



HAL
open science

Simuler la diffusion d'une innovation agricole à l'aide de modèles à base d'agents et de l'argumentation formelle

Loïc Sadou, Stéphane Couture, Rallou Thomopoulos, Patrick Taillandier

► To cite this version:

Loïc Sadou, Stéphane Couture, Rallou Thomopoulos, Patrick Taillandier. Simuler la diffusion d'une innovation agricole à l'aide de modèles à base d'agents et de l'argumentation formelle. *Revue Ouverte d'Intelligence Artificielle*, 2021, 2 (1), pp.65-93. 10.5802/roia.10 . hal-03770673

HAL Id: hal-03770673

<https://hal.inrae.fr/hal-03770673v1>

Submitted on 6 Sep 2022

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License



LOÏC SADOU, STÉPHANE COUTURE,
RALLOU THOMOPOULOS, PATRICK TAILLANDIER

Simuler la diffusion d'une innovation agricole à l'aide de modèles à base
d'agents et de l'argumentation formelle

Volume 2, n° 1 (2021), p. 65-93.

http://roia.centre-mersenne.org/item?id=ROIA_2021__2_1_65_0

© Association pour la diffusion de la recherche francophone en intelligence artificielle
et les auteurs, 2021, certains droits réservés.



Cet article est diffusé sous la licence
CREATIVE COMMONS ATTRIBUTION 4.0 INTERNATIONAL LICENSE.
<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



La Revue Ouverte d'Intelligence Artificielle est membre du
Centre Mersenne pour l'édition scientifique ouverte
www.centre-mersenne.org

Simuler la diffusion d'une innovation agricole à l'aide de modèles à base d'agents et de l'argumentation formelle

Loïc Sadou^a, Stéphane Couture^a,
Rallou Thomopoulos^b, Patrick Taillandier^{a, c, d}

^a Université de Toulouse, INRAE, UR MIAT, F-31320, Castanet-Tolosan, France
E-mail : loic.sadou@inrae.fr, stephane.couture@inrae.fr
URL : <https://miat.inrae.fr/site/accueil>

^b IATE, Univ Montpellier, INRAE, Institut Agro, Montpellier, France
E-mail : rallou.thomopoulos@inrae.fr

^c UMI UMMISCO, IRD, France

^d WARM Team, Thuyloi University, Vietnam
E-mail : patrick.taillandier@inrae.fr

RÉSUMÉ. — L'agriculture constitue aujourd'hui l'un des principaux utilisateurs de la ressource en eau. Dans ce contexte, de nombreux travaux ont mis en avant l'intérêt des compteurs communicants pour mieux gérer cette ressource. Néanmoins, ces compteurs posent des questions en termes d'acceptabilité, ce qui nuit à la diffusion de ces technologies auprès des agriculteurs. Nous proposons donc de recourir à la simulation à base d'agents pour mieux comprendre les dynamiques et les freins à leur diffusion. Contrairement à la grande majorité des travaux sur la diffusion d'innovations qui se limitent à une représentation abstraite et simplifiée de ce processus, nous proposons dans cet article un modèle générique reposant sur la théorie du comportement planifié et sur l'argumentation formelle permettant d'expliquer les raisons du changement d'opinion d'un agent, élément fondamental pour comprendre la dynamique de diffusion de l'innovation. Chaque agent a ainsi la possibilité d'échanger des arguments avec un autre et de construire son opinion sur une innovation à partir de l'ensemble des arguments qu'il connaît. Les premières expérimentations menées à partir de données recueillies auprès des agriculteurs de la rivière du Louts montrent une tendance à une plus grande adoption de ces compteurs et soulignent l'importance que peuvent avoir les fake news ainsi que certains arguments critiques sur le processus d'adoption.

MOTS-CLÉS. — Simulation à base d'agents, diffusion d'innovation, argumentation, théorie du comportement planifié.

1. INTRODUCTION

Durant la période estivale, les problèmes de disponibilité de la ressource en eau sont courants dans certaines régions de France, en particulier dans la partie sud du pays. Ces périodes de sécheresse impactent directement le quotidien des agriculteurs irrigants qui doivent suivre de près leur consommation d'eau.

Dans un contexte de meilleure gestion des ressources, différents travaux ont mis en avant les avantages que pouvaient représenter les compteurs communicants [20]. Ainsi, sur la rivière du Louts (Sud-Ouest de la France), la Compagnie d'Aménagement des Coteaux de Gascogne (CACG), qui est chargée de la distribution de l'eau dans cette zone, propose aux agriculteurs irrigants de nouveaux compteurs d'eau communicants pour remplacer les compteurs mécaniques vieillissants. Cette démarche est incitée par le ministère de l'environnement qui exige un remplacement du système de comptage tous les neuf ans.

Les compteurs d'eau communicants offrent des avantages vis-à-vis des compteurs mécaniques : ils sont plus précis et surtout permettent une télérelève des consommations en temps réel. Cependant, malgré ces avantages, la CACG peine à convaincre les agriculteurs d'installer ce dispositif car, en général, ils le perçoivent négativement [20].

Se posent alors les questions de déterminer si les compteurs communicants seront *in fine* adoptés par les agriculteurs, de savoir quels sont les impacts des différentes informations circulant sur ces dispositifs et s'il est possible de mettre en place des politiques publiques pour favoriser un impact vertueux de ces technologies. Répondre à ces questions nécessite d'étudier les dynamiques sociales qui mènent à l'adoption (ou non) d'une innovation au sein d'une population.

À ce titre, de nombreux travaux se sont déjà intéressés à la modélisation du processus de diffusion d'innovation. Les enjeux sont essentiellement de mieux comprendre le processus d'adoption de l'innovation dans une population et d'anticiper les dynamiques d'adoption à un niveau micro ou macroscopique. La plupart des modèles existants se basent sur les travaux de Rogers [26]. Celui-ci définit la diffusion des innovations comme le processus par lequel une nouvelle pratique, idée ou produit se répand dans une société. Il propose de représenter le processus d'adoption au travers de cinq étapes (information, persuasion, décision, implémentation, confirmation).

Un modèle très classique utilisant une partie des travaux de Rogers est le modèle de Bass [4]. Ce modèle vise à prédire le pic des nouvelles adoptions. Son pouvoir descriptif est faible car ce modèle ne cherche pas à représenter les décisions de chacun mais juste les évolutions du nombre d'adoptants à un moment donné ; les différentes étapes d'adoption proposées par Rogers, l'hétérogénéité de la population et les interactions entre personnes ne sont pas prises en compte, pas plus que l'impact des moyens de diffusion mis en place par l'institution.

Pour aller plus loin dans la description des processus de diffusion d'innovation, de nombreux travaux comme ceux de [14] ont proposé de recourir à la modélisation à base d'agents pour représenter ce processus : chaque agent représentant un individu est capable d'influencer les autres sur leur adoption de l'innovation. La plupart de ces

modèles représentent l'opinion de chaque agent sur une innovation par une variable numérique qui évolue directement au cours des interactions de l'agent avec d'autres agents. Ce type de représentation ne fournit que peu d'informations sur le changement d'opinion de l'agent car les raisons pour lesquelles il a changé d'avis ne sont pas connues.

Pour surmonter cette limitation, un cadre pertinent est celui de l'argumentation formelle [5]. L'argumentation traite des situations où l'information contient des contradictions parce qu'elle provient de plusieurs sources ou elle correspond à plusieurs points de vue qui ont éventuellement des priorités différentes. Si plusieurs modèles à base d'agents intègrent déjà des échanges d'arguments pour représenter des processus de dynamique d'opinion [22, 28, 38, 19, 32], à notre connaissance, aucun modèle ne propose d'intégrer explicitement des arguments pour simuler le processus de diffusion d'innovation.

Nous proposons donc dans cet article un modèle générique dans lequel la connaissance de chaque agent est explicitement représentée sous forme d'arguments, porteurs d'informations sur l'innovation. Ces arguments sont les objets que les agents vont échanger au cours de leurs interactions. L'avantage de cette approche est de permettre de retracer l'état des connaissances d'un agent afin de comprendre l'évolution de son comportement face à une innovation. Cette proposition est également cohérente avec le modèle orienté objet sur lequel s'appuie la modélisation à base d'agents, puisque nous représentons un argument comme un objet qui encapsule différents attributs et méthodes. Nous proposons également de représenter le modèle décisionnel des agents avec la théorie du comportement planifié (TPB : Theory of Planned Behaviour) [1]. Cette théorie, très classique en psychologie, offre un cadre intégrateur pour formaliser le comportement des agents [21, 7].

La partie 2 présente le cadre d'application de ce travail et la collecte de données qui a été réalisée. La partie 4 introduit le modèle générique proposé, la partie 5 présente les expérimentations réalisées pour analyser le modèle et enfin la partie 6 présente l'application du modèle au cas des compteurs d'eau communicants.

2. LES COMPTEURS D'EAU COMMUNICANTS

2.1. CONTEXTE

Nous nous sommes intéressés dans ce travail aux agriculteurs irrigants du Louts. Cette rivière, située dans le département des Landes, est un affluent de l'Adour. Lors des saisons chaudes, bien que qu'il soit ré-alimenté par le barrage Hagetmau, le Louts souffre d'un fort déséquilibre entre l'offre et la demande en eau. Cette caractéristique fait que la rivière est classée Zone de Répartition des Eaux (ZRE) dont la gestion est déléguée à une institution, la CACG. Cette zone compte une cinquantaine d'exploitations agricoles, équipées de compteurs mécaniques permettant à la CACG de maîtriser leur consommation et le respect du partage de l'eau en contrôlant que les quotas de pompage négociés avec les exploitants ne sont pas dépassés.

Ces compteurs mécaniques, propriétés des agriculteurs dans la zone du Louts, ont tendance à sous-estimer la consommation d'eau en raison de leur faible précision qui se dégrade avec l'usure des pièces mécaniques du système de comptage. Ceci est un avantage pour les irrigants car le risque d'être sur-facturé en cas de dépassement du quota alloué est plus faible. C'est pour cette raison que le ministère de l'environnement a émis l'arrêté du 19 décembre 2011, qui oblige à une remise à neuf périodique du dispositif de mesure tous les neuf ans ou à un diagnostic de fonctionnement par un organisme agréé. La CACG compte sur cette réglementation pour installer ses nouveaux compteurs communicants, plus précis et permettant de suivre en temps réel les consommations de chaque agriculteur et ainsi mieux gérer l'utilisation de l'eau du barrage pour en limiter les pertes. Dans ce cadre, la CACG met en avant les aspects écologiques et économiques dans sa promotion.

