



HAL
open science

Utilisation de la simulation à base d'agents et de la théorie de l'argumentation pour mieux appréhender la diffusion et l'appropriation des outils numériques en agriculture

Loïc Sadou

► To cite this version:

Loïc Sadou. Utilisation de la simulation à base d'agents et de la théorie de l'argumentation pour mieux appréhender la diffusion et l'appropriation des outils numériques en agriculture. Sciences de l'information et de la communication. Université de Toulouse, 2024. Français. NNT : 2024TLSES092 . tel-04717143

HAL Id: tel-04717143

<https://theses.hal.science/tel-04717143v1>

Submitted on 1 Oct 2024

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.

Doctorat de l'Université de Toulouse

préparé à l'Université Toulouse III - Paul Sabatier

Utilisation de la simulation à base d'agents et de la théorie de
l'argumentation pour mieux appréhender la diffusion et
l'appropriation des outils numériques en agriculture.

Thèse présentée et soutenue, le 23 janvier 2024 par

Loïc SADOU

École doctorale

EDMITT - Ecole Doctorale Mathématiques, Informatique et Télécommunications de Toulouse

Spécialité

Informatique et Télécommunications

Unité de recherche

MIAT - Mathématiques et Informatique Appliquées Toulouse

Thèse dirigée par

Patrick TAILLANDIER et Stéphane COUTURE

Composition du jury

Mme Marielle MONTGINOUL, Présidente, Irstea (UMR G-Eau)

M. Guillaume DEFFUANT, Rapporteur, INRAE-Clermont Ferrand

M. Pierre BOMMEL, Rapporteur, CIRAD, UMR SENS

Mme Sylvie DOUTRE, Examinatrice, Université Toulouse Capitole

M. Patrick TAILLANDIER, Directeur de thèse, INRAE (UR MIAT)

M. Stéphane COUTURE, Co-directeur de thèse, INRAE (UR MIAT)

Membres invités

Mme Rallou Thomopoulos, INRAE (UMR IATE)

Remerciements

Je tiens à exprimer ma sincère reconnaissance envers toutes les personnes liées de près ou de loin à mon parcours académique et ma thèse. Votre aide a été essentielle, et je ne saurais en dire assez à ce sujet.

Tout d'abord, à mes collègues, merci pour avoir partagé avec moi cette aventure académique. Vos idées, discussions, et collaborations ont considérablement enrichi mon travail de recherche. Vous avez contribué à rendre ce voyage plus enrichissant.

À mes encadrants, Patrick, Stéphane, et Rallou, je vous remercie pour votre guidance, votre expertise, et votre patience sans limite. Votre présence a été un atout précieux tout au long de ces trois années, et je suis reconnaissant pour les opportunités et enseignements que vous m'avez offerts.

Pour mes amis, je tiens à exprimer ma gratitude pour votre soutien et vos moments de détente qui ont apporté un équilibre à ma vie. Votre amitié m'a encouragé et a été un facteur essentiel de mon bien-être.

Enfin, à ma famille, je vous remercie du fond du cœur pour votre amour et votre soutien constants. Vous avez cru en moi à ma place et votre présence à mes côtés à chaque étape de ce périple a été précieuse.

En conclusion, je souhaite remercier l'ensemble de ces personnes extraordinaires qui m'ont aidé à atteindre ce moment. Ma thèse est le fruit d'un effort collectif, et je suis reconnaissant pour chacune de vos contributions à sa réalisation.

Sommaire

1	Introduction	7
1.1	Contexte	7
1.2	Objectifs de la thèse	8
1.3	Application	8
1.4	Structure du mémoire de thèse	9
2	État de l'art	11
2.1	La théorie de la diffusion d'innovation	11
2.1.1	L'innovation	11
2.1.2	Les acteurs de la diffusion d'innovation	12
2.1.3	Le processus d'adoption	14
2.2	Les modèles de diffusion d'innovation	18
2.2.1	La modélisation de phénomènes sociaux	18
2.2.2	Le modèle de Bass	18
2.2.3	Les modèles à base d'agents	19
2.2.4	La théorie du comportement planifié	21
2.2.5	L'argumentation	22
2.3	Conclusion	25
3	MIDAO	27
3.1	Présentation du modèle	27
3.1.1	Vue générale (propriété attendue)	27
3.1.2	Les agents de MIDAO	28
3.1.3	Dynamique du modèle	28
3.1.4	La théorie du comportement planifié : calcul de l'intention	31
3.1.5	Calcul de l'attitude	32
3.1.6	Calcul du PBC	36
3.1.7	Calcul de la norme sociale	37
3.1.8	Calcul des incertitudes sur les intentions	37
3.1.9	Dialogue et échange d'arguments entre agents <i>Individu</i> . .	38
3.1.10	Initialisation du modèle	38
3.2	Analyse du modèle	41
3.2.1	Évolution des résultats dans le temps	41

3.2.2	Analyse de la stochasticité	42
3.2.3	Impact du nombre d'arguments en faveur et défaveur de l'innovation	44
3.2.4	Impact du réseau social	44
3.2.5	L'impact des influenceurs	48
3.2.6	Impact de l'ajout de nouveaux arguments	50
3.2.7	Conclusion	55
4	Cas d'étude: les compteurs d'eau communicants	59
4.1	Contexte et enjeux	59
4.2	Méthodologie de collecte des données	60
4.2.1	Données requises	60
4.2.2	Méthodologie générale	61
4.2.3	Application pour les compteurs d'eau communicants . . .	62
4.3	Expérimentation	69
4.4	Conclusion	72
5	L'apprentissage de politiques optimales	75
5.1	Contexte et Objectif	75
5.2	Le modèle MIDAO simplifié	77
5.2.1	Les agents	77
5.2.2	Dynamique du modèle	77
5.2.3	Discussion	81
5.3	Application : adoption de compteurs d'eau communicants par les agriculteurs	81
5.4	La méthode d'apprentissage	83
5.4.1	Le problème de la conception de la politique d'innovation	84
5.4.2	Etat de l'art	87
5.4.3	Une approche d'apprentissage profond pour optimiser les politiques de diffusion de l'innovation	88
5.5	Expérimentation	91
5.5.1	Analyse du modèle	92
5.5.2	Experimenations sur le design de politiques publiques . .	94
5.6	Conclusion	97
6	Conclusion	103
6.1	Rappel des objectifs de la thèse	103
6.2	Contributions scientifiques	103
6.2.1	Modèle MIDAO	103
6.2.2	Méthodologie de recueil des données	104
6.2.3	Méthode d'analyse des politiques publiques	104
6.2.4	Application aux compteurs d'eau communicants	104
6.2.5	Développement logiciel	104
6.3	Discussion et perspectives	105
6.3.1	Validation du modèle	105
6.3.2	Perspectives	106

Chapter 1

Introduction

1.1 Contexte

Nos sociétés ont depuis toujours été fortement impactées par les innovations qui ont su les transformer, que ces innovations soient technologiques ou sociales. Il est donc très important de s'intéresser à cette notion d'innovation pour mieux comprendre les évolutions de nos sociétés. Depuis la Grèce antique, de nombreux chercheurs ont ainsi étudié cette notion, dont le sens a évolué avec le temps, et ont cherché à comprendre comment et pourquoi certaines innovations ont été largement adoptées alors que d'autres n'ont jamais réussi à s'imposer. Une approche particulièrement intéressante pour étudier ces problèmes est la modélisation, qui vise principalement, à l'aide d'une représentation simplifiée du phénomène observé, à analyser, prédire ou rechercher des explications [83].

A 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 [63]. 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 [9]. 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 [30] 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 explicitées.

1.2 Objectifs de la thèse

L'enjeu de ce travail de thèse est donc d'aller plus loin dans la modélisation des processus de changement d'opinion. Pour cela nous proposons un modèle à base d'agents de diffusion d'innovation qui se base sur une représentation explicite des échanges d'arguments entre les différents acteurs. L'idée sous-jacente étant que les changements d'opinion sont fortement impactés par les échanges avec les autres. Le modèle conçu permet ainsi, à partir de données réelles recueillies par entretiens, étude de la littérature ou données statistiques, de simuler tout le processus de diffusion d'innovation et d'étudier l'impact de politiques publiques sur son adoption. Plus précisément, ce travail de thèse vise à répondre à 3 types d'objectif:

- **Méthodologique** : conception d'un modèle à base d'agents générique visant à simuler la diffusion d'innovation à partir des échanges d'arguments entre individus ainsi que d'une méthodologie d'étude des politiques publiques.
- **Applicatif** : application de ce modèle générique et de la méthodologie d'étude des politiques publiques à un cas d'étude spécifique. Nous étudierons dans ce cadre le problème de l'adoption des compteurs communicants en agriculture qui en ce moment est au coeur de nombreuses discussions au sein des agriculteurs irrigants du Sud-Ouest de la France. La partie suivante donne des éléments de contexte de cette application.
- **Logiciel** : développement d'outils logiciel libres. En effet, ce travail s'inscrit pleinement dans le cadre de la science ouverte. Ainsi, toutes les productions informatiques ont été déposées sous licence libre (GPL). De même, nous avons veillé à déposer tous les modèles produits en open-source sur github afin de non seulement permettre à chacun de récupérer les codes produits mais également de répliquer les expérimentations menées.

