



HAL
open science

Analyse des comportements agents par agrégation aux comportements humains

Kévin Darty, Julien Saunier, Nicolas Sabouret

► **To cite this version:**

Kévin Darty, Julien Saunier, Nicolas Sabouret. Analyse des comportements agents par agrégation aux comportements humains. 22èmes Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA 2014), Oct 2014, Loriol-sur-Drôme / Valence, France. 10 p. hal-01066247v3

HAL Id: hal-01066247

<https://hal.science/hal-01066247v3>

Submitted on 2 Oct 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Analyse des comportements agents par agrégation aux comportements humains

K. Darty^a J. Saunier^b N. Sabouret^c
Kevin.Darty@ifsttar.fr Julien.Saunier@insa-rouen.fr Nicolas.Sabouret@limsi.fr

^a Laboratoire Exploitation, Perception, Simulateurs et Simulations - IFSTTAR,
14-20 Boulevard Newton Cité Descartes, 77447 Marne la Vallée - France

^b Laboratoire d'Informatique, du Traitement de l'Information et des Systèmes (LITIS), INSA de Rouen,
Avenue de l'Université - BP8, 76801 Saint-Étienne-du-Rouvray Cedex - France

^c Laboratoire d'Informatique pour la Mécanique et les Sciences de l'Ingénieur (LIMSI) - CNRS, Université Paris-Sud,
Centre National de la Recherche Scientifique, BP133, 91403 Orsay Cedex - France

Résumé

Les simulations multi-agents, utilisées dans le domaine des environnements virtuels immersifs, mettent en œuvre des agents reproduisant des comportements humains et interagissant avec eux. Dans cet article, nous proposons une méthode générique fondée sur l'analyse de données pour l'évaluation des comportements individuels des agents. Elle est basée sur une classification des traces de simulation pour extraire les comportements humains. Ceux-ci servent de comportements de référence pour ensuite réaliser une agrégation des agents sur les classes d'humains. Il est alors possible d'analyser les capacités, manques et erreurs des comportements agents en les comparant avec ceux des humains. Nous complétons cette analyse par une évaluation subjective basée sur un questionnaire rempli par des annotateurs humains afin de définir des catégories d'utilisateur, rendant leurs comportements explicites. Nous appliquons notre méthode à la simulation de conduite immersive.

Mots-clés : *Simulation multi-agents, analyse de comportement, approche objective et subjective, classification et agrégation de comportement, explicitation*

Abstract

Multi-agent simulations, used in the field of immersive virtual environments, implement agents that reproduce human behaviors and interact with them. In this paper, we propose a generic method based on data analysis to evaluate individual agents behaviors. It uses a simulation logs clustering to extract human behaviors that serve as the reference behaviors to aggregate agents on humans clusters. It is then possible to analyze the capacities, lacks, and errors of the agents behaviors by comparing them to humans ones. We complete this analysis with a

subjective evaluation based on a questionnaire filled by human annotators to draw categories of users, making their behaviors explicit. We apply our method to immersive driving simulation.

Keywords: *Multi-agent simulation, behavior analysis, objective and subjective approach, behavior clustering, aggregation and explicitation*

1 Introduction

La simulation multi-agents (SMA) est utilisée dans de nombreux domaines tels que la simulation macro-économique [20, 21], la simulation sociale [9] et la simulation de trafic [11]. Dans ces simulations, les agents doivent produire des comportements qui ressemblent à ceux des humains, c'est-à-dire qui apparaissent réalistes. Le terme *comportement* couvre diverses notions : des actions bas niveau (sélection d'action atomiques, comme dans [21]) aux mouvements émergents dans une foule [2].

Lorsque le système fait intervenir un grand nombre d'agent, Drogoul montre [12] que la validation de la simulation requiert une évaluation à une échelle macroscopique, c'est-à-dire du comportement global. Cependant, le développement des simulations multi-agents en environnement virtuel (EV) [22, 1] fait apparaître de nouveaux besoins de validation comportementale. En effet, dans ces systèmes, les humains interagissent directement avec les agents simulés au sein de simulations immersives et le jugement se fait localement, à l'échelle microscopique. Or la validité au niveau macroscopique ne garantit en rien la validité au niveau microscopique, de même que le fait que les comportements locaux soient valides ne garantit pas un comportement global cohérent, comme l'a montré [16].

Dans cet article, nous nous intéressons à la validation microscopique de comportements d'agents simulés dans le contexte de simulations multi-agents immersives, telles qu'un simulateur de conduite. Nous avons proposé [7] une méthode d'extraction de comportements basée sur la classifications de traces de simulation, couplée avec une analyse de la crédibilité. Le travail que nous présentons ici se situe dans la poursuite de ces recherches mais fait intervenir deux nouveaux résultats. Premièrement, nous proposons de combiner l'étude des comportements à partir des traces avec une classification sur des critères subjectifs, évalués par des observateurs de la simulation. Cela nous permet d'analyser et d'explicitier les classes de comportements identifiées. Deuxièmement, nous séparons la classification des comportements des humains de celle des agents pour faire ressortir les capacités, les erreurs ou les manques des agents simulés.