Cependant, la CACG a des difficultés à convaincre les agriculteurs d'installer le dispositif car les agriculteurs en ont pour la plupart une opinion négative. Ce frein est étroitement lié avec une certaine défiance qu'ont les exploitants envers la CACG. Une grande partie des agriculteurs estime que ce nouveau compteur ne leur bénéficie pas et qu'il n'est utile que pour l'institution. Néanmoins, il existe aussi une minorité d'agriculteurs, plus enclins aux nouvelles technologies, qui sont plus favorables à ces compteurs permettant une meilleure gestion des fuites des équipements et un calcul automatique des consommations pour réguler au mieux les prélèvements afin de ne pas dépasser le quota alloué et de limiter les pertes.

Il y a donc ici un enjeu important concernant l'adoption de ces dispositifs, dont émergent différentes questions. Une première concerne la tendance naturelle vers l'adoption de ces dispositifs pouvant découler de l'interaction entre des agriculteurs plutôt suspicieux et les agriculteurs plus enthousiastes. Une autre question concerne l'impact des informations pouvant circuler au sujet des compteurs communicants et en particulier concernant leur fiabilité. De même, la question des fake news doit être explorée. Les derniers débats autour de technologies telles que la 5G ou les compteurs Linky ont en effet montré l'omniprésence des fausses informations dans le débat public. Enfin, une dernière question qui se pose est celle des actions à mener pour favoriser une adoption vertueuse de ces outils. Dans ce cadre, [20] propose des mesures pour faciliter l'adoption de ces dispositifs qu'il serait intéressant d'explorer.

2.2. DONNÉES COLLECTÉES

L'hypothèse centrale de ce travail est qu'il est possible d'étudier les dynamiques d'adoption et de diffusion d'innovation au travers de l'étude des arguments utilisés par les différents acteurs. Nous avons donc réalisé un travail de recueil des arguments en relevant en particulier ceux avancés en faveur ou défaveur des compteurs d'eau communicants. La collecte de ces arguments s'est faite de différentes manières :

- Analyse de la littérature scientifique (notamment [24, 20]).

- Analyse de différents sites Internet et de revues à destination des agriculteurs (ex : pleinchamp.com) et de fascicules ou sites publicitaires de fabricants de compteurs communicants (ex : mycalypso.fr).
- Entretiens avec des agriculteurs en leur posant des questions sur l'opinion qu'ils avaient de ces nouveaux compteurs d'eau et sur les sources d'informations qu'ils utilisaient pour se renseigner à ce sujet.

Cette collecte de données a permis de construire une base de 40 arguments dont 16 (40 %) contre l'utilisation des compteurs d'eau communicants et 24 en faveur de son usage (voir Table 2.1). Les arguments ont été répartis dans 5 catégories qui correspondent aux critères sur lesquels portent les arguments : confiance (dans l'institution), écologie, productivité, critère social et critère financier.

Id	Conclusion	Catégorie	Intitulé
1	-	Financier	Augmentation de la facture d'eau liée à la précision du compteur
2	+	Financier	Tarifification optionnelle plus intéressante
3	-	Productivité	Pas de réelle plus value pour les agriculteurs
4	+	Écologie	Permet de détecter les équipements défectueux pour limiter les pertes d'eau
5	-	Productivité	La gestion actuelle du Louts est suffisante
6	-	Productivité	Gestion convenable de la consommation par les agriculteurs
7	-	Social	Perte de confiance entre l'agriculteur et le gestionnaire de l'eau
8	+	Social	Les quotas pourront être renégociés en fonction du besoin réel en eau
9	-	Productivité	La mesure est précise même à bas débit
10	-	Confiance	Pas de profits pour les producteurs
11	+	Écologie	Moins d'eau gâchée
12	+	Productivité	La gestion du dépassement peut être complexe avec les compteurs actuels
13	+	Productivité	Permet de savoir plus simplement si des équipements fuient
14	+	Financier	Création d'une bourse d'échange
15	+	Social	Les nouveaux compteurs d'eau peuvent aider à respecter les règles de partage en cours de saison
16	+	Productivité	Les informations reçues par SMS en cours de campagne sur l'état de consommation du quota et le taux de remplissage du barrage sont très utiles

17	-	Productivité	Les compteurs mécaniques sont suffisants
18	-	Social	Licencierement du fontainier de l'ASA
19	+	Financier	Possibilité de louer le compteur communicant
20	+	Productivité	Facilite le relevé d'eau pour les agriculteurs
21	+	Productivité	Les compteurs d'eau communicants sont plus robustes que les compteurs traditionnels
22	+	Productivité	Permet d'augmenter la production par ha.
23	+	Productivité	Utile dans le cas des gestions de réseau collectif d'irrigation
24	-	Productivité	L'interface Web est compliquée à utiliser
25	+	Productivité	Le rappel systématique de la nécessaire économie de l'eau par SMS est peu utile
26	+	Écologie	L'utilisation de l'eau est connue en temps réel
27	-	Financier	Les compteurs communicants sont plus chers que les mécaniques
28	-	Confiance	Les informations récoltées peuvent être utilisées à mauvais escient
29	-	Social	Le comptage journalier et sa télétransmission sont des sources de tensions nouvelles
30	+	Financier	Les compteurs communicants consomment peu d'énergie
31	+	Financier	Économie d'eau car son utilisation est connue en temps réel
32	+	Financier	Les abonnés ne seront facturés qu'à la date du lâcher du barrage
33	+	Financier	La souscription au volume sans la notion de surface
34	-	Social	Le but du compteur est de contrôler et de sanctionner les pratiques des agriculteurs
35	-	Social	Les irrigants auront beaucoup moins de contacts (dialogues) avec la société de gestion de l'eau
36	+	Productivité	Les irrigants peuvent affiner leur consommation d'eau
37	+	Productivité	Les compteurs d'eau actuels sont vieux et usés
38	+	Écologie	Meilleur débit autorisé car meilleure gestion des lâchers d'eau

39	+	Financier	Permet d'automatiser/faciliter les déclarations administratives
40	+	Productivité	Très pratique pour des parcelles morcelées

TABLE 2.1: Liste des arguments liés aux compteurs d'eau communicants

À partir de ces arguments, nous avons défini des relations d'attaque entre ces derniers. Une attaque représente une relation de conflit entre deux arguments et plus précisément le fait qu'un argument remet en cause un autre argument. Nous avons défini dans ce cadre 107 attaques (2.2) en analysant manuellement les prémisses, les conclusions et les catégories de chaque argument.

Id de l'argument	liste des arguments attaqués
1	32,26
2	∅
3	4,13,26,32,37
4	1,10
5	11,33
6	4,13,26,32,36
7	8,32,25,26
8	7,29,24,27
9	1,17,3
10	∅
11	5,6,10,34
12	1,3,17
13	3,10,17
14	3,7,17,27
15	∅
16	3,7,10,17
17	4,13,26,32,39
18	38
19	3,17,27
20	24
21	3,17
22	1,34

23	\emptyset
24	4,12,13,20,26,32,36,39
25	\emptyset
26	10,34
27	37
28	26,32,36
29	10,34
30	1,5
31	3,6,10,17,19
32	27
33	\emptyset
34	26,32
35	26,32,16
36	1,17,3,6,29
37	17
38	10,5,34,7
39	10,29,34
40	6,10,17

TABLE 2.2: Liste des attaques définies pour les arguments de la table 2.1

3. TRAVAUX EXISTANTS

De nombreux travaux se sont déjà intéressés à la modélisation du processus de diffusion d'innovation. Ainsi, Zhang & Vorobeychik [41] ont proposé en 2019 une revue critique des modèles de diffusion d'innovation et catégorisé ces modèles en fonction de la façon dont ils représentent la décision d'adopter. On peut distinguer parmi ces catégories les modèles d'agents cognitifs qui sont les plus proches de nos préoccupations : ils visent à représenter explicitement la manière dont les individus s'influencent mutuellement en termes cognitifs et psychologiques. Un modèle particulièrement populaire dans cette catégorie est le modèle de *relative agreement* de Deffuant [14]. Ce modèle, qui s'inspire des observations de Rogers, est centré sur la notion d'opinion à l'égard d'une innovation. L'opinion et les incertitudes de l'individu sont représentées par des valeurs numériques qui évoluent au cours des interactions interpersonnelles.

Alors qu'aucun modèle de diffusion d'innovation n'a utilisé le concept d'argument, en revanche dans le domaine de la dynamique d'opinion, plusieurs travaux ont tenté

de mieux représenter les impacts des interactions interpersonnelles sur l'opinion au travers de l'utilisation du concept d'argument.

Ainsi, [22] a proposé un modèle qui ajoute aux modèles existants la communication des arguments. Dans ce modèle, les arguments sont abstraits et représentés par une valeur numérique. L'opinion de l'agent est la valeur moyenne des arguments que l'agent considère comme pertinents. Les agents ne tiennent pas compte des éléments d'information qui n'ont pas été communiqués lors des interactions récentes (et les considèrent comme non pertinents). Des expérimentations ont montré que le modèle permet de reproduire des phénomènes de bi-polarisation (*i.e.* le développement de groupes de plus en plus antagonistes [17]). Une extension de ce modèle a été proposée dans [3] pour prendre en compte différentes questions sur lesquelles des opinions peuvent être formées (chaque question est liée à un sous-ensemble d'arguments).

Les travaux de Stefanelli et Seidl [29] est un autre exemple d'utilisation d'argument explicites. Ce travail est basé sur l'utilisation de données empiriques collectées par le biais de questionnaires sur la valence (est-ce que l'argument supporte ou non l'assertion concernée ?) et l'importance que chaque individu accorde à différents arguments. Dans ce modèle, les échanges d'arguments ne sont pas directement représentés mais les interactions entre agents se traduisent par la mise à jour de la valence et de l'importance que l'agent accorde à un type d'arguments.

Bien que ces travaux montrent des résultats intéressants sur des processus tels que la bipolarisation, ils ne donnent pas d'informations sur le raisonnement argumentatif et ne formalisent pas explicitement les tensions entre les arguments.