1.3 Application

Afin d'illustrer l'utilisation de ce modèle, nous proposons de l'appliquer à un cas d'étude réel qui couvre un enjeu sociétal important : les compteurs d'eau communicants en agriculture.

En effet, 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 [39]. 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 [39].

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) de l'innovation.

1.4 Structure du mémoire de thèse

Ce mémoire de thèse présente le contexte général de ce travail, ainsi que le modèle conçu et sa mise en application dans le cadre des compteurs d'eau communicant. Il s'intéresse aussi à l'étude de la diffusion d'innovation sous l'angle des politiques publiques pouvant être mises en oeuvre et propose pour cela une approche permettant de chercher des politiques publiques optimales. Plus précisément, le mémoire est structuré comme suit.

Le second chapitre après cette introduction présente le contexte scientifique dans lequel se situe ce travail. Après une introduction de la simulation à base d'agents et du domaine de la diffusion d'innovation, il propose un état de l'art complet des travaux réalisés sur la représentation explicite d'arguments pour des modèles à base d'agents de diffusion d'innovation ou d'opinion. Cet état de l'art permet de mettre en évidence les manques dans les travaux actuels et de replacer le modèle proposé par rapport à ces derniers.

Le troisième chapitre présente le modèle que nous proposons : MIDAO (Model of Innovation Diffusion with Argumentative Opinion). Nous revenons en particulier sur les aspects fondamentaux du modèle : la théorie du comportement planifié [1] qui est utilisée comme cadre formelle par MIDAO, la représentation des arguments, les processus d'interaction entre individus et le processus d'adoption qui suit les travaux de Roger [63].

Le quatrième chapitre présente l'application de ce modèle pour le cas d'étude

des compteurs d'eau communicants. Nous revenons en particulier sur le travail d'entretien réalisé afin de nourrir le modèle. Nous présentons dans ce cadre un questionnaire s'inscrivant dans le champs de l'économie comportemental permettant d'identifier les paramètres liés à notre utilisation de la théorie du comportement planifié et à l'évaluation des arguments. Ce chapitre montre également l'impact que pourraient avoir des fausses informations (fake news) sur l'adoption des compteurs d'eau communicants.

La cinquième chapitre s'intéresse aux politiques publiques et plus particulièrement aux politiques optimales à mettre en place pour favoriser l'adoption. Ce chapitre présente un travail mené en collaboration avec des chercheurs en IA ayant pour objectif de proposer une approche générique basée sur l'apprentissage par renforcement profond (deep reinforcement learning) permettant de déterminer ces politiques optimales. Afin d'illustrer l'utilisation de cette approche, nous l'avons appliqué pour la question des compteurs communicants en partant d'une version simplifiée du modèle MIDAO.

Enfin le chapitre 6 propose une conclusion et présente des perspectives pour ce travail.

Chapter 2

État de l'art

2.1 La théorie de la diffusion d'innovation

La théorie de la diffusion d'innovation cherche à expliquer comment, au fil du temps, une idée, un comportement ou un produit se diffuse et est adopté dans une population ou un système social spécifique. L'adoption signifie qu'une personne introduit un changement par rapport à ce qu'elle faisait auparavant (c'est-à-dire qu'elle achète ou utilise un nouveau produit, acquiert et adopte un nouveau comportement, etc.). D'un point de vue économique, analyser la diffusion d'innovation permet de comprendre pourquoi, et comment, une innovation parvient à se diffuser et comment une institution peut inciter une population à adopter une innovation dont l'avantage n'est pas explicite.

Nous présentons dans la suite de cette section, les éléments clefs de la théorie de la diffusion d'innovations à travers la présentation de ses acteurs, des comportements individuels des adoptants et au rôle de communication. Ces présentations prennent pour cadre, pour leur grande majorité, les travaux du sociologue et statisticien E.M. Rogers [63] qui participent à fortement populariser la notion de diffusion d'innovation.

2.1.1 L'innovation

Rogers [63] définit l'innovation comme une idée, une pratique ou un objet perçu comme nouveau par un individu ou un groupe d'individus. Cette innovation peut être altérée ou évoluée durant sa vie. Typiquement, l'institution qui promeut l'innovation peut être amenée à modifier certaines de ses caractéristiques pour faciliter son adoption et sa diffusion. De nombreux travaux ont cherché à classer les innovations. Par exemple, Henderson & Clark [44] proposent de diviser en 4 sous-groupes:

- Innovation **radicale** : innovation qui change simultanément la technologie, l'usage et les comportements. L'ordinateur personnel, qui a profondément

modifié la façon dont les gens travaillent, communiquent et se divertissent, est un exemple d'innovation radicale.

- Innovation **incrémentale** : amélioration d'un concept ou d'un objet préexistant (perfectionnement d'un produit, modification d'une pratique). Par exemple, le passage de l'iPhone 13 à l'iPhone 14 est un innovation incrémentale : il s'agit d'une amélioration à la marge des composants qui ne modifie pas profondément les technologies, ni l'usage qui en est fait.
- Innovation **architecturale** : innovation qui se base sur des composants existants qui sont recomposés ou combinées de façon à pouvoir en modifier l'usage. Un exemple est le processeur multi-coeur, qui est basé sur des technologies existantes, mais dont l'architecture a été améliorée pour combiner plusieurs processeurs.
- Innovation **modulaire** : innovation qui change sensiblement les composants au coeur de la solution, mais sans changer la forme dans laquelle les composants sont assemblés ou l'usage qui en est fait. L'aspirateur sans sac est un exemple d'innovation modulaire avec une nouvelle technologie interne, mais un usage similaire.

2.1.2 Les acteurs de la diffusion d'innovation

L'institution

L'institution, qui peut représenter une entreprise, un organe gouvernemental, un syndicat, ou une coopérative, est une entité qui cherche à faire adopter une innovation. Son but principal est donc de maximiser la proportion d'adoptants et pour cela, la diffusion de l'innovation est vue comme un processus de persuasion. Pour amener les potentiels adoptants à s'intéresser à l'innovation et les persuader de son potentiel intérêt, l'institution dispose d'outils de communication, en particulier les médias et les agents de changement. Néanmoins, ces méthodes ont un coût et l'un des objectifs secondaires de l'institution est donc de trouver la bonne balance entre budget alloué à ces systèmes de communication et adoption.

Une première méthode de communication consiste à diffuser des annonces via des canaux de communication de masse qui touchent un large public. Ces liens avec la population sont caractérisés par leur coût d'utilisation, leur popularité et les caractéristiques de leur public. En effet, les gens tendent à se tourner vers les médias qui sont les plus compatibles avec leurs opinions. L'institution choisit donc un média selon le segment de la population qu'elle veut atteindre avec un message publicitaire précis. Le but de ce message n'est pas forcément de persuader et d'obtenir une adoption immédiate, mais peut être juste de faire connaître l'innovation dans la population afin que les individus intéressés diffusent des informations sur celle-ci par le biais de la communication interpersonnelle. La diffusion peut ainsi servir de déclencheur au bouche-à-oreille, qui est un élément essentiel de la diffusion de l'information sur l'innovation au sein d'une population. Une deuxième méthode de communication est l'utilisation d'agents

de changement. Il s'agit d'agents extérieurs à la population qui créent un lien à sens unique avec les adoptants potentiels. Ils sont destinés à apporter du conseil, à expliquer l'innovation, à accompagner dans son utilisation, etc. En d'autres termes, ils exercent une influence en faveur ou en défaveur de l'innovation en exposant ses avantages et en répondant aux interrogations et arguments des adoptants potentiels.

La population

La population peut être composée de personnes, de foyers, d'entreprises, ou d'associations. Dans le cadre de l'étude de certaines innovations, celle-ci peut être plus spécifique comme c'est le cas pour les compteurs d'eau communicants agricoles où la population considérée est celle des agriculteurs irrigants.