Dans la prochaine section, nous discutons de l'analyse de comportements et nous présentons les travaux qui sont à la base de nos recherches. Nous montrons qu'il est nécessaire de combiner des approches basées sur l'analyse objective de traces avec des approches subjectives issues des Sciences Humaines et Sociales. La section 3 présente notre méthode basée sur la classification de données et sur un algorithme d'agrégation des agents sur les catégories de comportements des humains. La section 4 illustre le potentiel de cette méthode dans le contexte de la simulation de conduite.

2 Contexte et travaux connexes

La notion de comportement comprenant différents niveaux, il est nécessaire de définir ce que nous entendons par ce terme. Dans notre méthode, nous voulons évaluer le comportement des agents au niveau stratégique : nous considérons que le comportement est adopté selon un choix tactique, qu'il évolue selon la dynamique de l'environnement et qu'il dépend de l'état mental de l'individu, comme proposé par [13]. C'est pour cela que nous distinguons les traces de simulation, qui ne sont que le résultat partiel du comportement sur l'environnement, du comportement lui-même tel qu'il peut être examiné par un observateur humain. Cette distinction nous amène à considérer différents types de recherches effectuées sur l'analyse de ce niveau de comportement.

2.1 Approche objective

L'analyse de données de simulation pour l'évaluation de la crédibilité des comportements, que nous qualifierons dans la suite d'approche *objective*, est souvent utilisée dans le domaine des SMA. Elle consiste à vérifier - généralement à l'échelle macroscopique - au travers de données quantitatives que les agents se comportent d'une façon similaire à ce qui est observé dans une situation réelle [6, 2].

Certains travaux utilisent des comportements de références, décrits manuellement [15] ou extraits de situations réelles [26], afin de générer les comportements des agents par des méthodes de classification. Le cycle de conception est alors bouclé par une validation à l'échelle macroscopique via par exemple une carte de chaleur [26] ou des variables globales [15]. Soyer et al. [29] proposent une méthode d'ingénierie de SMA multi-niveaux. La validation proposée se concentre alors sur la cohérence entre les modèles haute et basse résolution.

Il existe donc de nombreuses méthodes objectives de validation macroscopique, mais la littérature ne contient que peu d'outils ou d'approches au niveau microscopique comme fait par [28]. La méthode proposée par Mathieu et Picault dans [21] permet d'extraire des profils de comportement de consommateur à partir de traces réelles bas niveau que sont les tickets de caisse. Cette méthode permet ensuite de générer une population d'agents basée sur ces prototypes dont la validation est faite au niveau microscopique. Cependant, seules quelques recherches s'appuient sur une analyse *objective* des données de simulation, par exemple [10] et [3].

Ainsi, Caillou [3] a montré que l'analyse et la comparaison de données au niveau microscopique ne peuvent être faites directement sur les traces de simulation en raison du fossé sémantique entre les données brutes et les comportements recherchés. Par exemple, les traces de simulation sont généralement bruitées et présentent des données temporelles qui demandent des prétraitements. Pour répondre à cette limite, certains travaux proposent des méthodes de classification automatique de participants selon des variables bas niveau comme [14]. D'autres approches (comme celle de Caillou) s'appuient sur des experts du domaine pour déterminer les variables haut niveau qui décrivent le comportement à analyser. En utilisant ces variables, un algorithme de classification automatique peut

être utilisé pour classifier les comportements des agents [3].

La limitation principale de l'approche objective est que, si elle permet d'observer la différence entre catégories de comportements extraits à partir des traces (nous parlerons de *classes de trace de comportement* ou *classes de traces*), elle ne fournit pas d'information au delà des variables utilisées. En particulier, elle ne peut pas donner un sens aux comportements obtenus, c'est-à-dire les rendre explicites. À l'inverse, l'approche subjective (qui se base sur une observation et analyse de plus haut niveau) offre cette possibilité.

2.2 Approche subjective

Les questions de crédibilité et de réalisme des comportements des agents et de leur modèle sous-jacent (au sens de *similarité aux humains*) ont déjà été abordées notamment dans le domaine des agents virtuels.

Ces études d'évaluation utilisent le jugement de participants sur la crédibilité ressentie des comportements des agents.

L'approche *subjective* provient des Sciences Humaines et Sociales et consiste en l'évaluation générale (ou détaillée) de la qualité d'immersion au travers de questionnaires [17]. Quand il s'agit de l'analyse des comportements des agents, les études se concentrent sur la crédibilité comportementale [18], c'est-à-dire l'évaluation de la similarité ressentie des comportements humains et agents, indépendamment de comment ils ont été produits. Dans cette approche, les agents sont observés par le participant immergé.

Cette approche a été beaucoup utilisée pour l'évaluation de la similarité des comportements avec les êtres humains dans le domaine des agents virtuels dans le contexte d'interaction homme-machine. Par exemple, Campano et al. [5] proposent une méthode d'évaluation de modèles affectifs et Pelachaud et al. [23] évaluent la crédibilité du modèle de comportement affectif des expressions de l'agent *Greta*.