Pour pallier cette limitation, plusieurs études ont proposé de recourir aux formalismes proposés dans le domaine de l'argumentation formelle. Ces derniers peuvent être classés en deux grandes familles :

- (1) Les modèles abstraits, représentés en particulier par les travaux de Dung[16]. Dans le modèle de Dung, les systèmes argumentatifs sont représentés sous la forme d'un graphe composé d'un ensemble d'arguments liés par des relations binaires appelées attaques. Cette représentation est abstraite : les arguments sont uniquement définis par leurs relations aux autres arguments. Divers travaux tels que [8, 34, 40, 37] ont proposé d'enrichir ce formalisme en ajoutant une sémantique aux arguments pour en détailler le contenu.
- (2) Les modèles logiques [6] dans lesquels un argument est représenté comme un ensemble de faits composés d'une conclusion appuyée par des preuves, reliés par une relation d'inférence. On peut par exemple retrouver cette approche dans les travaux de Thomopoulos et al.[35] et Tamani et al. [33] qui l'utilisent dans un contexte de nutrition.

La revue systématique de Carrera et Iglesias de 2015 [12] portant sur l'utilisation de l'argumentation dans les modèles multi-agents montre que les formalismes de Dung ainsi que l'Argumentation-based Negotiation de Rawhan et al. [25] sont les plus utilisés. En effet, plusieurs travaux en simulation à base d'agents proposent d'utiliser le système introduit par [16] dans les modèles de dynamique d'opinion.

Ainsi, dans [18, 19], tous les agents raisonnent à partir du même ensemble d'arguments construit en utilisant le formalisme de [16] et échangent des attaques entre les arguments. L'échange d'attaques s'effectue pendant une phase de dialogue. Si ce modèle constitue un exemple intéressant d'intégration du système d'argumentation de Dung dans un modèle de diffusion d'opinion, il repose sur l'hypothèse d'un ensemble commun d'arguments pour tous les agents. Contrairement à [22], il n'y a pas d'échanges d'arguments entre les agents mais uniquement d'attaques.

Un autre travail proposé par [10] se concentre sur les processus de décision collective et propose de combiner un processus délibératif utilisant le système d'argumentation de Dung avec un processus d'influence interpersonnelle [15]. Dans ce travail, chaque argument est modélisé par un nombre réel représentant le soutien de l'argument pour un principe (par exemple « protéger l'environnement »). Chaque agent voit son opinion sur ce principe évoluer à travers, d'une part, un processus de délibération de groupe durant lequel les agents échangent des arguments et, d'autre part, au travers d'interactions par paires.

Dans la même lignée, [11, 10] proposent un modèle qui combine les interactions dyadiques (interactions par paires) avec la délibération collective. Une des contributions majeures de ce travail est l'introduction de la notion de vigilance épistémique argumentative, c'est-à-dire la possibilité pour les agents de rejeter un argument en cas de discordance « message-source ». En effet, lorsqu'un agent reçoit un argument d'un autre agent, il peut l'invalider soit en affirmant l'existence d'un contre-argument, soit en signalant que l'argument qu'il a reçu n'est pas cohérent avec l'opinion de l'émetteur.

Un dernier travail à citer est le modèle proposé par [31, 32] qui propose un processus complet de construction de l'opinion à partir des arguments, qui permettant d'intégrer facilement l'hétérogénéité des agents à travers la représentation explicite du point de vue de chaque agent sur certains thèmes (ex : environnement, économie, etc.).

Ainsi, il existe déjà un certain nombre de travaux proposant de recourir à l'argumentation pour des modèles de dynamique d'opinion. Notre approche tire parti de ces travaux pour proposer un nouveau modèle de diffusion d'innovation en utilisant le cadre intégratif de la théorie du comportement planifié.

Cette théorie a déjà été utilisée par différents travaux s'intéressant à la diffusion d'innovation. Les travaux de [7] proposent l'utilisation du TPB pour explorer les facteurs influençant les décisions d'agriculteurs brésiliens au sujet de l'utilisation de nouvelles méthodes agricoles. Dans [39] on trouve une utilisation du TPB pour tester l'impact de différentes politiques environnementales en Iran. Finalement, [21] propose une utilisation du TPB pour représenter le choix des agriculteurs concernant des pratiques issues de l'agriculture biologique dans des pays baltes. Cependant, il n'y a pas, à notre connaissance, de modèle de diffusion d'innovation se basant sur la TPB et intégrant des éléments de la théorie de l'argumentation pour représenter les connaissances des agents. Cet article est donc une recherche dans cette direction.

4. MODÈLE PROPOSÉ

4.1. LES ARGUMENTS

Les arguments sont les objets qui représentent les éléments d'information sur l'innovation que les agents peuvent comprendre et échanger. Si Dung [16] considère les arguments comme des objets abstraits ne comportant aucune donnée descriptive, d'autres travaux proposent d'étendre ce concept en ajoutant une sémantique aux arguments [31, 36, 9]. Dans ce travail, nous avons choisi d'utiliser la représentation proposée dans [31] dans laquelle les données composant l'argument jouent le rôle de support dans l'évaluation des connaissances.

Un argument est un tuple (I, O, T, S, R, C, Ts) :

I : l'identifiant de l'argument

O : l'option concernée par l'argument

T : le type d'argument (pour : +, contre : -, neutre : |)

S : la proposition de l'argument

R : la justification de l'argument

C : les critères (thèmes / catégorie) liés à l'argument (paires de valeurs clés où chaque critère est lié à une valeur numérique représentant son importance)

Ts : le type de la source de l'argument

En termes de modélisation à base d'agents, qui repose sur le formalisme objet, cette structure se traduit par la définition d'un objet argument dont les éléments du tuple sont les attributs. Cette formalisation permet d'introduire de façon homogène et cohérente la notion d'argument dans le modèle à base d'agents.

4.2. LES AGENTS

Le modèle est composé d'agents *individus*, qui représentent les adoptants potentiels d'une innovation. Le modèle décisionnel de ces agents repose sur la TBP qui se base sur la notion d'intention d'avoir un comportement pour une personne. Cette intention est dérivée de trois variables : l'attitude, la norme sociale subjective et la perception de contrôle du comportement (PBC). L'attitude représente les connaissances et l'opinion que porte un individu sur un comportement (dans notre cas l'utilisation de l'innovation). La norme sociale subjective est la perception de l'individu concernant l'intention d'adoption de son réseau social. Finalement, le PBC est la capacité ressentie par l'individu à adopter le comportement (en termes de coûts, de temps, de compétences, d'aides techniques, ...).

L'intention peut donc être calculée avec les valeurs de ces trois variables. Pondérant chaque variable en fonction de son importance, [21] propose le calcul d'intention suivant :

$$I_i = w_i^a a_i + w_i^s s_i + w_i^p p_i \quad (4.1)$$

avec : I_i l'intention de l'agent i , (a_i, s_i, p_i) respectivement les valeurs de l'attitude, de la norme subjective et du PBC de l'agent i et (w_i^a, w_i^s, w_i^p) respectivement leurs poids permettant de modifier l'importance de chaque valeur dans le calcul de l'intention.

Notre proposition est de calculer l'attitude des agents à partir de leurs connaissances sur l'innovation, modélisées sous la forme de graphes d'argumentation. Concernant la norme sociale, nous proposons de nous inspirer des travaux de [13], qui suggère que, lors d'une interaction entre deux individus, l'influence de l'un sur l'autre dépend des opinions et des certitudes qu'ils ont sur le sujet.

Concernant le PBC, qui est spécifique au type d'innovation étudiée et à l'individu concerné, nous proposons de le retranscrire sous la forme d'une variable propre à chaque individu pouvant ou non être constante en fonction du cas d'application.

Nous définissons également les notions de certitude sur l'attitude et la norme sociale au travers de deux variables réelles comprises entre 0 et 1 (0 : incertitude totale, 1 : certitude totale). À partir de ces deux variables, nous définissons l'incertitude sur l'intention calculée comme suit. Soient u_i^a et u_i^s respectivement les incertitudes de l'agent i sur ses valeurs d'attitude et de norme sociale subjective, l'incertitude sur l'intention u_i^I est définie par :

$$u_i^I = \frac{u_i^a w_i^a + u_i^s w_i^s}{w_i^a + w_i^s} \quad (4.2)$$

Ainsi, chaque agent est doté des attributs suivants :

- *graphe d'argumentation* : où les sommets sont les arguments connus par l'agent et chaque arc pondéré représente une attaque d'un argument à l'autre avec la valeur de la force de l'attaque pour l'agent.
- *informé* : booléen indiquant si l'agent a suffisamment d'arguments (n_{args}) pour évaluer son bénéfice individuel.
- *Importance des critères* : chaque critère (thème) des arguments (C d'un argument) est lié à une valeur réelle comprise entre 0 (sans importance) et 1 (primordial) qui représente son importance pour l'agent.
- *confiance envers la source* : chaque type de source d'argument (élément T_s d'un argument) est lié à une valeur numérique comprise entre 0 (pas de confiance) et 1 (confiance totale) qui représente la confiance de l'agent dans la source.
- *voisins* : tous les agents avec lesquels il est lié par le biais du réseau social.
- *attitude* : valeur réelle comprise entre -1 et 1 qui quantifie l'avantage qu'apporte l'innovation pour l'agent (-1 effet très négatif ; 1 très avantageux).
- *incertitude sur l'attitude* : valeur réelle entre 0 et 1 qui représente son incertitude quant à son bénéfice personnel. Une valeur proche de 0 signifie peu d'incertitude et vice versa.
- *norme sociale subjective* : valeur réelle comprise entre -1 et 1 qui correspond à une estimation de l'opinion que les autres agents ont de l'innovation (-1 très mauvaise opinion ; 1 très bonne opinion).
- *incertitude sur la norme sociale subjective* : valeur réelle comprise entre 0 et 1 qui représente l'incertitude sur sa norme sociale. Une valeur proche de 0 signifie peu d'incertitude et vice versa.

- *poids de l'attitude dans le calcul de l'intention* : valeur réelle représentant l'influence de l'attitude dans le calcul de l'intention.
- *poids de la norme sociale dans le calcul de l'intention* : valeur réelle représentant l'influence de l'attitude dans le calcul de l'intention.
- *poids de la PBC dans le calcul de l'intention* : valeur réelle représentant l'influence de l'attitude dans le calcul de l'intention.
- *intention* : valeur réelle comprise entre -1 et 1 calculée à partir de l'attitude, de la norme sociale subjective et de la PBC.
- *incertitude sur l'intention* : valeur réelle comprise entre 0 et 1 calculée à partir des incertitudes de l'attitude et de la norme sociale subjective.
- *état de décision* : représente l'état d'adoption de l'agent (cf. fig. 4.1 selon les différents stades définis par Rogers).