Les individus qui composent la population sont généralement hétérogènes et ils se distinguent par leurs capacités financières, leurs objectifs, leurs connaissances et croyances, leurs capacités à innover, etc.

Au sein d'un groupe social l'innovation est le sujet d'échanges interpersonnels. Certains individus sont plus disposés à initier ce genre de conversations car ils ont une capacité à innover et à une force de persuasion assez importante pour être entendus. Un individu avec une forte influence est un leader d'opinion, son expertise est reconnue par les autres membres du groupe qui peut s'expliquer par sa condition sociale

Les adoptants

De nombreux travaux ont cherché à classer les adoptants potentiels. Dans ce domaine, un travail important est celui de Rogers [63] qui propose de classer les adoptants en fonction de leur capacité à innover. Il définit pour cela 5 groupes (Figure 2.1) : les innovateurs (innovators), les adoptants précoces (early adopters), la première majorité (early majority), la seconde majorité (late majority) et les retardataires (laggards).

La première classe est celle des innovateurs. Il s'agit de la classe regroupant le moins d'individus. Ces derniers sont les plus enclins à expérimenter des nouveautés qui peuvent sembler risquées et peu rentables et donc les premiers à adopter une innovation. Ils sont importants dans le système social car ce sont eux qui introduisent de nouvelles innovations dans la population.

La deuxième classe est celle des adoptants précoces. Par rapport aux innovateurs, il s'agit souvent d'individus ayant un réseau social plus développé et qui occupent des postes de direction dans le système social. Cette position dans le système social facilite leur rôle de modèles dans le processus de diffusion d'innovation. Typiquement, les personnes voulant se forger leur opinion vis-à-vis d'une innovation peuvent être amenés à se tourner vers eux pour obtenir des informations.

La troisième classe est celle de la première majorité d'adoptants. Les individus appartenant à cette classe se distinguent des adoptants précoces sur le fait qu'ils n'occupent généralement pas des fonctions de direction. Leur processus de prise

de décision demande plus de temps que celui des innovateurs et des adoptants précoces car ils ont besoin d'informations pour forger leur opinion et réduire leur incertitude (notamment en la trouvant au près des adoptants précoces).

La quatrième classe est celle de la seconde majorité. les individus de cette classe sont caractérisés par un certain scepticisme concernant l'utilité de l'innovation. Néanmoins, les pressions économiques et sociales peuvent les amener à adopter l'innovation. De ce fait, ils attendent que la plupart des membres de la société l'adopte pour envisager de les imiter.

La dernière classe est celle des retardataires. Tout comme ceux de la seconde majorité les individus composant cette classe sont sceptiques vis-à-vis de l'innovation mais aussi des agents de changement. De ce fait, ils n'interagissent qu'avec des individus de la même catégorie. Leur moment d'adoption est très tardif par rapport à l'introduction de l'innovation dans la société car ils ne l'adoptent uniquement si c'est un l'innovation a démontré sa réelle utilité pour la majorité des membres du système social.

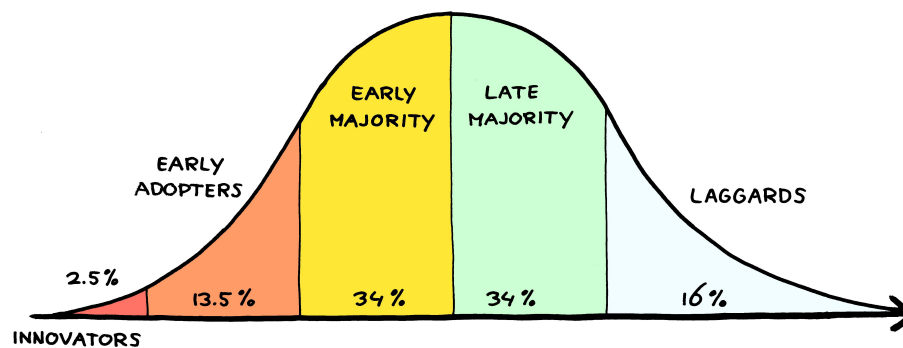


Figure 2.1: Catégorisation des adoptants [63]

2.1.3 Le processus d'adoption

Nous avons vu précédemment qu'il existe une hétérogénéité de profils d'adoptants. Si chacun agit différemment face à une innovation, il est possible de décrire de façon générique le processus amenant à l'adoption ou non d'une innovation. Rogers a proposé dans ce cadre de décomposer ce processus en 5 étapes [63] (Figure 2.2). Une synthèse complète de ces 5 étapes peut être trouvée dans [65].

la première étape est l'étape "Connaissance" (*Knowledge*). Durant cette étape, l'individu est conscient de l'innovation et recherche des informations à son sujet : Quoi ? Comment ? Pourquoi? Telles sont les questions essentielles de la phase de connaissance. Au cours de cette étape, l'individu essaie de découvrir ce qu'est l'innovation, comment et pourquoi elle fonctionne. Selon Rogers, ces questions forment trois types de connaissances : la connaissance de la sensibilisation est la connaissance de l'existence de l'innovation. Elle peut motiver l'individu à en

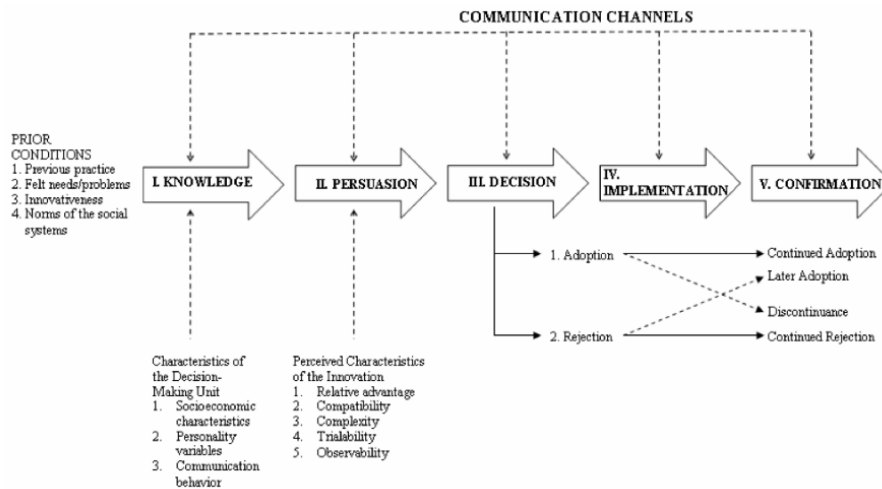


Figure 2.2: Processus d'adoption d'une innovation [63]

savoir plus sur l'innovation par l'acquisition de connaissances des deux autres types. Les savoirs d'usage sont les savoirs relatifs au bon usage de l'innovation. Il s'agit d'un type de connaissances important pour les innovations complexes, car plus un individu en possède, plus il est susceptible de l'adopter. Les connaissances d'exploitation sont complémentaires aux connaissances d'usage.

La deuxième étape est celle de "Persuasion" (*Persuasion*). Au cours de cette étape, l'individu se forme subjectivement une attitude positive ou négative à l'égard de l'innovation. Cela ne veut pas dire qu'il l'a adopté ou rejeté. À ce stade, il est plus ouvert aux opinions des autres individus, ce qui affecte son opinion et ses connaissances (croyances) sur l'innovation. Cette diffusion d'informations et d'expériences entre pairs introduit des notions d'incertitude et de crédibilité vis-à-vis des différentes sources d'information (autres individus, médias, etc.).

L'étape suivante est l'étape de "Décision" (*Decision*). Pendant cette période, l'individu choisit d'adopter ou de rejeter l'innovation. Alors que l'adoption fait référence à "la pleine utilisation d'une innovation comme la meilleure ligne de conduite disponible", le rejet signifie "ne pas adopter une innovation" [63]. Une innovation qui sera partiellement testée sera généralement adoptée plus rapidement, car la plupart des individus préfère d'abord tester l'innovation dans des conditions réelles avant de prendre la décision de l'adopter ou non. Les tests indirects, où un individu se fie à l'avis d'un autre adoptant qui a également essayé l'innovation, peuvent également accélérer le processus de prise de décision.

La quatrième étape est celle de "Mise en oeuvre" (*Implementation*). C'est à ce moment que l'individu qui a adopté l'innovation la met en pratique. Cette utilisation de l'innovation peut l'amener à changer d'opinion, mais elle peut aussi

apporter de l'incertitude en lien aux conséquences de son utilisation. De ce fait, l'individu devra communiquer avec des personnes proches de l'institution pour réduire ces incertitudes.