La force de l'approche subjective est de caractériser les comportements adoptés via des questionnaires validés par des experts et des psychologues, et de saisir directement les comportements haut niveau au travers des réponses faites par des participants humains. Afin de caractériser les comportements observés (mais aussi d'éviter le biais dû à l'introspection), ils peuvent

être annotés via un questionnaire rempli a posteriori par une tierce personne. Il est alors possible de regrouper les comportements selon ces descriptions haut niveau. Nous parlerons alors de *classes de comportement annoté* ou *classes d'annotations*.

Cependant, il est difficile de traiter de nombreux agents et de tester l'intégralité des différents paramètres des agents avec une telle méthode puisqu'elle requiert l'annotation d'un grand nombre de données.

Les classes de traces tout comme les classes d'annotations ont pour but d'évaluer les comportements adoptés mais de manières différentes. C'est pourquoi les approches objective et subjective se complètent mutuellement au travers d'une analyse des données de simulation et d'une expertise humaine. Dans notre méthode, nous proposons de les combiner : nous utilisons une analyse automatique de données et une méthode d'agrégation pour construire les classes de traces des comportements humains et agents, puis des observateurs humains remplissent un questionnaire sur les comportements adoptés afin de construire les classes d'annotations. Leur utilisation conjointe nous permet d'extraire puis d'explicitier les comportements haut niveau adoptés par les humains et les agents.

3 Analyse de comportement et méthode d'évaluation

Approche générale

Notre but est l'évaluation du comportement des agents dans le contexte des *EVs*. La méthode que nous proposons est basée sur l'utilisation conjointe d'une analyse de traces de simulation (partie objective) et de réponses à un questionnaire de comportement (partie subjective). Les données de simulations sont classifiées en des classes de traces de comportement. Le questionnaire de comportement nous permet de définir des catégories d'utilisateur spécifiques à la situation pour les participants et les agents. Nous évaluons alors les agents en analysant la composition de la classification des traces de comportement et rendons explicites les comportements en les comparant avec les catégories d'utilisateurs esquissées par les classes d'annotation.

La méthode générale est décrite dans la figure 1. Le prétraitement des traces de simulation sera

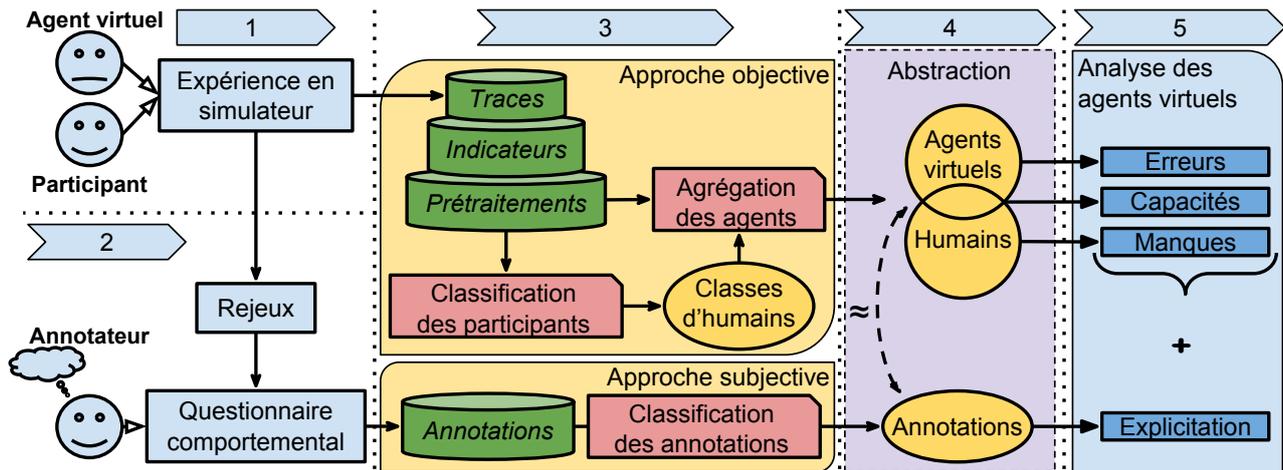


FIGURE 1 – Analyse de comportement et méthode d'évaluation.

détaillé dans la section 3 et la figure 2. La méthode est composée de 5 étapes : 1) la collecte de données de simulation et 2) l'annotation de ces données, 3) le prétraitement des données et leur classification puis agrégation automatique, 4) la comparaison des classes et 5) l'analyse de cette composition et l'explicitation des classes de comportement. Nous présentons dans les sous-sections suivantes ces différentes étapes.

Étape 1 et 2 : expérimentations

Nous utilisons les comportements humains comme comportements de référence pour l'analyse de ceux des agents. C'est pourquoi la première étape de notre méthode consiste en la collecte de données quantitatives sur les participants humains dans l'*EV* lors de la simulation immersive. Nous produisons aussi de nouvelles simulations dans lesquelles le participant est remplacé par un agent (*i.e.* l'agent est placé dans une situation identique à celle présentée aux participants) et collectons les mêmes traces que celles des participants. Différents types d'agents sont générés en explorant l'espace des paramètres du ou des modèles tels que la normativité, l'expérience, les paramètres décisionnels, *etc.* Nous appelons *acteurs principaux* le regroupement des participants humains et des agents virtuels. Les données brutes des expérimentations des acteurs principaux dans le simulateur sont appelées *traces de simulation*.