Les méthodes de calcul de ces variables sont décrites dans la section 4.4.2 présentant la révision des connaissances.

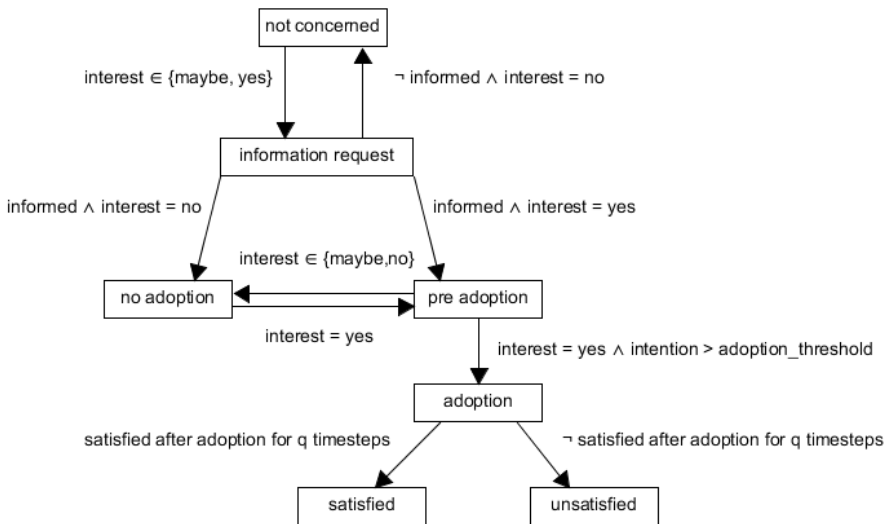


FIGURE 4.1. Processus de décision d'un agent

4.3. VARIABLES DU MODÈLE

Les variables du modèle sont :

- *Graphe d'argumentation global* : graphe d'argumentation complet qui regroupe tous les arguments et attaques fournis par le modélisateur. Les graphes d'argumentation des agents sont des sous-graphes de ce graphe.
- q : le temps dont un agent a besoin pour évaluer sa satisfaction.

- inf_{args} : le nombre minimal d'arguments qu'un agent doit connaître pour se considérer comme informé.
- max_{args} : le nombre maximum d'arguments qu'un agent peut connaître.

4.4. LA DYNAMIQUE DU MODÈLE

Dans ce modèle, chaque pas de simulation va faire interagir un agent avec un de ses voisins. Les processus d'un pas de simulation sont exécutés dans l'ordre suivant :

- (1) Les nouveaux arguments provenant d'une source externe (publicité, article de presse spécialisée...) sont ajoutés aux arguments des agents recherchant des informations, *i.e.* dans l'état *demande d'information*.
- (2) Chaque agent ayant reçu des arguments révisé ses croyances en fonction de son nouveau graphe d'argumentation interne pour calculer ses nouvelles valeurs d'attitude et d'intention puis son état d'adoption.
- (3) Chaque agent, en fonction de son état d'information et de son intention, peut échanger un ou plusieurs arguments avec ses voisins.
- (4) Les agents révisent leurs croyances une seconde fois pour mettre à jour leurs variables de décision.

Ces processus peuvent être classés dans trois catégories : la gestion de l'information, la révision des connaissances pour la prise de décision et les interactions entre les agents.

4.4.1. Gestion des informations par les agents

Les informations sont modélisées sous forme d'arguments dans un graphe d'argumentation et intégrées dans une file d'attente de taille limitée. Un agent peut prendre conscience d'un argument, le mobiliser lors d'interactions, mais aussi l'oublier. En effet, des recherches empiriques suggèrent que les personnes ont des capacités limitées à se souvenir des informations [27]. Comme dans le modèle Argument-Communication Theory of Bi-polarization ACTB [22], nous considérons que le nombre d'arguments avec lesquels un agent peut se faire une opinion est limité à sept et l'agent oublie les arguments qu'il n'a pas mobilisés pendant un temps donné ; sa mémoire est donc représentée comme une file d'attente.

4.4.2. Calcul de l'intention

Pour un agent i , la force $f_i(a)$ d'un argument a est définie comme suit :

$$f_i(a) = conf_i(a) \sum_{c \in C} a_c \times i_c \quad (4.3)$$

avec C l'ensemble des critères, a_c la valeur du critère c pour l'argument a (vaut 1 si le critère c est concerné par l'argument a , vaut 0 sinon), i_c l'importance du critère c pour l'agent i et $conf_i(a)$ la confiance que porte l'agent i dans la source de l'argument a .

De la notion de force d'un argument, nous calculons une valeur pour un ensemble d'arguments. La valeur $v_i(A)$ pour un agent i pour l'ensemble d'arguments A est définie comme suit :

$$v_i(A) = \frac{\sum_{a \in A} f_i(a) \times \text{type}(a)}{\sum_{a \in A} f_i(a)} \quad (4.4)$$

$$\text{avec : } \text{type}(a) = \begin{cases} 1 & \text{si } a.T = + \\ 0 & \text{si } a.T = | \\ -1 & \text{si } a.T = - \end{cases}$$

L'incertitude de l'attitude est interprétée ici comme la moyenne des confiances dans les sources des arguments :

$$u_i^a = \frac{\sum_{a \in A} \text{conf}_i(a)}{|A|} \quad (4.5)$$

Comme vu précédemment, la variable d'intention est calculée à partir de l'attitude, de la norme sociale subjective et du PBC (voir équation 4.1). Les agents estiment leur attitude à partir de leurs arguments en suivant la procédure suivante :

- (1) Simplification du graphe d'argumentation $(\mathcal{A}, \mathcal{R})$ en supprimant les attaques mutuelles d'arguments avec la règle suivante : supprimer chaque arc $(a, a') \in \mathcal{R} \wedge f_i(a') > f_i(a)$.
- (2) Calcul de l'ensemble des extensions préférées du graphe d'argumentation simplifié.
- (3) Calcul de l'attitude à partir des extensions préférées : évaluation de la valeur de chaque extension à l'aide de l'équation 4.4. L'extension retenue est celle dont la valeur absolue de cette valeur est maximale.

4.4.3. Processus de décision

Un premier élément qui intervient dans la décision des agents est leur état d'intérêt par rapport à l'innovation. L'état d'intérêt e_i d'un agent i concernant l'innovation est calculé à partir de l'intention de l'agent I_i et son incertitude sur son intention u_i^I :

$$e_i = \begin{cases} \text{oui} & \text{si } I_i - u_i^I > 0 \\ \text{non} & \text{si } I_i + u_i^I < 0 \\ \text{peut-etre} & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.6)$$

L'état de décision d'un agent est déterminé selon les règles présentées dans la figure 4.1. Ces règles prennent en compte l'état d'intérêt et l'attribut d'information :

- (1) Si un agent ne dispose pas assez d'informations (*-informed*) :
 - S'il n'est pas intéressé ($e_i = \text{non}$), alors son état de décision est qu'il n'est pas concerné (*not concerned*). Il ne prête plus attention aux informations qu'il pourrait recevoir de la part d'adoptants potentiels extérieurs.
 - S'il est intéressé ($e_i = \text{oui}$), alors il entre dans l'état de recherche d'informations (*information request*).

- (2) Une fois qu'il a reçu suffisamment d'arguments (*informed*) :
 - S'il n'est pas complètement intéressé ($e_i = non$ ou $e_i = peut-etre$), il décide de ne pas adopter l'innovation (*no adoption*).
 - S'il est intéressé ($e_i = oui$), alors il passera à l'état de pré-adoption (*pre adoption*). Cet état correspond à une période pendant laquelle l'agent réfléchit à son choix. Les interactions qu'il a avec d'autres agents peuvent le faire changer d'avis.
- (3) Pendant l'état de pré-adoption (*pre adoption*), l'agent continue à recevoir des informations :
 - Si son intérêt reste positif pendant une période de temps donnée, l'agent adoptera l'innovation et la mettra en pratique (*adoption*).
 - Dans le cas contraire, l'agent ne l'adoptera pas.
- (4) L'état d'adoption est la phase pendant laquelle l'agent met l'innovation en pratique. L'utilisation de l'innovation apporte à l'agent une certaine satisfaction qui est mesurée au cours de q pas de temps :
 - Si sa satisfaction moyenne pendant cette période est positive, il se définit comme satisfait de l'innovation (*satisfied*).
 - Dans le cas contraire, il est insatisfait de l'innovation (*unsatisfied*).

4.4.4. Interactions entre les agents

À chaque pas de simulation les agents vont engager un dialogue avec un des agents qui leur est proche. Cette interaction sera marquée par deux processus disjoints : la mise à jour de la norme sociale et l'échange d'arguments.

Pour revenir sur le premier point, nous considérons qu'un agent interagissant avec un autre va de ce fait mettre à jour sa norme sociale, c'est-à-dire sa perception concernant l'intention d'adoption de son réseau social. L'équation utilisée pour cela s'inspire des travaux de [13] sur l'influence sociale. Soit l'agent i influencé par l'agent j , sa norme sociale subjective $s_i(t+1)$ au pas de simulation $t+1$ sera calculée par :

$$s_i(t+1) = s_i(t) + \mu \times (1 - u_j^I) \times (I_j - s_i(t)) \quad (4.7)$$

De même, son incertitude sur sa norme sociale, $u_i^S(t+1)$, sera calculée par :

$$u_i^S(t+1) = u_i^S(t) + \mu \times (u_j^I - u_i^S(t)) \quad (4.8)$$

avec :

- μ : coefficient permettant d'accentuer l'influence des autres. Généralement $\mu = 0,1$.

Le second processus correspond à l'influence directe d'un autre agent au travers de l'échange d'arguments. Cet échange est modélisé sous la forme d'un dialogue entre deux agents qui peut mener à des modifications de leurs graphes d'argumentation. Ce modèle est inspiré des dialogues MS [18]. Ces travaux partent du postulat de Mercier et Sperber [23] qui affirment que les agents raisonnent de manière argumentative. Ils proposent donc un algorithme régissant l'interaction entre deux agents ayant chacun des

graphes d'argumentation qui est divisé en trois parties : la réception d'une demande de dialogue, la réception d'une attaque et la réception d'un refus d'une attaque.

