road traffic simulation with archisim. In *Summer Computer Simulation Conference*, pages 359–364. Society for Computer Simulation International ; 1998, 2001.
- [9] A. Drogoul, B. Corbara, and D. Fresneau. Manta : New experimental results on the emergence of (artificial) ant societies. *Artificial Societies : the computer simulation of social life*, pages 190–211, 1995.
- [10] D.L. Fisher, M. Rizzo, and J.K. Caird. *Handbook of driving simulation for engineering, medicine, and psychology*. CRC Press, 2011.
- [11] G. Fontaine. The experience of a sense of presence in intercultural and international encounters. *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, 1(4) :482–490, 1992.
- [12] C. Gabaude et al. Self-regulatory driving behaviour in the elderly : relationships with aberrant driving behaviours and perceived abilities. *Le travail humain*, 73(1) :31–52, 2010.
- [13] C. Javeau. *L'enquête par questionnaire : manuel à l'usage du praticien*. Editions de l'Université de Bruxelles, 1978.
- [14] T. Kohonen. The self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*, 78(9) :1464–1480, 1990.
- [15] B. Lacroix, P. Mathieu, and A. Kemeny. Formalizing the construction of populations in multi-agent simulations. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012.
- [16] J. Leplat. Simulation et simulateur : principes et usages. *Regards sur l'activité en situation de travail : contribution à la psychologie ergonomique*, pages 157–181, 1997.
- [17] J. Lessiter, J. Freeman, E. Keogh, and J. Davidoff. A cross-media presence questionnaire : The itc-sense of presence inventory. *Presence : Teleoperators & Virtual Environments*, 10(3) :282–297, 2001.
- [18] J.C. Lester, S.A. Converse, et al. The persona effect : affective impact of animated pedagogical agents. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 359–366. ACM, 1997.
- [19] P. Maes and R. Kozierok. Learning interface agents. In *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, pages 459–459. John Wiley & Sons LTD, 1993.
- [20] P. Mathieu and S. Picault. From real purchase to realistic populations of simulated customers. In *Advances on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems*, pages 216–227. Springer, 2013.
- [21] M.W. McGreevy. The presence of field geologists in mars-like terrain. *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, 1(4) :375–403, 1992.
- [22] J. Patrick. *Training : Research and practice*. Academic Press, 1992.
- [23] I.P. Pavlov and G.V. Anrep. *Conditioned reflexes*. Dover Pubns, 2003.
- [24] D. Pelleg, A. Moore, et al. X-means : Extending k-means with efficient estimation of the number of clusters. In *Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning*, volume 1, pages 727–734. San Francisco, 2000.
- [25] J. Reason, A. Manstead, S. Stradling, J. Baxter, and K. Campbell. Errors and violations on the roads : a real distinction ? *Ergonomics*, 33(10-11) :1315–1332, 1990.
- [26] G. Robillard, S. Bouchard, P. Renaud, and L.G. Cournoyer. Validation canadienne-française de deux mesures importantes en réalité virtuelle : l'immersivité et le questionnaire de présence. *Poster presented at the 25e congrès annuel de la Société Québécoise pour la Recherche en Psychologie (SQRP), Trois-Rivières, November 1-3, 2002*.
- [27] I. Saffar, A. Doniec, J. Boonaert, S. Le-coeuche, et al. Conception de simulations multi-agents : vers une modélisation basée sur les observations des comportements réels. In *Actes de la conférence RFIA 2012*, 2012.
- [28] T.A. Stoffregen, B.G. Bardy, L.J. Smart, and R.J. Pagulayan. On the nature and evaluation of fidelity in virtual environments. *Virtual and adaptive environments : Applications, implications, and human performance issues*, pages 111–128, 2003.
- [29] B.G. Witmer and M.J. Singer. Measuring presence in virtual environments : A presence questionnaire. *Presence*, 7(3) :225–240, 1998.