La seconde étape est l'évaluation subjective des comportements des acteurs principaux. Nous appelons *rejeu* la vidéo faite en vision subjective (c'est-à-dire en vue à la première personne) de

la simulation effectuée par un acteur principal. Une autre population de participants annote les rejeux de tous les acteurs principaux via le questionnaire de comportement. Cette étape produit un ensemble d'annotations.

Étape 3a : classification de traces de participant

Le premier objectif de la troisième étape est de comparer les comportements des participants avec ceux des agents de façon à évaluer la capacité des agents à reproduire le comportement des humains. Notre but est d'élaborer des catégories de comportement servant d'abstractions aux traces : chaque classe doit regrouper différentes traces représentatives du même type de comportement haut niveau (voir figure 1).

Pour commencer, les experts du domaine sont consultés afin d'identifier les indicateurs importants du domaine. Les valeurs de ces indicateurs sont calculées à partir des traces de simulation. Ces indicateurs sont alors transformés en scalaires par une série de prétraitements comme décrit dans la partie gauche de la figure 2.

La raison du prétraitement de ces indicateurs est qu'ils sont principalement temporels et qu'un même comportement produit par plusieurs acteurs principaux peut être adopté avec un décalage temporel. Dans le but de prendre cela en compte, nous utilisons l'algorithme Dynamic Time Warping [27] (*DTW*) qui calcule les distances mutuelles. L'algorithme des K-moyennes nécessite d'avoir des données dans un espace dimensionnel dont les axes sont perpendiculaires. Par conséquent, afin d'inclure les similarités de *DTW* comme nouvelles variables décrivant les

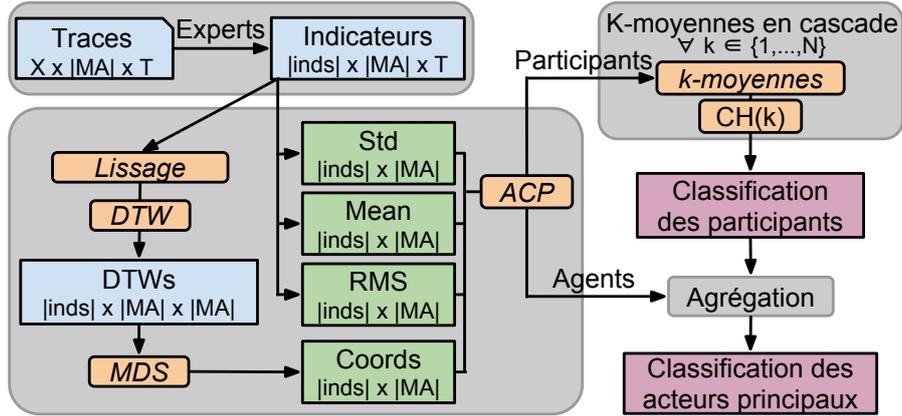


FIGURE 2 – Prétraitements, classification et agrégation des traces selon le temps (T), le nombre de variables (X), d’indicateurs ($inds$), et d’acteurs principaux (MA).

acteurs principaux, nous utilisons un algorithme de positionnement multi-dimensionnel (*MDS*) afin de replacer les acteurs principaux dans un espace dimensionnel. Nous procédons alors à une Analyse en Composantes Principales (*ACP*) pour projeter les données dans un hyperplan dont les axes sont deux-à-deux décorrélés. Le résultat de ce traitement est un ensemble d’indicateurs non-temporels.

Dans le but d’esquisser les catégories de comportements, nous utilisons un algorithme de classification automatique sur ces indicateurs. Les comportements (spécifiques au domaine et à la situation) étant en nombre indéfinis, et dans le but d’éviter l’étiquetage par un expert d’un nombre important de traces, l’algorithme de classification doit être non-supervisé (comme le *K-moyennes*). De plus, le nombre de comportements étant inconnu, nous utilisons le *Variance Ratio Criterion* [4] pour déterminer le nombre approprié de classes.

Cette première partie de l’étape 3 a déjà été publiée et plus d’informations peuvent être trouvées dans [8]. Dans ce papier, nous ajoutons un composant essentiel à cette méthode : l’agrégation des agents aux classes de participants.

Étape 3b : agrégation d’agents

Pendant le processus de classification, l’ajout d’acteurs principaux modifie les centroïdes des classes et peut par conséquent changer d’autres affectations. Cependant, les agents et les participants ne doivent pas être considérés de la même manière dans ce processus car les comportements humains représentent la référence à laquelle nous voulons comparer les comporte-

ments des agents. Pour cette raison, nous ne souhaitons pas que les indicateurs des agents modifient la classification des comportements humains. Dans le but de garder intactes les classes de participants, l’algorithme des *k-moyennes* est uniquement appliqué aux participants. Si les agents sont assez proches, ils sont par la suite agrégés à ces classes d’humains fixées. Sinon, ils sont classifiés dans de nouvelles classes d’agents.