Lorsqu'un agent engage un dialogue avec un de ses voisins, il va commencer par mettre en avant un argument aléatoire venant de sa meilleure extension (cf calcul de l'intention). La figure 4.2 présente la réaction d'un agent à une demande de dialogue.

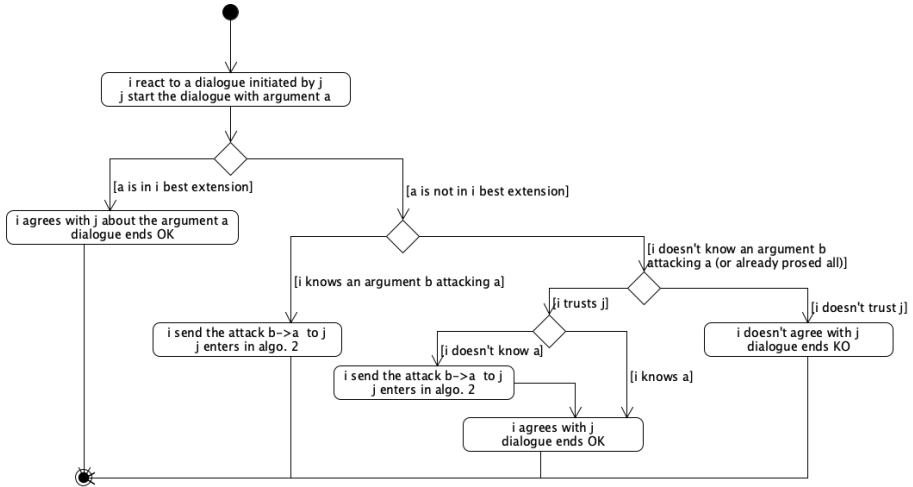


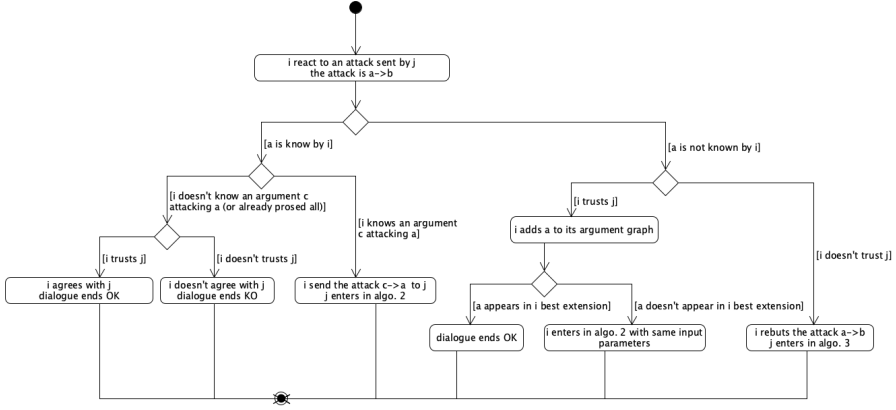
FIGURE 4.2. Réaction de l'agent i à une demande de dialogue de la part de j

Lorsque l'agent i va recevoir une demande de dialogue de l'agent j initiée par l'argument a , il va tout d'abord vérifier la présence de cet argument dans sa meilleure extension. Il y a deux raisons possibles pour que a ne soit pas dans la meilleure extension :

- $a \notin i.\text{known_arguments}$
- $\exists b \in i.\text{known_arguments} \wedge b \longrightarrow a \in R$

Si i fait confiance à j (la notion de confiance est discutée plus loin dans l'article) et qu'il ne connaît pas l'argument a alors il ajoute a à son graphe d'argumentation et le dialogue prend fin sur accord entre les deux agents. Si i ne fait pas confiance à j et/ou si i connaît a il va, si il en a la possibilité, attaquer l'argument a ce qui va faire entrer l'agent j dans la procédure de réaction à une attaque. Si i n'a pas la possibilité d'attaquer a , le dialogue prend fin sur un désaccord entre j et i .

La figure 4.3 montre la réaction à une attaque. Ici l'agent i va réagir à l'attaque de l'argument a vers b (b étant un argument avancé par i précédemment dans le dialogue). Si i connaît l'argument a et qu'il connaît un argument c attaquant a alors il enverra l'attaque $c \longrightarrow a$ à j . S'il ne connaît pas d'argument attaquant a alors le dialogue prend fin avec un accord entre j et i si i fait confiance à j ; il finit par un désaccord si i ne fait pas confiance à j . En revanche, si i ne connaît pas l'argument a , s'il fait confiance


 FIGURE 4.3. Réaction de l'agent i à une attaque venant de j

à j alors il va réviser son jugement en ajoutant a à son graphe d'argumentation. Si l'argument a apparaît dans la meilleure extension de i alors le dialogue prend fin sur un accord des deux agents. Si a n'apparaît pas dans la meilleure extension de i après son ajout c'est qu'un argument c appartenant à i attaque a ; i va donc envoyer l'attaque $c \rightarrow a$ à j . Si i ne fait pas confiance à j alors il va refuser l'attaque et j va rentrer dans la procédure de réaction à un refus d'attaque.

La figure 4.4 montre la réaction à un refus d'attaque. L'agent i va réagir au refus de la part de j de prendre en compte l'attaque $b \rightarrow a$. Si i fait confiance à j alors i va revoir son jugement en supprimant l'argument b et en ajoutant l'argument a si i ne le connaît pas. Si après cette révision, l'argument a apparaît dans la meilleure extension de i alors le dialogue prend fin sur un accord entre j et i . Sinon i connaît un argument c attaquant a et envoie donc l'attaque $c \rightarrow a$ à j . Si i ne fait pas confiance à j alors le dialogue prend fin sur un désaccord.

Ces trois algorithmes intègrent une notion abstraite : la confiance. Modéliser la confiance d'un agent envers un autre peut se faire de plusieurs manières (attribution d'une valeur aléatoire en début de simulation par exemple). Dans nos travaux nous avons pris le parti d'associer la confiance au phénomène d'homophilie qui tend à rapprocher les individus qui se ressemblent. Dans ce sens là [13] propose un calcul de similarité entre deux agents i et j tel que :

$$\text{sim}(i, j) = \min(I_i + u_i^I, I_j + u_j^I) - \max(I_i - u_i^I, I_j - u_j^I) \quad (4.9)$$

avec :

- I_i et u_i^I : l'intention de l'agent i et son incertitude.

Si cette similarité est supérieure à l'incertitude de l'agent j tentant d'influencer l'agent i , alors, i aura confiance en j . Cette notion de confiance permet d'implémenter le phénomène de vigilance épistémique, c'est-à-dire la capacité qu'ont les individus à

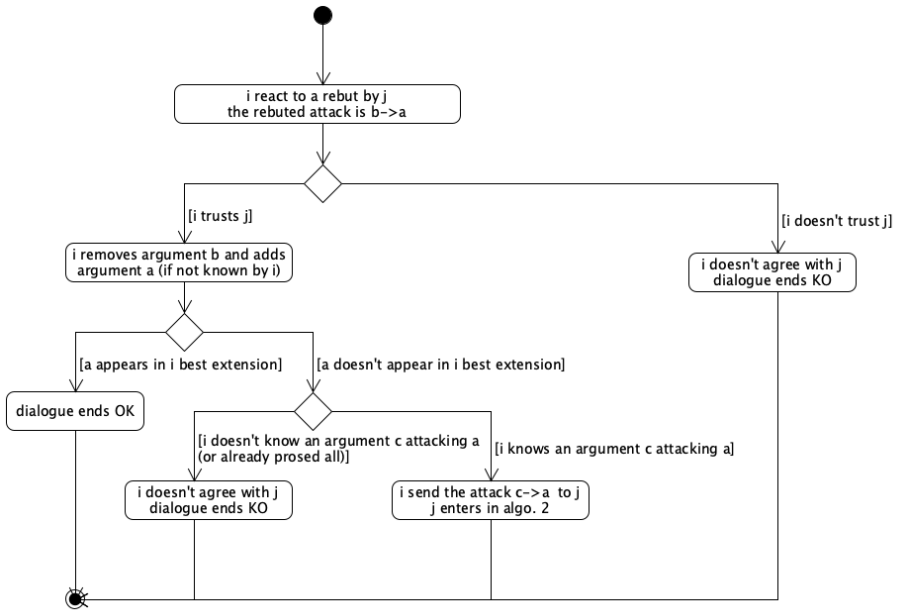


FIGURE 4.4. Réaction de l'agent i à un refus d'attaque venant de j

remettre en question les arguments auxquels ils sont confrontés. Ici, un agent ne verra pas son graphe d'argumentation changer au cours d'un dialogue avec un autre agent en qui il n'a pas confiance.

À noter que chaque attaque envoyée ou réfutée est stockée par les agents afin de ne pas envoyer plusieurs fois la même attaque au cours d'un même dialogue, ceci permet d'éviter les discussions qui pourrait boucler.

5. ANALYSE DU MODÈLE

Cette partie a pour objectif de montrer les principales caractéristiques du modèle. Une analyse de la stochasticité est présentée dans un premier temps puis une étude de la sensibilité du modèle vis à vis de la structure du graphe d'argumentation dans un second temps.

5.1. PARAMÈTRES DU MODÈLE

Pour les expérimentations suivantes nous avons utilisé les arguments du cas d'étude avec les paramètres suivants :

- Nombre d'agents : 60 (nombre d'agriculteurs irrigants du Louts qui sont abonnés au système de pompage de la CACG)

- réseau social : attribution des agents connectés selon l’algorithme de construction de small world Watts-Strogatz (avec pour degré moyen des nœuds $K = 4$ et la probabilité de « rebrancher » aléatoirement une connexion sociale $p = 0,2$).
- seuil d’adoption : 0,56 [21]
- le nombre de pas de simulation entre adoption et calcul de la satisfaction (q) : 15
- la quantité d’arguments pour qu’un agent soit considéré comme informé $inf_{args} : 4$
- la quantité maximale d’arguments par agent $max_{args} : 7$
- arguments connus initialement : un nombre aléatoire entre 1 et max_{args} arguments tirés aléatoirement dans l’ensemble des arguments.
- incertitude sur l’attitude : calculée selon les arguments de l’individu (équation 4.5)
- norme sociale subjective : tirage suivant une loi normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ avec μ et σ définies selon le groupe de l’agent. Cette valeur évoluera selon les interactions avec d’autres agents (équation 4.7).
- incertitude sur la norme sociale subjective : tirage suivant une loi normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ avec μ et σ définis selon le groupe de l’agent. Cette valeur évoluera selon les interactions avec d’autres agents (équation 4.8).
- poids de l’attitude dans l’intention : 0,229 [21]
- poids de la norme sociale dans l’intention : 0,610 [21]
- poids du PBC dans l’intention : 0,161 [21]

Le modèle complet ainsi que toutes les données utilisées pour les expérimentations sont disponibles sur Github⁽¹⁾. Le modèle a été implémenté en utilisant la plateforme GAMA [30] et en particulier son plugin dédié à l’argumentation [31].