La dernière étape est l'étape de confirmation (*Confirmation*). À cette étape, l'individu demande un soutien à sa décision qui peut toujours s'inverser s'il est exposé à des messages contraires à ses convictions sur l'innovation. Cependant, l'individu a tendance à éviter les avis contraire en recherchant des informations qui étayaient sa décision. A cette étape, les attitudes des autres vis-à-vis de l'innovation deviennent plus importantes.

A noter qu'à tout moment, l'individu peut décider de rejeter l'innovation. Rogers présente deux grands types de rejet :

- Le rejet actif est défini par le fait qu'un individu expérimente une innovation et pense à l'adopter, mais décide ensuite de ne pas l'adopter. Un autre type de rejet actif est l'abandon : l'individu rejette l'innovation après l'avoir adoptée.
- Le rejet passif, c'est quand l'individu ne pense pas du tout à adopter l'innovation.

Selon le risque pris par l'adoptant, l'adoption pourra prendre plus ou moins de temps : plus le risque est élevé et plus l'adoptant aura besoin d'informations pour prendre une décision. L'image subjective que l'adoptant se construit au cours des différentes étapes de l'adoption repose sur diverses caractéristiques perçues de l'innovation.

Pour Rogers le processus d'adoption de l'innovation peut être perçu un processus de réduction de l'incertitude de l'individu par la construction d'une représentation sur l'innovation. Cette représentation se fait à travers cinq attributs qui forment une grille de lecture de l'innovation :

- **Avantage relatif** : ce premier attribut de la grille de lecture consiste à mesurer l'avantage pour l'individu d'utiliser l'innovation plutôt que celle qu'elle remplace. Par exemple, une innovation peut être meilleure d'un point de vue financier en réduisant les coûts d'utilisation en temps et en argent. L'avantage relatif est donc l'agrégation des coûts, des gains et du statut social apportés par l'innovation. Les adoptants précoces et la première majorité d'adoptants sont davantage motivés par le statut social de l'innovation, alors que cette caractéristique est réduite pour la majorité des adoptants tardifs et des retardataires.
- **Compatibilité avec l'innovation** : ce second attribut consiste à mesurer la cohérence de l'innovation avec les connaissances, les croyances et les valeurs de l'individu. Les connaissances servent à comprendre l'innovation et à en percevoir les avantages. Elles permettent également de faire bon usage de l'innovation lors des phases de test et d'en tirer ainsi une expérience significative et diffusable. Mais certaines croyances infondées peuvent entrer en conflit avec les informations en faveur de l'innovation. Un individu peut évaluer l'innovation en fonction de sa compatibilité avec

ses valeurs. Si certaines informations lui font penser qu'elle les bafoue, il s'en détournera. Par ailleurs, Rogers présente le manque de connaissances et l'impact des croyances négatives comme étant une barrière à l'adoption d'une innovation.

- Complexité de l'innovation : ce troisième attribut mesure le degré de difficulté perçue par l'individu dans la compréhension et l'utilisation de l'innovation. Il sera difficile de faire adopter une innovation jugée complexe.
- Testabilité : cet attribut mesure le degré de possibilité d'essayer l'innovation sur une base limitée. Plus une innovation est testée, plus son adoption est rapide. L'importance de cette variable dépend du type d'adoptant, un adoptant précoce y accordera plus d'attention qu'un adoptant tardif.
- Observabilité : cet attribut mesure le niveau de visibilité de l'innovation. Une innovation visible génère des discussions entre les adoptants potentiels, et donc à un plus grand nombre de personnes de découvrir l'innovation.

Les informations qu'un individu possède sont soit des connaissances, soit des croyances. La connaissance est objective, tandis que les croyances sont subjectives. Un individu tend à se former une opinion à partir de ses croyances. La notion de degrés de croyance est importante dans les étapes du processus d'adoption de l'innovation. Par exemple, un individu en phase d'acquisition de connaissances sur l'innovation dispose déjà d'un minimum d'informations mais avec un faible degré de croyance et souhaite acquérir de nouvelles informations pour réduire son incertitude. Une fois qu'il a atteint un niveau qu'il juge satisfaisant, il quitte cette étape. De plus, toutes les informations qu'il reçoit lors des étapes de prise de décision proviennent de différentes sources et canaux. La stratégie d'un adoptant potentiel est de se tourner vers les sources d'information qu'il considère les plus fiables, afin de réduire l'incertitude sur sa perception de l'innovation. Les quatre principaux sont les médias, l'interaction interpersonnelle, le raisonnement et l'expérience personnelle. Ces sources sont perçues comme plus ou moins crédibles, ce qui est étroitement lié à l'incertitude de l'individu. Une information peu crédible entraîne une grande incertitude de la part de l'individu, et vice versa. Par exemple, les informations véhiculées par des messages publicitaires sont jugées peu crédibles, puisque le but de ce type de message est de convaincre. En revanche, les communications interpersonnelles bénéficient d'une plus grande crédibilité. Ces communications sont des discussions permettant d'échanger des informations informelles qui peuvent avoir lieu en face à face pendant un déjeuner, lors d'une réunion ou en déplacement, ou à distance par téléphone ou messagerie instantanée. Il existe plusieurs modalités de communication interpersonnelle, comme le bouche-à-oreille, défini comme le transfert d'informations en profondeur dans le réseau social via des interactions peer-to-peer. Une autre modalité est le commérage, où contrairement au bouche-à-oreille, le sujet abordé reste dans un cercle restreint de personnes. Comme vu ci-dessus, les institutions font appel à des agents de changement pour promouvoir leurs produits. À cette pratique est liée la notion de buzz, un concept marketing dont le but est de provoquer un

effet de bouche à oreille important, voire massif, auprès de la population. Ce type d'opération attire l'attention sur le produit et incite les adoptants potentiels à se renseigner auprès des agents de changement, pour ne citer qu'eux.

2.2 Les modèles de diffusion d'innovation

2.2.1 La modélisation de phénomènes sociaux

Depuis une vingtaine d'années et grâce aux progrès de l'informatique, de plus en plus de travaux se sont penchés sur la modélisation (i.e. la construction de modèles) des phénomènes sociaux comme la diffusion d'innovation. Un modèle est une représentation simplifiée de la réalité conçue pour répondre à des questions sur le système ou le phénomène étudié. D'après Varenne [83], les modèles ont trois objectifs principaux en sciences sociales : l'analyse des données, la prédiction et l'explication. Certains modèles peuvent être statiques et d'autres dynamiques. Un modèle est statique lorsque son objectif est de fournir une représentation de la structure du système de référence photographié à un instant donné, sans considérer son évolution dans le temps [81]. À l'inverse, un modèle est dynamique lorsqu'il inclut dans sa représentation des hypothèses ou des règles concernant l'évolution dans le temps du système de référence [81]. C'est ce second type de modèle qui est utilisé pour la simulation informatique. Son principe est d'utiliser un dispositif informatique pour perturber un modèle dynamique, par exemple en modifiant la variable temps, afin de répondre à un objectif précis [81]. Varenne [83] cite trois apports principaux de la simulation informatique : elle permet de formaliser la nature dynamique des phénomènes sociaux, de modéliser les effets des institutions et de la structuration sociales sur les entités individuelles, et de représenter à la fois le temps et l'espace.

Pour ce qui concerne la diffusion d'innovation, de nombreux travaux se sont intéressés à la modélisation de ce processus en cherchant à comprendre comment une innovation se propage et même à prédire comment elle peut parvenir à s'imposer dans une société. L'idée, est, en recréant un micro-monde virtuel, de pouvoir observer l'impact de différents scénarios qui seraient difficiles, voire impossibles, à mettre en place dans la vie réelle (population trop grande, éthique, biais, etc.).

2.2.2 Le modèle de Bass

Un modèle historique de la diffusion d'innovation est celui proposé par Frank Bass [9] : Ce modèle mathématique (équation différentielle) s'appuie sur les observations de Rogers pour prédire le pic des nouvelles adoptions. Bass distingue dans son modèle deux facteurs explicatifs qui conduisent à l'adoption : l'innovation et l'imitation. Ils traduisent le fait qu'un individu peut adopter une innovation spontanément, sans avoir été soumis à une pression sociale, ou à l'inverse, cette pression sociale peut l'amener à imiter des individus l'ayant déjà adoptée, et plus le nombre d'adoptants est grand, plus cette pression est forte.

En temps discret, l'équation de ce modèle peut s'écrire:

$$n(t) = \left[p + \frac{q}{M} N(t-1) \right] (M - N(t-1)) \quad (2.1)$$

avec $n(t)$, le nombre de nouveaux adoptants au temps t ; M , le nombre d'adoptants potentiels; $N(t-1)$ le nombre cumulé d'adoptant au jusqu'au temps $t-1$; p le coefficient d'innovation; q : le coefficient d'imitation.