Notre méthode fonctionne comme suit. Nous définissons pour chaque classe de participants C_i un seuil t_i au delà duquel l’agent a est considéré comme étant trop éloigné du centroïde m_i pour être agrégé. Ce seuil t_i est défini sur chaque dimension (*i.e.* pour chaque indicateur ind) comme la distance entre le centroïde m_i et le participant de cette classe le plus éloigné p :

$$t_i^{ind} = \forall p \in C_i, \max(|m_i^{ind} - p^{ind}|) \quad (1)$$

Dans le but de permettre l’agrégation des voisins proches, nous élargissons les seuils t_i par un pourcentage de la moyenne des seuils, selon un ratio de tolérance ϵ : cela permet aux classes singletons (pour lesquelles $\forall ind, t_i^{ind} = 0$) de pouvoir rassembler des agents.

Chaque agent a est agrégé à la classe de participants C_i dont le centroïde est le plus proche parmi celles sous le seuil t_i pour chaque dimension. Si un ou des agents ne se sont pas agrégés aux classes de participants, le premier agent “restant” crée sa propre classe C_{k+1} qui est ajoutée à l’ensemble des classes afin que d’autres agents restants puissent s’y agréger. De même, chaque agent restant essaye de s’agréger à une classe d’agents restants selon la même règle de seuil que celle utilisée pour les classes de par-

participants ou crée sa propre classe sinon. Ainsi, comme schématisé dans la figure 2, nous obtenons une classification composée de tous les acteurs principaux : participants humains et agents virtuels.

Étape 3c : classification d'annotations

Le second objectif est d'analyser les comportements via les annotations selon l'approche subjective. Nous utilisons la même méthodologie que celle utilisée pour la classification des traces : l'identification des indicateurs clés, la classification non-supervisée des participants humains selon ces indicateurs et l'agrégation des agents virtuels aux classes de participants.

L'approche subjective demande une annotation manuelle des rejeux des vidéos : quand le nombre d'agents virtuels augmente, il devient irréaliste de les annoter tous. Cependant, sous l'hypothèse que les agents agrégés à une classe de traces seraient annotés de la même façon que les participants de cette classe, il est possible de rendre explicites les comportements des agents par l'annotation des participants. Dans ce cas, la combinaison de l'approche objective et subjective nous permet de comparer n'importe quel nombre d'agents ainsi que n'importe quel nombre de modèle d'agents. Néanmoins, les classes composées uniquement d'agents ne peuvent dès lors plus être explicitées. C'est pourquoi dans l'expérimentation présentée ci-dessous, et considérant que nous n'avons qu'un nombre limité d'agents, nous avons utilisé une annotation manuelle pour l'ensemble des acteurs principaux (participants et agents).

La seconde difficulté pour la classification d'annotations est de choisir le bon ensemble d'indicateurs. Nous voulons que ces indicateurs soit spécifiques à la fois au domaine et à la situation. En général, les questionnaires de comportement permettent de caractériser le comportement général du participant. Cependant, le participant peut adopter un comportement spécifique dans une situation locale qui diffère de son habitude. C'est pourquoi, comme montré dans la section suivante, nous avons adapté un questionnaire de comportement spécifique au domaine afin de définir des indicateurs pour l'annotation de la situation. Les scores d'échelles du questionnaire sont calculés en additionnant les questions concernées et normalisés entre 0 et 1.

Nous classifions ensuite les scores des participants en utilisant les mêmes algorithmes des

K-moyennes et d'agrégation des agents, ce qui nous permet d'obtenir des classes d'annotations.

Étape 4 et 5 : analyse de classes

La quatrième étape de notre méthode est la comparaison de ces deux classifications (celle de traces et celle d'annotations). Étant donné qu'elles évaluent toutes deux les comportements, avoir une forte similarité entre elles en termes de composition est une vérification partielle que la classification des traces à un sens en termes de catégories d'utilisateurs spécifiques à la situation, et donc correspond bien à des comportements haut niveau spécifiques à la tâche. Nous évaluons la similarité entre ces deux classifications (voir la flèche pointillée dans la figure 1) par l'Indice de Rand (*RI*) [24].

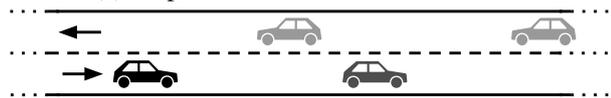
La cinquième et dernière étape consiste en l'analyse des agents virtuels. Il est possible de distinguer trois types de classe en termes de composition participant-agent : 1) les classes contenant à la fois des acteurs principaux humains et agents qui correspondent donc à des comportements haut niveau correctement reproduits par les agents ; 2) celles composées uniquement d'agents qui correspondent à des comportements produits uniquement par des agents. Dans la plupart des cas cela reflète des erreurs de simulation, mais cela peut aussi être du à un échantillon de participants trop faible ; 3) celles composées uniquement de participants qui correspondent à des comportements qui n'ont pas été reproduits par les agents. Par conséquent, soit ce sont des manques dans le modèle agent, soit cela est du à un échantillon trop faible d'agents dans l'espace des paramètres. Nous combinons ensuite cette comparaison humain-agent avec l'analyse de l'annotation afin de donner de l'information explicite (c'est-à-dire des caractéristiques haut niveau issues du questionnaire de comportement) sur les comportements des agents ainsi que sur les comportements manquants le cas échéant.