5.2. ANALYSE DE LA STOCHASTICITÉ

Dans une première expérimentation, nous analysons l’impact de la stochasticité du modèle sur les résultats. L’objectif principal est de trouver une valeur seuil des réplifications au-delà de laquelle une augmentation du nombre de réplifications n’impliquerait pas une diminution significative de la différence entre les résultats. Pour ce faire, nous comparons l’intention moyenne des agents et le taux d’adoptants pour différents nombres de réplifications (de 0 à 500).

La figure 5.1 présente l’écart type obtenu pour les 2 indicateurs. Ces résultats montrent que 100 réplifications suffisent à avoir un écart type proche de la limite. Il n’est ainsi pas utile de monter au delà.

5.3. IMPACT DE LA STRUCTURE DU GRAPHE D’ARGUMENTATION SUR L’ÉVOLUTION DE L’INTENTION

Ici nous allons regarder l’impact de la structure du graphe d’argumentation global sur la simulation, l’idée est de déterminer si la proportion d’arguments pour et contre

⁽¹⁾<https://github.com/LSADOU/Innovation-Argumentation-Diffusion>

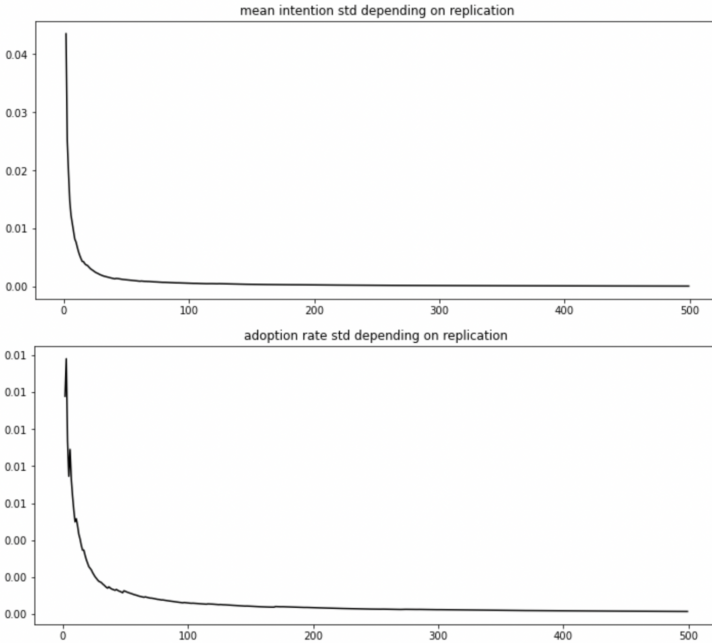


FIGURE 5.1. Écart type de l'intention moyenne et du taux d'adoptants après 3 000 pas de simulation en fonction du nombre de réplifications

l'innovation a une influence sur l'évolution des intentions d'adoption. Pour cette expérimentation, des graphes d'argumentation ont été construits automatiquement de sorte à ce qu'ils contiennent le même nombre d'arguments que le graphe d'argumentation concernant les compteurs d'eau : l'objectif est de faciliter le transfert des résultats de ces expérimentations vers le cas d'étude. La construction de ces graphes se base sur trois paramètres :

- nombre d'arguments total : 40
- nombre d'arguments en faveur de l'innovation : variable d'expérimentation
- nombre d'attaques moyen par argument : tirage aléatoire suivant une loi normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ avec $\mu = 3$ et $\sigma^2 = \mu/2$ (valeurs déterminées empiriquement pour que les graphes générés possèdent un nombre d'attaques cohérent par rapport au graphe sur les compteurs d'eau)

La figure 5.2 présente les résultats de plusieurs jeux de simulation où la proportion d'arguments pour et contre l'innovation varie. Les différentes courbes montrent un lien direct entre le nombre moyen d'arguments et l'évolution de l'intention moyenne. On remarque aussi qu'il est possible d'obtenir une intention moyenne modérée lorsque que l'on a autant d'arguments pour que d'arguments contre l'innovation. En revanche l'intention moyenne reste sensible au moindre déséquilibre puisque les ratios 18/40 et 22/40 montrent déjà des valeurs assez éloignées l'une de l'autre.

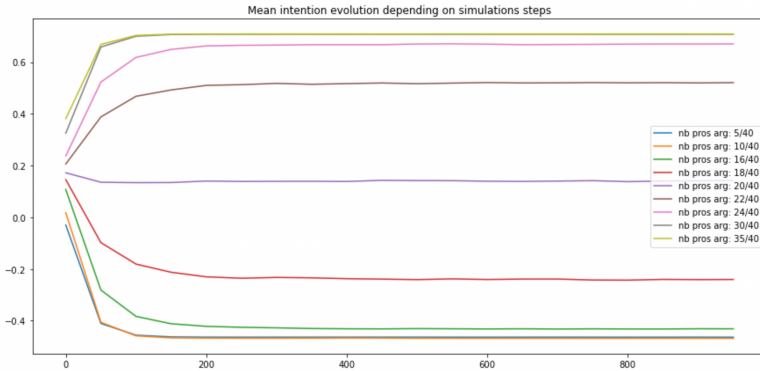


FIGURE 5.2. Évolution de l'intention moyenne pour 1 000 pas de temps (100 répliquions par configuration) en fonction du nombre d'arguments en faveur de l'innovation.

La figure 5.3 présente une comparaison de l'évolution de l'intention moyenne pour des graphes d'argumentation construits automatiquement (avec 24 arguments pour et 16 contre) et le graphe de référence construit pour le cas des compteurs d'eau communicants (voir partie 2.2). Ces courbes montrent un écart significatif malgré une proportion d'arguments pour et contre identique. La différence majeure entre les deux graphes se situe au niveau des attaques : si les deux graphes partagent un nombre d'attaques proche, les compositions de celles-ci sont très différentes, ce qui conduit ici à des résultats très différents en termes d'intention moyenne. À noter que cet impact des attaques a déjà été analysé dans [31] qui ont montré leur rôle dans la construction des opinions (les intentions pour nous).

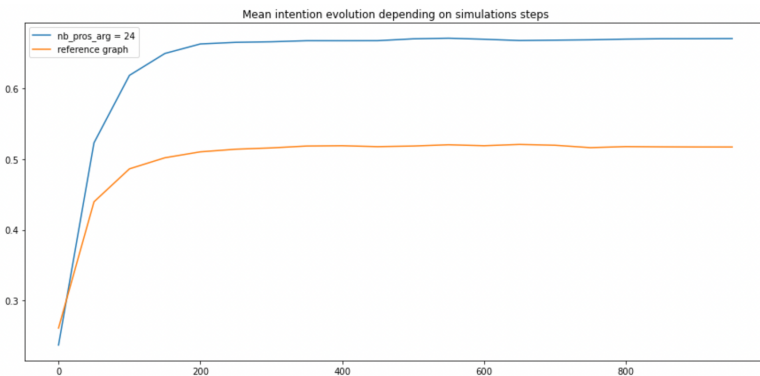


FIGURE 5.3. Comparaison de l'intention moyenne pour 1 000 pas de temps (100 répliquions par configuration) entre le graphe de référence (voir partie 2.2) et des graphes construits automatiquement.

6. APPLICATION

Afin d'illustrer l'intérêt du modèle proposé, nous l'avons utilisé pour explorer différents scénarios sur notre cas d'étude. Une première étude concerne l'évolution naturelle du nombre d'adoptants en utilisant les données recueillies sur les compteurs d'eau communicants. Une deuxième expérimentation propose d'étudier la question des fake news qui tendent à se multiplier ces dernières années. Enfin, nous proposons dans une dernière expérimentation de nous intéresser à la question de la fiabilité de ces nouveaux compteurs. Plus précisément, nous proposons d'investiguer la question de l'impact de l'introduction de nouvelles informations sur un « bug » potentiel dans les compteurs d'eau communicants. Les simulations de cette partie reprennent les paramètres explicités dans la partie Application - Paramètres du modèle.

6.1. ÉVOLUTION DE L'INTENTION DES AGENTS ET DU NOMBRE D'ADOPTANTS

La figure 6.1 présente les résultats en termes d'évolution de l'intention moyenne des agents et du taux d'adoptants.

Une première observation est une tendance à une plus grande acceptation des compteurs d'eau communicants avec un taux final d'adoption moyen supérieur à 0,8. Il est intéressant de noter que des phénomènes similaires ont été observés lors de l'introduction des compteurs d'eau mécaniques.

Une seconde constatation est que dès le début de la simulation, les agents ont plutôt un avis positif sur les compteurs d'eau communicants (intention moyenne supérieure à 0,2) entraînant, une fois les différents stades définis par Rogers passés, une adoption importante de la technologie. L'intention moyenne tend ensuite à augmenter d'abord marquant l'influence des agents ayant une vision positive des compteurs d'eau communicants. Dans une seconde phase, cette augmentation devient presque nulle, marquant une phase où les agents étant plus sûrs de leur opinion et étant plus polarisés en termes d'intention, ils tendent à ne plus essayer de convaincre les agents ayant une intention très différente de la leur.

Un dernier élément important est que les simulations tendent à se stabiliser après 2 500 pas de simulations.

6.2. ANALYSE DE L'IMPACT DES FAKE NEWS

La plupart des débats entraîne aujourd'hui l'apparition de fake news, généralement provenant de sites internet peu fiables ou des réseaux sociaux. Par exemple, dans le cas des compteurs Linky, beaucoup de fausses informations liant les compteurs à des risques de cancer ont vu le jour. Nous proposons dans ces scénarios d'étudier l'impact de ce type de fausses informations sur l'adoption des compteurs d'eau communicants.