Si ce modèle qui peut facilement être calibré à partir de données pour reproduire de la diffusion d'innovations passées, il présente aussi des limites : son pouvoir descriptif est faible, les résultats obtenus se résumant au nombre d'adoptants à un instant donné ; les différentes étapes d'adoption proposées par Rogers, l'homogénéité de la population et la dynamique de communication ne sont pas prises en compte, ni l'impact des moyens de diffusion mis en place par l'institution. De ce fait, il peut s'avérer inefficace dans l'étude de certains produits pour lesquels il n'existe pas de données sur les adoptions antérieures. Pour faire face à cette limitation et en même temps répondre à la problématique de la thèse, il est indispensable de pouvoir représenter explicitement les adoptants pris individuellement dans le modèle. Une approche de modélisation particulièrement adaptée pour cela est la modélisation à base d'agents sur laquelle nous revenons dans la section suivante.

2.2.3 Les modèles à base d'agents

Les principes

Le principe de s'intéresser aux individus composants un système pour l'étudier se retrouve dans de nombreuses disciplines et a déjà été utilisé dans plusieurs approches de modélisation et de simulation. Parmi celles-ci, la simulation à base d'agents est l'une des plus populaire. Cette approche centrée sur la notion d'agent, prend sa source dans différents travaux dont en particulier les systèmes multi-agents. Un système multi-agent consiste en un ensemble d'agents autonomes en interactions dans un environnement. Ferber [36] définit un agent comme : "[...] une entité physique ou virtuelle autonome qui évolue et agit dans un environnement avec le but de satisfaire ses objectifs. Dans ce sens il est capable de communiquer avec d'autres agents, d'avoir une perception partielle de son environnement et des processus cognitifs plus ou moins complexes."

La simulation à base d'agents reprend donc ce concept d'agents. Son principe est de modéliser le système étudié sous la forme d'une collection d'agents. Un modèle à base d'agents permet de générer les comportements macroscopiques du système à partir des interactions individuelles. Il peut être utilisé comme un laboratoire virtuel pour mener des expériences in-silico qu'il ne serait pas possible de mener sur le système réel. Une autre utilisation des modèles à base d'agents est de servir de support à la discussion dans le cadre de processus de modélisation et simulation participatifs [50]. L'une des forces de cette approche est qu'elle est intégrative et versatile : elle ne donne aucune contrainte sur ce que représente un agent (e.g. être humain, animal, groupe d'individus, bâtiment) et sur la

façon de décrire leur comportement (e.g. bases de règles, équations différentielles, modèles cognitifs). Elle peut donc s'appliquer à tout domaine d'étude et permet de réutiliser les travaux déjà existants : le choix d'une méthode de description du comportement des agents dépendra de l'application, des données disponibles et des connaissances des modélisateurs.

Construire un modèle à base d'agents nécessite au préalable de définir à une (ou plusieurs) question à laquelle le modèle va chercher à répondre. Cette ou ces questions vont permettre d'identifier par analyse du système réel les éléments (entités, dynamiques...) qui devront être intégrés au modèle si l'on souhaite pouvoir répondre à la question de modélisation et ainsi permettre de définir les agents qui seront intégrés au modèle. Il s'agit en particulier de définir quels seront les types d'agents utilisés dans le modèle, quelles seront leurs caractéristiques et leurs dynamiques.

Un autre élément clef lorsqu'il s'agit de produire des simulations ancrées dans des cas d'études réels est la génération de la population d'agents. Certains travaux ont déjà montré que malgré les nombreuses méthodes existantes, la génération de la population reste souvent pauvre en simulation sociale [23] : les individus sont souvent créés à partir de tirages aléatoires indépendants en fonction de distributions réelles (typiquement, les distributions d'âge, de sexe, de revenus à partir de données de recensement). De plus, pour représenter les liens entre agents, la majorité des travaux utilise des réseaux abstraits classiques (Random, Small World, Scale Free...) sans justifier le choix du type de réseau et sans chercher à évaluer l'impact de ces réseaux sur les simulations [2].

Un dernier point à noter concerne la représentation de la gouvernance dans les modèles à base d'agents/ Bourceret et al [16] ont récemment effectué une revue systématique de la littérature pour les questions socio-écologiques. Cette revue montre que dans la plupart des travaux, la gouvernance est représentée sous forme de variables et non sous forme d'agent : ainsi, si la gouvernance a un impact sur les autres agents, très peu de modèles prennent en compte le fait que la gouvernance peut être impactée par les autres agents et notamment adapter la politique mise en œuvre en fonction du contexte. Généralement, la gouvernance est étudiée comme un ensemble de scénarios ou de paramètres à explorer, ce qui n'est pas représentatif de la plupart des contextes réels où la gouvernance est capable d'adapter ses politiques en fonction du contexte.

Utilisation pour la diffusion d'innovation

La simulation à base d'agents a déjà beaucoup été utilisée dans le domaine de la diffusion d'innovation [47]. Zhang et al. [90] ont proposé un examen critique de ces modèles et de les classer en fonction de la décision qu'ils représentent la décision d'adoption. Parmi ces catégories, nous pouvons distinguer 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 [30] qui s'inscrit dans les travaux sur les modèles de dynamique d'opinion et

en particulier sur le modèle d'accord relatif [29]. Ce modèle reprend les étapes d'adoption de Roger, mais se concentre surtout sur la notion d'opinion à propos d'une innovation. L'opinion et les incertitudes de l'individu sont représentées par des valeurs numériques qui évoluent au cours des interactions interpersonnelles [31, 43] : lorsque deux agents se rencontrent, ils ajustent leurs opinions à condition que leur différence d'opinions suffisamment faible. Ce modèle est très pertinent pour étudier l'influence sociale dans la diffusion d'innovation. Cependant, il ne permet pas de comprendre la motivation interne qui sous-tend le changement d'opinion d'un agent. En effet, comme l'opinion est intégrée dans une seule valeur numérique, les raisons pour lesquelles l'agent a changé d'opinion sont inconnues.

2.2.4 La théorie du comportement planifié

Le paradigme agent permet ainsi de modéliser des dynamiques sociales entre individus hétérogènes. Cependant ces dynamiques produisent et sont la cause des prises de décisions de la part des agents. Dans le domaine de la diffusion d'innovation, les agents ont besoin d'un cadre cognitif afin de pouvoir prendre des décisions vis à vis de l'adoption de l'innovation. Un cadre particulièrement adapté et qui a déjà été fortement utilisé dans le domaine de la diffusion d'innovation est la Théorie du Comportement Planifié (TCP) [1]. Cette théorie vise à décrire le processus psychologique qui conduit un individu à se comporter d'une manière particulière. À cette fin, elle se concentre sur le concept d'intention. Elle représente la motivation à adopter un comportement donné, c'est-à-dire l'intensité avec laquelle l'individu est disposé à se comporter de cette manière. L'intention est dérivée de trois autres concepts : l'attitude, la norme sociale subjective et le contrôle comportemental perçu. L'attitude représente l'évaluation du comportement par l'individu. La norme sociale subjective peut être considérée comme une pression sociale en faveur de l'adoption du comportement. Enfin, le contrôle comportemental perçu (PBC) représente la capacité à adopter le comportement en termes de compétences, de temps et d'argent. Comme l'indique [67], la théorie du comportement planifié est particulièrement adaptée à la modélisation basée sur les agents : elle permet de manière efficace et parcimonieuse de prendre en compte les facteurs individuels, sociaux et externes, et repose sur une base solide en psychologie.

Un modèle représentatif de cette utilisation est celui proposé par [17] concernant l'adoption de pratiques agricoles plus respectueuses de l'environnement. Ils proposent un modèle simple basé sur les travaux de [10] pour le calcul de l'intention à partir de l'attitude, de la norme sociale et du PBC. Dans ces modèles, l'interaction entre les agents est indirecte à travers la norme sociale, il n'y a pas d'échange direct entre eux. D'autres travaux peuvent également être cités : [15] proposent ainsi l'utilisation du TCP pour explorer les facteurs influençant les décisions d'agriculteurs brésiliens au sujet de l'utilisation de nouvelles méthodes agricoles. Dans [88] on trouve une utilisation du TCP pour tester l'impact de différentes politiques environnementales en Iran. Finalement, [46] propose une utilisation du TCP pour représenter le choix des agriculteurs concernant des

pratiques issues de l'agriculture biologique dans des pays baltes.