4 Évaluation

Cette section illustre notre méthode avec une application au cas de la simulation de conduite. Elle présente ensuite l'analyse de données ainsi que la discussion des résultats.



(a) Dispositif du simulateur de conduite.



(b) Scénario de l'expérimentation de conduite.

FIGURE 3 – Application à l'étude de la simulation de conduite.

4.1 Étude de cas

Nous avons utilisé le simulateur de trafic routier *ARCHISIM* [6] de l'*IFSTTAR* (voir figure 3a). Nous voulons évaluer le réalisme et la crédibilité des comportements de conduite des agents. Pour ce faire, les participants conduisent une voiture sur une route contenant des véhicules simulés. Le circuit (montré en figure 3b) fournit une situation de conduite sur une route à double sens. Cela correspond à environ 1 minute de conduite. L'acteur principal (en noir) rencontre un véhicule à vitesse réduite (en gris clair) sur la voie de droite et plusieurs véhicules en sens inverse sur la voie de gauche dont les distances les séparant vont en augmentant de telle façon qu'il est presque impossible de doubler prudemment avant le premier véhicule arrivant en face.

Dans le contexte des simulateurs de conduite, le *Driving Behavior Questionnaire (DBQ)* [25] collecte des données sur les habitudes de conduite. Dans le but d'avoir un questionnaire spécifique à la situation, nous avons choisi de baser notre annotation sur les échelles de ce questionnaire. Le questionnaire d'annotation fournit 5 échelles de type *Likert* [19] : *mémoire et attention*, *jugement et planification*, *violation involontaire (accidentelle)* et *volontaire (délibérée)*. De plus, il fournit une échelle portant sur le risque d'accident : *aucun risque*, *risque possible* et *risque certain*.

Pendant la simulation, nous collectons les traces des acteurs principaux (participants et agents). Dans notre étude de la simulation de trafic, nous collectons chaque 300ms de nombreuses va-

riables telles que l'angle par rapport à l'axiale de la route, la vitesse et la topologie. Les experts du trafic routier ont choisi à la fois des indicateurs haut niveau (comme la distance intervéhiculaire, le temps à la collision et le nombre de changements de voies) et des variables bas niveau (telles que la vitesse, l'accélération et la distance latérale à l'axiale de la route).

Les 22 participants de notre expérimentation de simulation de conduite sont des conducteurs réguliers âgés de 24 à 59 ans. Notre expérimentation est effectuée dans un dispositif comprenant un volant, des pédales, une boîte de vitesse et 3 écrans intégrant les rétroviseurs (voir figure 3a).

Premièrement, un test est effectué sans trafic simulé afin que le participant s'habitue au fonctionnement du simulateur et au circuit. Ensuite, le participant effectue le scénario, cette fois en interaction avec les véhicules simulés. À noter que le comportement des véhicules simulés n'étant pas scripté, les situations peuvent plus ou moins différer selon le comportement de l'acteur principal. Les données sont alors sauvegardées pour la phase de prétraitement et une vidéo est enregistrée pour le replay. Enfin, une autre population de 6 participants remplit le questionnaire d'annotation après visionnage des replay (22 participants et 14 agents).

4.2 Résultats

Nous avons comparé la classification des traces avec celle des annotations, leur composition est illustrée dans la figure 4. L'Indice de Rand entre ces deux classifications est de 0.51.

Il y a 2 classes de traces de comportement :

- la *classe de traces 1* contient 9 participants et tous les 14 agents. La valeur de l'indicateur *nombre de changements de voies* est 0 signifiant que ces acteurs principaux n'ont pas doublé le véhicule à vitesse réduite et ont préféré le suivre. Étant donné que cette classe est composée à la fois d'agents et de participants, c'est donc une capacité du modèle agent à reproduire ce comportement humain qui est de choisir de ne pas dépasser ;
- la *classe de traces 2* est uniquement composée de participants. Ces 13 participants doublent le véhicule à vitesse réduite après le deuxième ou le troisième véhicule venant en face. Étant donné qu'il n'y a que des participants dans cette classe, ce comportement humain peut être considéré comme un

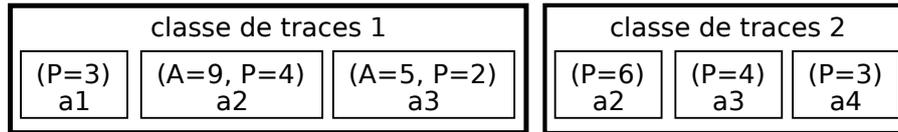


FIGURE 4 – Comparaison des acteurs principaux entre la classification des traces (des participants P et des agents A) et celle des annotations (dont les classes sont regroupées par leur numéro $a\#$).

manque dans le modèle agent : les agents ne peuvent pas choisir de dépasser comme le font certains humains.