Pour cela, nous proposons d'introduire dans le système de nouveaux arguments a ayant les caractéristiques suivantes :

- $a.T$: –
- $a.C$: choisi aléatoirement parmi les critères déjà présents pour les autres arguments.
- $a.Ts$: « Autre site Web »
- attaque : attaque un autre argument portant sur le même critère et étant en faveur des compteurs d'eau communicants

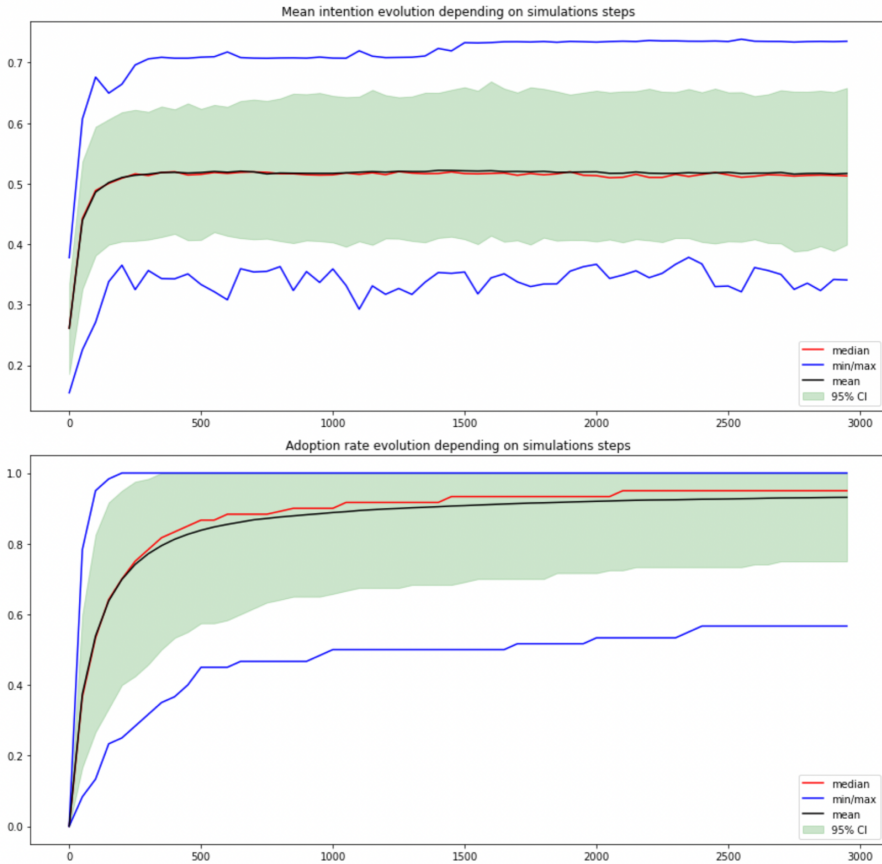


FIGURE 6.1. Évolution de l'intention moyenne et du taux d'adoptants pour 3 000 pas de temps (100 répliquations)

La figure 6.2 présente les résultats obtenus après 3000 pas de simulation pour les indicateurs d'intention moyenne et de taux d'adoptants pour 0, 5, 10, 50 et 100 fake news. Les lignes jaunes représentent les valeurs médianes ; les boîtes représentent l'écart interquartile (IQR), les moustaches représentent le minimum/maximum en excluant les 1,5 valeurs extrêmes de l'IQR.

Un premier élément à noter est l'impact de ces fake news. Même avec un nombre faible (5), leur impact se fait largement sentir sur les intentions moyennes et encore plus sur le nombre d'adoptants. À partir d'un certain nombre (vers les 50), les fake news commencent à totalement saturer les discussions publiques. Les agents vont de plus en plus tendance à se les échanger au détriment des autres arguments, les faisant ainsi perdurer dans les discussions, ce qui explique pourquoi leur impact soit si fort sur le nombre d'adoptants.

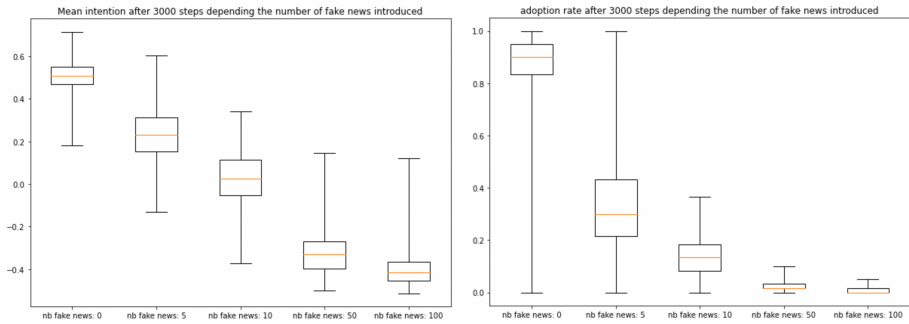


FIGURE 6.2. Intention moyenne et taux d'adoptants après 3 000 pas de simulation (100 répliques) en fonction du nombre de fake news

6.3. L'APPLICATION D'UN SCÉNARIO : LES COMPTEURS D'EAU COMMUNICANTS ONT UN « BUG » ?

Ici nous allons simuler l'apparition d'une étude complètement fictive montrant que les compteurs d'eau communicants présenteraient des anomalies sur les données télé-relevées. Ce scénario sera traduit par l'introduction d'un nouvel argument : « Les compteurs d'eau communicants ne fonctionnent pas correctement ». Cet argument est en défaveur de l'adoption de ces nouveaux compteurs et attaque l'argument 36 (« Les irrigants peuvent affiner leur consommation d'eau ») qui est un des arguments en faveur de l'adoption les plus impactants (attaquant le plus d'arguments en défaveur).

La figure 6.3 montre que l'ajout de l'argument impacte de manière significative les courbes d'intention et d'adoption des individus. On remarque cependant que ces différences n'apparaissent qu'au bout de quelques pas de temps car il n'y a qu'un seul argument ajouté mais que ce dernier va être transmis fréquemment au cours des dialogues entre agents. La transmission de l'argument est assurée par le fait qu'il n'est attaqué par aucun autre argument et qu'il attaque un argument critique en faveur des compteurs d'eau. Ainsi, ce genre d'argument est particulièrement critique et ne doit pas être négligé par l'institution si elle souhaite arriver à une adoption large des compteurs d'eau communicants.

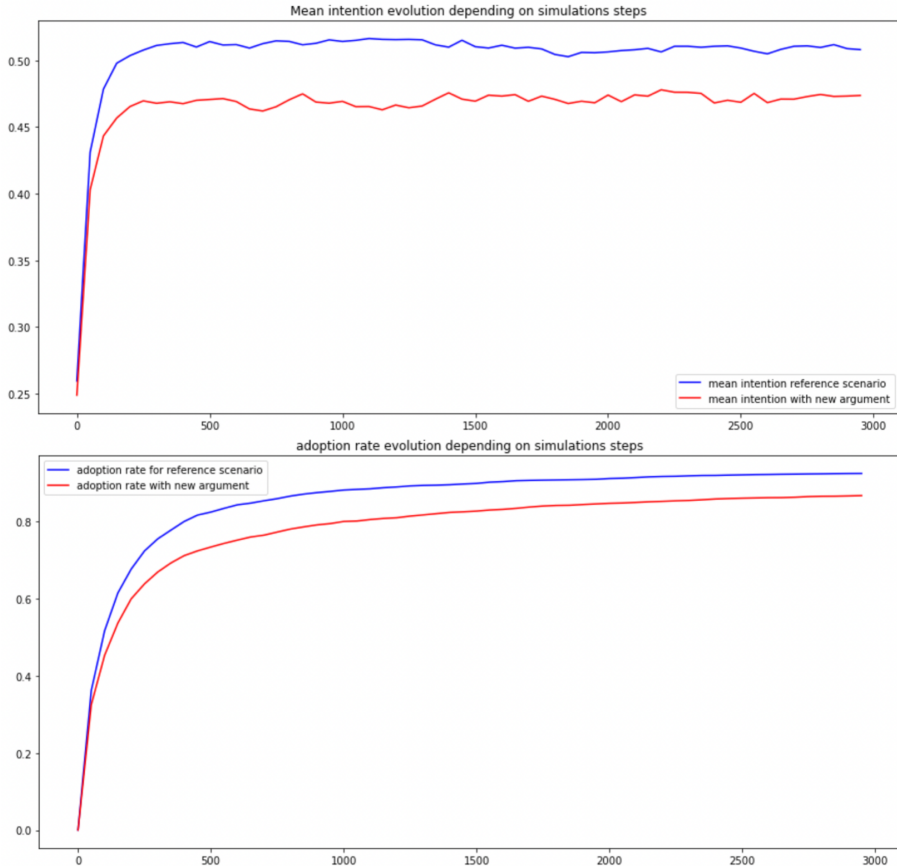


FIGURE 6.3. Intention moyenne et taux d'adoptants après 3 000 pas de simulation (100 répliques) sans et avec ajout d'un argument sur la fiabilité des compteurs d'eau communicants.

7. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons proposé un modèle de diffusion de l'innovation basé sur la théorie du comportement planifié et sur la représentation explicite des échanges d'informations sur l'innovation au moyen d'arguments. Le modèle permet de prendre en compte l'hétérogénéité des acteurs en reliant les informations portées par les arguments et les préférences de l'agent (confiance dans les sources d'information, critères de préférence). Nous avons également intégré une description explicite des états d'adoption de l'innovation et de la dynamique des interactions qui en découlent.

Une application de ce modèle générique a été proposée pour la question de l'adoption par les agriculteurs de compteurs d'eau communicants. Les premières expérimentations réalisées illustrent le type d'études pouvant être menées. Pour aller plus

loin dans cette étude, un travail important va concerner l'élargissement du recueil de données. En effet, certains paramètres du modèle utilisés pour les expérimentations ont été estimés ou tirés au hasard. Un objectif futur est de mettre en place de nouvelles enquêtes de terrain pour obtenir ces paramètres. De même, nous souhaitons, par le biais de questionnaires, obtenir des données sur l'évolution de l'opinion des agriculteurs sur les compteurs d'eau communicants dans la région du Louts, ce qui nous permettrait de valider les résultats obtenus par la simulation.