Ainsi, la théorie du comportement planifié permet de mieux comprendre les grands facteurs amenant à l'adoption d'un nouveau comportement (ou innovation), mais ne fournit aucune information sur comment se construit l'attitude des agents envers une innovation, la norme sociale ou le PBC. De même, les seules interactions avec les autres sont des interactions indirectes au travers de la norme sociale. Il y a donc de vraies questions, qui sont au coeur de ce travail de thèse, sur comment expliciter ces facteurs qui amène un individu à définir son intention d'adopter une innovation et comment celle-ci va évoluer au fur et à mesure des relations interpersonnelles que cet individu aura. Un cadre particulièrement intéressant pour faire répondre à ces questions est le modèle d'argumentation [11] sur lequel nous revenons dans la section suivante.

2.2.5 L'argumentation

Pour intégrer la motivation interne qui sous-tend le changement, le modèle d'argumentation [11] constitue un cadre pertinent. L'argumentation traite des situations dans lesquelles les informations contiennent des contradictions parce qu'elles proviennent de plusieurs sources ou correspondent à plusieurs points de vue qui peuvent avoir des priorités différentes. Il s'agit d'un modèle de raisonnement basé sur la construction et l'évaluation d'arguments en interaction. Il a été formalisé aussi bien en philosophie qu'en informatique [62] et appliqué à différents domaines dont le raisonnement non-monotone [33], la prise de décision [75] ou la négociation [48]. Historiquement, le domaine d'application typique de l'argumentation en informatique était le domaine juridique [59]. Plus récemment, plusieurs études ont démontré sa pertinence dans les domaines sociaux, la médecine, les systèmes alimentaires, les chaînes d'approvisionnement, les politiques et les controverses, en particulier à des fins de prise de décision [75].

Beaucoup des travaux sur l'argumentation repose aujourd'hui sur le cadre abstrait présenté par Phan Minh Dung [33]. Ce cadre propose de représenter un système argumentatif sous la forme d'un graphe dirigé où chaque noeud représente un argument et les liens entre eux (les arcs) une relation d'attaque. Pour Dung, un graphe d'arguments est ainsi défini par un couple $(\mathcal{A}, \mathcal{R})$, nommé *AF*, où \mathcal{A} est un ensemble d'arguments et \mathcal{R} une relation binaire sur \mathcal{A} i.e. $\mathcal{R} \subseteq \mathcal{A} \times \mathcal{A}$. Un argument a attaque un argument b si et seulement si $(a, b) \in \mathcal{R}$. La Figure 2.3 donne un exemple simple de graphe d'arguments.

Le cadre argumentatif de Dung permet de définir les notions d'argument acceptable, d'ensemble sans conflit et d'ensemble admissible.

Un argument a est acceptable par rapport à un ensemble d'arguments $S \subseteq \mathcal{A}$ uniquement s'il est défendu par un argument de S i.e. $\forall b \in \mathcal{A}, \exists c \in S / (b, a) \in \mathcal{R}, (c, b) \in \mathcal{R}$

Un ensemble $S \subseteq \mathcal{A}$ est sans conflits si et seulement si $\forall a, b \in S, (a, b) \notin \mathcal{R}$.

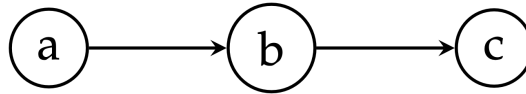


Figure 2.3: Graphe d'arguments de Dung [33] où l'argument c est attaqué par l'argument b mais est défendu par l'argument c qui attaque b

Enfin, un ensemble $\mathcal{S} \subseteq \mathcal{A}$ est admissible si et seulement si il est sans conflit et que chaque argument de \mathcal{S} est acceptable selon \mathcal{S} .

S'il n'y a pas de travaux ayant utilisé l'argumentation directement dans un modèle de diffusion d'innovation, des travaux se sont intéressés à son utilisation pour des modèles de dynamique d'opinion.

Ainsi, [53] ont proposé un modèle, inspiré de la Persuasive Argument Theory (PAT), dans lequel chaque agent dispose d'arguments qui vont lui permettre de se construire une opinion et d'échanger avec d'autres. Dans ce modèle, les arguments sont abstraits par une valeur numérique comprise entre -1 (argument con) et 1 (argument pro). L'opinion de l'agent est la valeur moyenne des arguments qu'il considère comme pertinents. Les agents ne tiennent pas compte des informations qui n'ont pas été communiquées lors d'interactions récentes (et les considèrent comme non pertinentes). Une expérience a montré que le modèle permet de reproduire la bipolarisation (c'est-à-dire le développement de groupes de plus en plus antagonistes [34]) sans représenter explicitement l'influence négative. Une extension récente de ce modèle a été proposée dans [7] pour prendre en compte différentes questions sur lesquelles des opinions peuvent être formées (chaque question est liée à un sous-ensemble d'arguments).

Un autre travail utilisant des arguments explicites est [69]. 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. Les changements d'opinion se produisent en interagissant avec d'autres agents dans leur réseau social et en comparant les valeurs qu'ils accordent aux arguments. Il n'y a donc pas d'échange explicite d'arguments en tant que tel dans ce modèle : l'interaction entraîne l'adaptation (ou non) de la valeur et de l'importance que l'agent accorde à un type d'arguments.

Une autre modèle à noter est celui proposé par [86] qui n'utilise pas directement le concept d'argument mais un concept étroitement lié : le "besoin". Ce modèle est également basé sur des données empiriques et chaque agent attribue un poids à chaque besoin identifié (e.g. la sécurité, le confort, les coûts) et pour chaque action possible (par exemple, l'utilisation d'un véhicule électrique). Ces poids changent au cours de la simulation grâce aux interactions avec d'autres agents.

Bien que ces modèles présentent des résultats intéressants, 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[33]. 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 [18, 76, 89, 79] ont proposé d'enrichir ce formalisme en ajoutant une sémantique aux arguments pour en détailler le contenu.
2. Les modèles logiques [12] 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.[77] et Tamani et al. [74] qui l'utilisent dans un contexte de nutrition.

La revue systématique de Carrera et Iglesias de 2015 [22] portant sur l'utilisation de l'argumentation dans les modèles multi-agents montre que le formalisme de Dung ainsi que l'Argumentation-based Negotiation de Rawhan et al. [60] sont les plus utilisés. En effet, plusieurs travaux en simulation à base d'agents proposent d'utiliser le système introduit par [33] dans les modèles de dynamique d'opinion.

Ainsi, dans [37, 38], tous les agents raisonnent à partir du même ensemble d'arguments construit en utilisant le formalisme de [33] 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 [53], il n'y a pas d'échanges d'arguments entre les agents mais uniquement d'attaques.

Un autre travail proposé par [20] 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 [31]. 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, [21, 20] 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 [71, 73] 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.). Dans ce modèle, chaque va ainsi avoir son propre graphe d'arguments représentant ses connaissances sur le domaine sur lequel il souhaite se forger une opinion. Ce graphe reprend le cadre de Dung [33] tout en ajoutant aux arguments des attributs permettant leur évaluation par les différents agents. Le calcul de l'opinion d'un agent à partir de son graphe d'arguments va passer par l'identification d'un sous-ensemble d'arguments cohérents (non attaqués ou alors défendus par d'autres arguments), puis par l'évaluation de chaque argument en fonction des préférences de l'agent.

2.3 Conclusion

Ce chapitre a permis de revenir sur les travaux existants en lien avec notre problématique de thèse. Nous avons en particulier vu que la simulation à base d'agents est une approche particulièrement adaptée et populaire pour étudier la diffusion d'innovation. Mais si beaucoup des modèles à base d'agents existants se basent sur les travaux de Roger pour décrire le processus d'adoption, ils se limitent généralement à une vision très abstraite de l'adoption en tant que telle et ne cherche pas à expliciter les raisons précises amenant un agent à changer d'opinion et donc à adopter l'innovation. De façon à aller plus loin dans le processus de décision, un cadre théorique très utilisée est celui de la théorie du comportement planifié qui permet de prendre en compte les grands facteurs permettant de définir l'intention d'adopter : l'attitude envers l'innovation, la norme sociale perçue et la difficulté que l'agent pense avoir à adopter et utiliser l'innovation. Si la plupart des travaux utilisant ce cadre théorique se limite à calculer les valeurs de ces facteurs de façon ad-hoc et très simplifiée, certains travaux, en particulier dans le domaine de la simulation de dynamique d'opinion, proposent pour le calcul de l'opinion des agents (correspondant dans la théorie du comportement planifié à l'attitude) de recourir à l'argumentation formelle. L'argumentation formelle permet ainsi d'explicitier les raisons d'un changement d'opinion et également de mieux représenter les interactions interpersonnelles entre agents qui sont au cours du processus de diffusion d'innovation. Elle n'a toutefois, à notre connaissance, jamais été utilisée dans le cadre de la diffusion d'innovation en lien avec les travaux de Rogers ou même de la théorie du comportement planifié.