Il y a 4 classes d'annotations de comportement :

- la *classe d'annotations 1* contient 3 participants et aucun agent. Les annotateurs considèrent que ce sont les conducteurs les plus dangereux avec de très hauts scores sur chaque échelle et plus particulièrement sur l'échelle *jugement*. Puisqu'aucun agent n'a été considéré comme dangereux, et comme le but de ces agents est de reproduire l'intégralité des comportements humains, il y a donc un manque de comportements risqués dans le modèle agent ;
- la *classe d'annotations 2* est composée de participants et d'agents. Ils sont annotés comme étant des conducteurs très prudents avec les scores les plus bas sur chaque échelle. L'espace des paramètres de ces agents font qu'ils respectent bien plus le code de la route et adoptent une conduite plus fluide. Le comportement humain normatif peut donc être considéré comme partiellement reproduit ;
- la *classe d'annotations 3* est une classe plus petite aussi composée de participants et d'agents. Les annotateurs les ont considérés comme des conducteurs ordinaires avec des scores moyens. Comme pour la classe précédente, le comportement moyen est reproduit dans cette situation ;
- la *classe d'annotations 4* est uniquement composée de participants. Elle a des scores élevés sur les échelles *mémoire* et *jugement*. Ce comportement considéré comme légèrement dangereux n'est pas non plus reproduit par les agents.

4.3 Discussion

Dans la *classe de traces 1*, les indicateurs n'étaient pas capables de distinguer la *classe d'annotations 1* du reste des acteurs principaux. Le score sur l'échelle *jugement* est très élevé et un rejeu des vidéos montre que ces participants ont essayé de doubler à plusieurs reprises

sans succès. Pareillement, les participants de la *classe d'annotations 4* n'ont pas été séparés de la *classe de traces 2* en une nouvelle classe. Cela peut être dû au fait qu'ils ont essayé de doubler juste après le deuxième véhicule venant en face, ce qui demande alors de se rabattre dans une courte fenêtre temporelle. Cependant, notre algorithme de classification sur ces indicateurs n'a pas pu détecter cette différence.

Plusieurs comportements peuvent être annotés de la même façon. C'est un problème pour analyser la similarité entre la classification des annotations et celle des traces avec l'Indice de Rand. Une solution pourrait être de calculer l'Indice de Rand sur une classification des traces dont les classes de traces annotées de la même manière seraient fusionnées en une unique classe.

Nous avons une similarité significative entre la classification des annotations et celle des traces, signifiant que nous sommes capables de classer nos données de simulation en des classes de comportement haut niveau qui ont un sens en termes d'annotations de conduite. Néanmoins, les deux classifications ne sont pas identiques en termes de composition de classes ni en termes de nombre de classes. Cela peut être dû au faible nombre d'annotateurs. Ce problème peut aussi venir de l'algorithme de classification qui reste basique. Cependant, nous avons déjà appliqué d'autres algorithmes tels qu'Espérance-Maximisation et la Classification Ascendante Hiérarchique sans obtenir de meilleurs résultats. Une piste peut être l'exploration d'algorithmes basés sur les séries temporelles. Les experts du domaine doivent également être consultés pour comprendre quels indicateurs manquants pourraient expliquer ces différences.

Le troisième type de classe (qui n'apparaît pas dans cette situation) est composé uniquement d'agents. Dans ce cas nous pouvons considérer, étant donné qu'aucun participant n'a adopté ce comportement, que ce comportement agent est inexacte (*i.e.* est une erreur) et devrait être analysé plus en profondeur. La méthode doit alors être appliquée dans d'autres situations afin de

vérifier ce cas particulier.

5 Conclusion et perspectives

Cet article présente une méthode pour étudier les comportements des agents virtuels d'un système multi-agents au travers d'une expérimentation dans un environnement virtuel. Cette validation est originale par le fait de coupler une analyse objective des comportements des agents via les traces de simulation, avec une analyse subjective - venant des Sciences Humaines et Sociales - des catégories d'utilisateur spécifique à la situation via une annotation faite par des participants observateurs. L'analyse objective utilise premièrement un algorithme de classification non-supervisée appliqué aux traces de simulation dans le but de classer les comportements des participants, et deuxièmement une méthode d'agrégation pour comparer les comportements des agents à ceux des humains. Cette comparaison nous permet d'évaluer la crédibilité des comportements des agents en termes de capacités, de manques et d'erreurs. Cette méthode fournit aussi une analyse de quel espace de paramètre de l'agent produit quel comportement perçu. Cette méthode est générique pour les systèmes multi-agents (sous la contrainte de disposer d'un dispositif permettant le contrôle d'un agent par un participant humain) où les agents ont pour but de reproduire les comportements humains. Son application à un nouveau domaine demande l'adaptation de certains outils tels que le choix du questionnaire de comportement qui est spécifique au domaine.