Nous prévoyons également de développer des extensions afin d'enrichir le modèle. Une première extension concerne l'utilisation de sémantiques sur des graphes pondérés [2] qui permettraient de lier notre calcul de force d'un argument à la force basique d'un argument dans un graphe d'argumentation pondéré. D'un côté moins théorique, l'ajout de communication non-interpersonnelle est aussi prévu, on estime qu'une bonne partie des connaissances acquises par un individu au sujet d'une innovation est obtenue via des canaux de communications passifs (télévision, sites internet, publicités, articles scientifiques, ...). Nous souhaitons enfin nous intéresser aux capacités des agents à mobiliser certains arguments complexes. À ce titre, il pourrait être intéressant d'étudier le cas où un agent acquiert un argument qu'il n'appréhende pas correctement en raison d'un manque d'expérience, de savoir ou de compétence.

REMERCIEMENTS

Ce travail a été financé par INRAE (département MathNum) et par l'institut de convergence #Digitag (ANR 16-CONV-0004).

BIBLIOGRAPHIE

- [1] I. AJZEN, « The theory of planned behavior », *Organizational behavior and human decision processes* **50** (1991), n° 2, p. 179-211.
- [2] L. AMGOUD, J. BEN-NAIM, D. DODER & S. VESIC, « Acceptability Semantics for Weighted Argumentation Frameworks », in *Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence* (Melbourne, Australia), International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2017, p. 56-62 (en).
- [3] S. BANISCH & E. OLBRICH, « An Argument Communication Model of Polarization and Ideological Alignment », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* **24** (2021), n° 1, article no. 1 (22 pages).
- [4] F. M. BASS, « A New Product Growth for Model Consumer Durables », *Management Science* **15** (1969), n° 5, p. 215-227.
- [5] P. BESNARD & A. HUNTER, *Elements of Argumentation*, The MIT Press, 2008.
- [6] ———, *Elements of Argumentation*, The MIT Press, 2008.
- [7] J. A. R. BORGES, A. G. OUDE LANSINK, C. MARQUES RIBEIRO & V. LUTKE, « Understanding farmers' intention to adopt improved natural grassland using the theory of planned behavior », *Livestock Science* **169** (2014) (en), p. 163-174.
- [8] J.-R. BOURGUET, R. THOMOPOULOS, M.-L. MUGNIER & J. ABÉCASSIS, « An Artificial Intelligence-Based Approach to Deal with Argumentation Applied to Food Quality in a Public Health Policy », *Expert Systems with Applications* **40** (2013), n° 11, p. 4539-4546.
- [9] ———, « An artificial intelligence-based approach to deal with argumentation applied to food quality in a public health policy », *Expert Systems with Applications* **40** (2013), n° 11, p. 4539-4546.

- [10] G. BUTLER, G. PIGOZZI & J. ROUCHIER, « Mixing Dyadic and Deliberative Opinion Dynamics in an Agent-Based Model of Group Decision-Making », *Complexity* **2019** (2019), article no. 3758159 (32 pages).
- [11] ———, « An Opinion Diffusion Model with Vigilant Agents and Deliberation », in *International Workshop on Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation*, Springer, 2019, p. 81-99.
- [12] Á. CARRERA & C. A. IGLESIAS, « A systematic review of argumentation techniques for multi-agent systems research », *Artificial Intelligence Review* **44** (2015), n° 4 (en), p. 509-535.
- [13] G. DEFFUANT, « Improving agri-environmental policies : a simulation approach to the cognitive properties of farmers and institutions », 2001.
- [14] G. DEFFUANT, S. HUET & F. AMBLARD, « An individual-based model of innovation diffusion mixing social value and individual benefit », *American Journal of Sociology* **110** (2005), n° 4, p. 1041-1069.
- [15] G. DEFFUANT, D. NEAU, F. AMBLARD & G. WEISBUCH, « Mixing beliefs among interacting agents », *Advances in Complex Systems* **3** (2000), n° 01n04, p. 87-98.
- [16] P. M. DUNG, « On the acceptability of arguments and its fundamental role in nonmonotonic reasoning, logic programming and n -person games », *Artificial Intelligence Journal* **77** (1995), n° 2, p. 321-357.
- [17] J.-M. ESTEBAN & D. RAY, « On the measurement of polarization », *Econometrica : Journal of the Econometric Society* **62** (1994), n° 4, p. 819-851.
- [18] S. GABBRIELLINI & P. TORRONI, « MS Dialogues : Persuading and getting persuaded » (22 pages).
- [19] ———, « A new framework for ABMs based on argumentative reasoning », in *Advances in Social Simulation*, Springer, 2014, p. 25-36.
- [20] P. GARIN, M. MONTGINOUL & L. COLLARD, « La télé-relève pour la gestion de l'eau d'irrigation : Contraintes et potentialités », Tech. report, IRSTEA, feb 2019.
- [21] P. KAUFMANN, S. STAGL & D. W. FRANKS, « Simulating the diffusion of organic farming practices in two New EU Member States », *Ecological Economics* **68** (2009), n° 10 (en), p. 2580-2593.
- [22] M. MÅS & A. FLACHE, « Differentiation without distancing. Explaining bi-polarization of opinions without negative influence », *PLoS one* **8** (2013), n° 11, article no. e74516.
- [23] H. MERCIER & D. SPERBER, « Why do humans reason? Arguments for an argumentative theory », *Behavioral and Brain Sciences* **34** (2011), n° 2, p. 57-74.
- [24] M. MONTGINOUL, P. GARIN, K. ABANNAR & D. LEPERCQ, « Le compteur communicant : perception des irrigants : Le cas du bassin du Louts », *Techniques Sciences Méthodes* (2019), p. 39-47.
- [25] I. RAHWAN, S. D. RAMCHURN, N. R. JENNINGS, P. MCBURNEY, S. PARSONS & L. SONENBERG, « Argumentation-based negotiation », *The Knowledge Engineering Review* **18** (2003), n° 4 (en), p. 343-375.
- [26] E. M. ROGERS, *Diffusion of innovations*, 5th éd., Free Press, New York, NY [u.a.], 08 1962 (eng), 576 pages.
- [27] T. SAATY & M. SAGIR OZDEMIR, « Why the magic number seven plus or minus two », *Mathematical and Computer Modelling* **38** (2003), n° 3-4, p. 233-244.
- [28] A. STEFANELLI & R. SEIDL, « Moderate and polarized opinions. Using empirical data for an agent-based simulation », in *Social Simulation Conference*, 2014.
- [29] ———, « Opinion communication on contested topics : How empirics and arguments can improve social simulation », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* **20** (2017), n° 4, article no. 3 (19 pages).
- [30] P. TAILLANDIER, B. GAUDOU, A. GRIGNARD, Q.-N. HUYNH, N. MARILLEAU, P. CAILLOU, D. PHILIPPON & A. DROGOU, « Building, composing and experimenting complex spatial models with the GAMA platform », *Geoinformatica* **23** (2019), n° 2, p. 299-322.
- [31] P. TAILLANDIER, N. SALLIOU & R. THOMOPOULOS, « Coupling agent-based models and argumentation framework to simulate opinion dynamics : application to vegetarian diet diffusion », in *Social Simulation Conference 2019* (Mainz, Germany), Sep 2019.
- [32] ———, « Introducing the Argumentation Framework Within Agent-Based Models to Better Simulate Agents' Cognition in Opinion Dynamics : Application to Vegetarian Diet Diffusion », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* **24** (2021), n° 2, article no. 6 (29 pages).
- [33] N. TAMANI, P. MOSSE, M. CROITORU, P. BUCHE, V. GUILLARD, C. GUILLAUME & N. GONTARD, « An Argumentation System for Eco-Efficient Packaging Material Selection », *Computers and Electronics in Agriculture* **113** (2015), p. 174-192.

- [34] R. THOMOPOULOS, « A practical application approach to argumentation for multicriteria analysis and decision support », *EURO Journal on Decision Processes* **6** (2018), p. 237-255.
- [35] R. THOMOPOULOS, M. CROITORU & N. TAMANI, « Decision support for agri-food chains : A reverse engineering argumentation-based approach », *Ecological Informatics* **26** (2015), n° 2, p. 182-191.
- [36] R. THOMOPOULOS, B. MOULIN & L. BEDOUSSAC, « Supporting decision for environment-friendly practices in the agri-food sector », *International Journal of Agricultural and Environmental Information Systems* **9** (2018), n° 3, p. 1-21.
- [37] R. THOMOPOULOS, N. SALLIOU, C. ABREU, V. COHEN & T. FOUQUERAY, « Reduced meat consumption : from multicriteria argument modelling to agent-based social simulation », *International Journal of Food Studies* **10** (2021), n° 1, p. 133-149.
- [38] I. WOLF, T. SCHRÖDER, J. NEUMANN & G. DE HAAN, « Changing minds about electric cars : An empirically grounded agent-based modeling approach », *Technological forecasting and social change* **94** (2015), p. 269-285.
- [39] M. YAZDANPANA, D. HAYATI, S. HOCHRAINER-STIGLER & G. H. ZAMANI, « Understanding farmers' intention and behavior regarding water conservation in the Middle-East and North Africa : A case study in Iran », *Journal of Environmental Management* **135** (2014) (en), p. 63-72.
- [40] B. YUN, R. THOMOPOULOS, P. BISQUERT & M. CROITORU, « Defining Argumentation Attacks in Practice : An Experiment in Food Packaging Consumer Expectations », in *Graph-Based Representation and Reasoning* (Cham), Springer International Publishing, 2018, p. 73-87.
- [41] H. ZHANG & Y. VOROBEYCHIK, « Empirically grounded agent-based models of innovation diffusion : a critical review », *Artificial Intelligence Review* **52** (2019), p. 707-741.

ABSTRACT. — Agriculture is one of the main users of water resources today. In this context, many studies have highlighted the interest of communicating meters to better manage this resource. Nevertheless, these meters raise questions in terms of acceptability, which hinders the diffusion of these technologies to farmers. We therefore propose to use agent-based simulation to better understand the dynamics and obstacles to their diffusion. Contrary to the vast majority of works on the diffusion of innovations, which are limited to an abstract and simplified representation of this process, we propose in this article a generic model based on the theory of planned behavior, and on formal argumentation in order to explain the reasons for the change of opinion of an agent, which is a fundamental element to understand the dynamics of diffusion of innovation. Each agent has thus the possibility to exchange arguments with another agent and to build his/her opinion on an innovation from the set of arguments he/she knows. The first experiments carried out with data collected from farmers of the Louts river show a tendency towards a greater adoption of these meters, as well as the importance that fake news and certain critical arguments can have on the adoption process.

KEYWORDS. — Agent-based simulation, Diffusion of innovation, Argumentation, Theory of planned behaviour.