Ce travail de thèse propose donc d'aller plus loin dans l'explicitation du processus d'adoption d'innovation en proposant un modèle générique se basant à la fois sur les travaux de Roger pour la description du processus général d'adoption, sur la théorie du comportement planifié pour la définition de l'intention d'adopter

l'innovation, et sur l'argumentation formelle pour à la fois décrire comment les agents vont se forger une opinion personnelle sur l'innovation (attitude envers l'innovation), mais également comment un agent va pouvoir convaincre un autre de l'intérêt de l'innovation.

Chapter 3

MIDAO

3.1 Présentation du modèle

3.1.1 Vue générale (propriété attendue)

Le modèle MIDAO (Model of Innovation Diffusion with Argumentative Opinion) est un modèle à base d'agents où les agents représentent les potentiels adoptants. Il se distingue des autres modèles existants par la prise en compte explicite à la fois des différentes étapes d'adoption de l'innovation, mais également des relations interpersonnelles entre individus cherchant à échanger sur leur opinion sur l'innovation. Il repose pour cela à la fois sur les travaux de Rogers pour la définition des comportement en fonction de l'étape d'adoption, sur la théorie du comportement planifié qui donne un cadre général de construction d'une opinion sur l'innovation et enfin sur l'argumentation formelle qui permet d'explicitier les échanges d'information entre individus. Il permet ainsi de représenter finement les changement d'opinion et le rôle de certains messages sur l'évolution de l'adoption.

MIDAO n'intègre pas de représentation explicite de l'espace, même si les agents sont liés entre eux par un réseau social qui peut avoir une composante spatiale. De même, le temps est par défaut abstrait bien qu'il puisse être spécifié en fonction du cas d'application.

La figure 3.1 présente l'architecture générale de MIDAO. Cette architecture repose sur les étapes d'adoption proposées par [63], qui définissent le comportement de l'agent vis-à-vis de l'innovation (par exemple, recherche d'informations, dialogue avec d'autres agents). L'évolution de ces étapes sera largement conditionnée par l'intention de l'agent d'adopter l'innovation. La définition de l'intention d'adoption est basée sur la théorie du comportement planifié [1], qui la définit à partir de trois concepts : l'attitude, la norme sociale subjective et le contrôle perçu du comportement. L'attitude, qui représente la manière dont un agent évalue l'innovation, est déterminée à partir de ce que l'agent sait de l'innovation. MIDAO utilise le cadre d'argumentation de Dung et plus particulièrement la sémantique d'acceptabilité pour évaluer l'attitude de l'agent

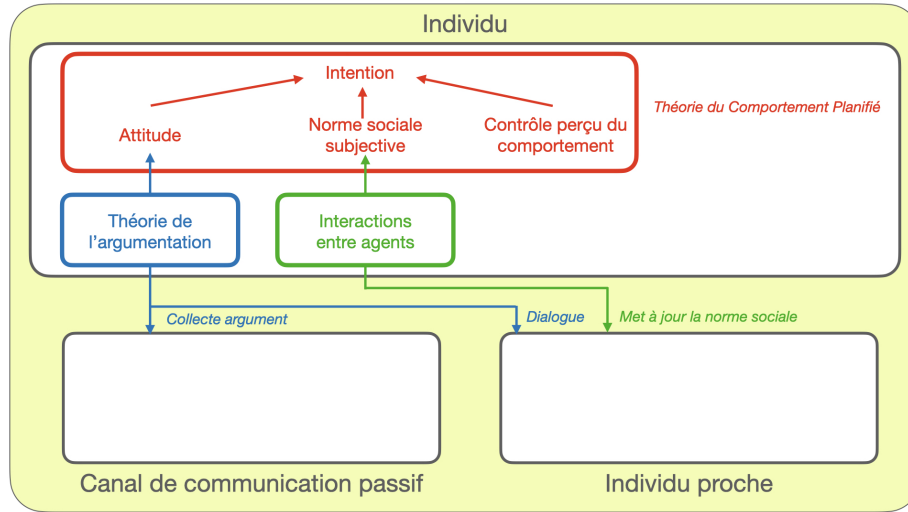


Figure 3.1: Architecture de MIDAO

à l'égard de l'innovation. Un agent peut entamer un dialogue avec un autre agent pour échanger des arguments avec lui sur l'innovation et peut également rechercher de nouveaux arguments dans le canal de communication. Enfin, en interagissant avec d'autres agents, un agent connaîtra mieux leurs opinions sur l'innovation (intention d'adoption), ce qui influencera sa propre opinion.

Dans les sections suivantes, nous détaillons les composants et processus du modèle : les structures des agents qui peuplent les simulation, la dynamique du modèle et son initialisation.

3.1.2 Les agents de MIDAO

MIDAO est composé de deux types d'agents : Les agents *Individu*, qui représentent les adoptants potentiels, et les agents *Canal de communication*, qui représentent les moyens de diffusion de l'information (Internet ou télévision, par exemple).

La table 3.1 présente les variables des agents *Individu* et la table 3.2 présente les variables des agents *Canal de communication*.

3.1.3 Dynamique du modèle

La principale dynamique du modèle concerne les agents *Individu*. Le comportement de ces agents est en grande partie guidé par les cinq étapes du processus d'adoption définis par Rogers [63] et dépend de trois éléments : les connaissances des agents (c'est-à-dire le nombre d'arguments qu'ils connaissent sur l'innovation), leur intention de l'adopter et enfin le temps. Dans MIDAO, cette évolution est modélisée à l'aide d'un automate à états finis qui intègre les cinq étapes de

Variable	Type de données	Description
C_i	liste de réels - statique	Importance de chaque critère/thématique (e.g. économie, environnement, social)
SN_i	liste d'agents <i>Individu</i> - statique	le réseau social
Ts_i	liste de réels - statique	Confiance dans chacun des types de sources (télévision, ami, site internet, etc.)
CC_i	liste de réels - statique	Pour chaque source d'information (<i>Canal de communication</i>), probabilité d'utiliser pour obtenir une information sur l'innovation
IF_i	réel - statique	Facteur d'influence de l'agent - capacité à influencer les autres
w_i^a	réel - statique	Poids de l'attitude dans son intention
w_i^s	réel - statique	Poids de la norme sociale dans son intention
w_i^p	réel - statique	Poids du PBC dans son intention
$State_i$	étape (chaîne de caractères) - dynamique	Étape courante dans le processus d'adoption
Arg_i	graphe d'arguments - dynamique	Arguments connus avec leur lien d'attaques et leur durée de vue associée
a_i	réel - dynamique	Valeur de l'attitude
s_i	réel - dynamique	Valeur de la norme sociale
p_i	réel - dynamique	Valeur du PBC
I_i	réel - dynamique	Valeur de l'intention
u_i^I	réel - dynamique	Incertitude sur l'intention - à quel point l'agent est sûr de son opinion

Table 3.1: Liste des variables d'un agent *Individu i*

Variable	Type de données	Description
$Type_k$	chaîne de caractères - statique	Type de canal de communication
$Args_k$	liste d'arguments - statique	Liste des arguments que le canal de communication peut diffuser
Ind_k	liste d'agents <i>Individu</i> - statique	Liste des agents <i>Individu</i> qui peuvent recevoir les arguments du canal de communication

Table 3.2: Liste des variables d'un agent *Canal de communication k*

décision proposées par Rogers (voir Figure 3.2). Au début de la simulation, les

agents *Individu* sont dans l'état "Connaissance" : ils sont exposés à l'innovation, mais ne s'y intéressent pas et ne recherchent pas d'informations à son sujet. Si leur intention d'adopter l'innovation dépasse un seuil $I^{k \rightarrow p}$, ils entreront dans l'état "Persuasion" et tenteront de récupérer des informations pour se forger une opinion à son sujet. Pour ce faire, un agent *Individu* échangera des arguments avec les personnes de son réseau social et cherchera des informations sur les canaux de communication. Une fois que l'agent dispose de suffisamment d'informations, c'est-à-dire que son nombre d'arguments dépasse un seuil $N_{Arg}^{p \rightarrow d}$, il entre dans l'état "Décision" dans lequel il décidera d'adopter ou non l'innovation : si son intention d'adopter dépasse un seuil $I^{d \rightarrow a}$, il entrera alors dans l'état "Mise en œuvre" et adoptera l'innovation. Dans l'état "Décision", l'agent va continuer à chercher de l'information (en échangeant avec d'autres agents ou en cherchant de l'information sur les canaux de communication). Enfin, après un certain temps (temps écoulé depuis l'adoption au-dessus d'un seuil $T^{i \rightarrow c}$), si son intention d'adopter est toujours supérieure au seuil d'adoption $I^{d \rightarrow a}$, il passera à l'état "Confirmation". Dans les états "Mise en œuvre" et "Confirmation", l'agent ne cherchera plus d'informations sur les canaux de communication, mais il pourra toujours discuter de l'innovation avec d'autres agents.