Notre méthode de validation a été appliquée à la simulation du trafic routier. Cette expérimentation a montré que notre méthodologie est utilisable pour les environnements virtuels mixtes et complexes, et qu'il est possible d'obtenir des comportements haut niveau à partir des traces via notre abstraction.

Plusieurs pistes restent à explorer. Pour la partie classification, l'évaluation de plusieurs algorithmes de classification basés sur les séries temporelles devrait aider à la classification de telles données. Concernant la partie agrégation, l'automatisation de la calibration de certains paramètres (comme le ratio de tolérance) devrait permettre d'améliorer l'exactitude de l'agrégation des agents.

Un autre problème de recherche ouvert est comment la classification des comportements évolue au travers de plusieurs situations d'un scénario

plus long, à savoir si les classes de participants restent stables ou changent en nombre et en composition.

Références

- [1] K. Amokrane, D. Lourdeaux, et al. Pedagogical system in virtual environments for high-risk sites. In *ICAART 2010 : the proceedings of the International Conference on Agents and Artificial Intelligence*, pages 371–376, 2010.
- [2] T. Bosse, M. Hoogendoorn, M. CA. Klein, J. Treur, and C. N. Van Der Wal. Agent-based analysis of patterns in crowd behaviour involving contagion of mental states. In *Modern Approaches in Applied Intelligence*, pages 566–577. Springer, 2011.
- [3] P. Caillou and J. Gil-Quijano. Simanalyzer : Automated description of groups dynamics in agent-based simulations. In *Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems-Volume 3*, pages 1353–1354. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2012.
- [4] T. Caliński and J. Harabasz. A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics-theory and Methods*, 3(1) :1–27, 1974.
- [5] S. Campano, N. Sabouret, E. de Sevin, and V. Corruble. An evaluation of the core computational model for affective behaviors. In *Proceedings of the 2013 international conference on Autonomous agents and multi-agent systems*, pages 745–752. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2013.
- [6] 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.
- [7] K. Darty, J. Saunier, and N. Sabouret. Extraction de comportements pour l'étude de la crédibilité des agents. In *21^{ème} Journées Francophones des Systèmes Multi-Agents (JFSMA-PFIA)*, volume 21. Cépaduès, 2013.
- [8] K. Darty, J. Saunier, and N. Sabouret. A method for semi-automatic explicitation of agent's behavior : application to the study

- of an immersive driving simulator. In *The 6th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART 2014)*, pages 81–91. SciTePress, 2014.
- [9] P. Davidsson. Agent based social simulation : A computer science view. *Journal of artificial societies and social simulation*, 5(1), 2002.
- [10] E. Delaherche, M. Chetouani, A. Mahdhaoui, C. Saint-Georges, S. Viaux, and D. Cohen. Interpersonal synchrony : A survey of evaluation methods across disciplines. *Affective Computing, IEEE Transactions on*, 3(3) :349–365, 2012.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] D.L. Fisher, M. Rizzo, and J.K. Caird. *Handbook of driving simulation for engineering, medicine, and psychology*. CRC Press, 2011.
- [14] J. Gonçalves and R. J. F. Rossetti. Extending sumo to support tailored driving styles. *1st SUMO User Conference, DLR, Berlin - Adlershof, Germany*, 21 :205–211, 2013.
- [15] B. Lacroix, P. Mathieu, and A. Kemeny. Formalizing the construction of populations in multi-agent simulations. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012.
- [16] L. Leclercq. *Modélisation dynamique du trafic et applications à l'estimation du bruit routier*. PhD thesis, Villeurbanne, INSA de Lyon, 2002.
- [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] R. Likert. A technique for the measurement of attitudes. *Archives of psychology*, 1932.
- [20] P. Mathieu and O. Brandouy. A generic architecture for realistic simulations of complex financial dynamics. In *Advances in Practical Applications of Agents and Multiagent Systems*, pages 185–197. Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [21] 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.
- [22] L. Navarro, F. Flacher, and V. Corruble. Dynamic level of detail for large scale agent-based urban simulations. *Proc. of 10th Int. Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2011)*, pages 701–708, 2011.
- [23] C. Pelachaud. Modelling multimodal expression of emotion in a virtual agent. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, 364(1535) :3539–3548, 2009.
- [24] W. M. Rand. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical association*, 66(336) :846–850, 1971.
- [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] I. Saffar, A. Doniec, J. Boonaert, S. Lecoche, 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.
- [27] S. Salvador and P. Chan. Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. *Intelligent Data Analysis*, 11(5) :561–580, 2007.
- [28] E. Serrano, A. Muñoz, and J. Botia. An approach to debug interactions in multi-agent system software tests. *Information Sciences*, 205 :38–57, 2012.
- [29] Jean-Baptiste Soyez, Gildas Morvan, Daniel Dupont, and Rochdi Merzouki. A methodology to engineer and validate dynamic multi-level multi-agent based simulations. In *Multi-agent-based simulation XIII*, volume 7838, pages 130–142. LNAI, Springer, 2013.