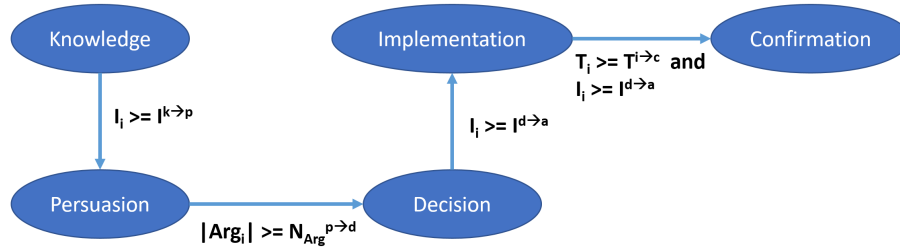


Figure 3.2: Étape de décision d'un agent *Individu* i . I_i désigne l'intention d'adopter de l'agent i . Arg_i désigne l'ensemble des arguments de l'agent i .

En ce qui concerne la recherche d'informations sur les canaux de communication, à chaque pas de temps, un agent *Individu* qui est à la recherche d'information a une probabilité P_{cc} de trouver un argument du canal de communication. L'argument est choisi aléatoirement parmi les arguments du canal de communication $Args_k$. En ce qui concerne les interactions entre agents *Individu*, un agent i qui souhaite échanger avec d'autres agents a , à chaque pas de temps, une probabilité $P_i^{exchange}$, d'interagir effectivement avec un autre agent. La probabilité $P_i^{exchange}$ est calculée comme suit :

$$P_i^{exchange} = \alpha_{exchange} \times \frac{|SN_i|}{\sum_{k \in Ind} |SN_k|} \quad (3.1)$$

avec Ind , l'ensemble des agents *Individu* et $\alpha_{exchange}$ un paramètre global définissant la fréquence des échanges entre les agents *Individu*.

L'hypothèse sous-jacente à cette probabilité est qu'un agent disposant d'un réseau social important aura plus d'interactions qu'un agent disposant d'un réseau social plus restreint. L'agent *Individu* avec lequel l'agent ouvre la discussion (i.e. l'échange d'arguments) est choisi au hasard dans son réseau social. Plus de détails est données sur les dialogues entre agents en section 3.1.9.

Chaque fois qu'un agent *Individu* interagit avec un autre agent *Individu* ou un média, ou qu'il oublie un argument, il met à jour son intention d'adopter et l'incertitude qu'il a sur son intention. Le calcul de l'intention est basé sur la théorie du comportement planifié (Section 3.1.4). Ce calcul dépend de l'attitude de l'agent envers l'innovation (Section 3.1.5), de sa perception à acquérir et utiliser l'innovation (Section 3.1.6) et de la pression sociale exercée par les autres agents (Section 3.1.7). L'incertitude d'un agent dépend elle des arguments qu'il connaît et plus précisément de la confiance qu'il a dans les sources de ces arguments (Section 3.1.8).

Le modèle intègre également une notion de vigilance épistémologique : un agent **Individu** n'acceptera pas un argument d'un agent avec lequel il a une trop grande différence d'opinion (différence d'intention). Le niveau de différence accepté par l'agent pour prendre en compte l'argument de l'autre dépendra de son niveau d'incertitude sur son intention d'adopter (u_i^I). Ainsi, comme dans le modèle de [29], si un agent est sûr de son opinion, il sera moins sensible à l'opinion de l'autre que s'il est encore incertain. En plus de l'incertitude sur l'opinion, un autre facteur qui interviendra dans la confiance et la prise en compte de l'argument d'un autre agent est le facteur d'influence (IF_i) des deux agents : un agent plus influent fera plus facilement accepter son argument qu'un agent moins influent.

Enfin, MIDAO intègre une dynamique d'oubli des arguments comme dans [73] pour imiter la limitation de la mémoire des individus. Si un agent n'utilise ou ne reçoit jamais un argument, il l'oublie. Ce phénomène est modélisé par une durée de vie associée à chaque argument connu par un agent **Individu**. Cette durée de vie est décrétementée à chaque pas de temps et lorsque la durée de vie atteint 0, l'agent oublie l'argument. Un agent qui utilise un argument ou qui le reçoit à nouveau, réinitialise la durée de vie de l'argument à sa valeur initiale. La durée de vie initiale de l'argument est définie par un paramètre global LA_{init} .

Les sections suivantes décrivent avec plus de détails les différents éléments composant MIDAO.

3.1.4 La théorie du comportement planifié : calcul de l'intention

MIDAO est basé sur la théorie du comportement planifié [1] pour définir l'opinion de l'individu sur l'innovation (i.e. sa volonté d'adopter l'innovation). Si la théorie du comportement planifié fournit un cadre bien défini pour la construction de la composante décisionnelle des agents, elle reste très abstraite et ne peut pas être directement utilisée dans un modèle. Afin d'adapter cette théorie à la modélisation basée sur les agents, [46] propose une équation pour calculer l'intention d'adopter un comportement en fonction de la valeur de l'attitude,

de la norme subjective et du contrôle comportemental perçu pour un agent spécifique. Dans notre modèle, nous avons utilisé la même équation pour calculer l'intention d'un agent :

$$I_i = w_i^a a_i + w_i^s s_i + w_i^p p_i \quad (3.2)$$

avec : I_i l'intention de l'agent i , (a_i, s_i, p_i) respectivement l'attitude, la norme subjective et la PBC de l'agent i et (w_i^a, w_i^s, w_i^p) respectivement les pondérations de l'attitude, de la norme subjective et de la PBC permettant de modifier l'impact de chaque valeur sur l'intention de l'agent i .

Ainsi le cadre cognitif des agents Individu se base sur 3 concepts psychologiques. L'équation 3.2 permet de formaliser le lien entre ces 3 concepts et l'intention d'adoption. Cependant utiliser cette équation nécessite de pouvoir évaluer les valeurs de l'attitude, la norme sociale subjective et le contrôle du comportement perçu. Les sections suivantes détaillent les calculs de ces valeurs.

3.1.5 Calcul de l'attitude

L'attitude d'un agent est une valeur réelle comprise entre -1 et 1 , elle représente son avis personnel sur l'innovation, i.e. est-ce que l'innovation peut être intéressante pour lui/elle. Plus l'attitude d'un agent sera basse plus cet agent aura un avis négatif sur l'innovation. L'objectif ici est d'obtenir une valeur de l'attitude propre à chaque agent tout en respectant l'objectif global de MIDA0 qui est de représenter explicitement la construction des opinions sur l'innovation. Nous proposons ainsi de calculer l'attitude à partir des connaissances sur l'innovation que possède l'agent et plus précisément de sa perception et évaluation de ces informations. Pour cela, MIDA0 repose sur la notion d'argument : toutes les connaissances que l'agent aura sur l'innovation seront formalisées sous la forme d'argument capable de s'attaquer que l'agent pourra évaluer. Les parties suivantes décrivent la façon dont nous avons choisi de formaliser les arguments, et comment l'agent va évaluer son attitude par rapport à l'innovation à partir de l'ensemble des arguments qu'il connaît.

Argumentation dans MIDA0

Dans MIDA0, toutes les informations échangées par les agents sont formalisées sous la forme d'arguments, permettant ainsi aux agents de raisonner à partir de ceux-ci pour à la fois construire leur propre opinion sur l'innovation, mais aussi essayer de convaincre les autres de leur point de vue. Nous avons choisi dans ce cadre d'utiliser comme base l'argumentation formelle et plus particulièrement le cadre argumentatif initié par [33], car il offre un cadre formel permettant le raisonnement à partir d'un ensemble d'arguments. Néanmoins, contrairement au cadre formel de Dung qui considère les arguments comme des objets abstraits sans données descriptives, dans notre modèle, les arguments sont utilisées pour représenter les éléments d'information sur l'innovation que les agents peuvent comprendre, évaluer selon leurs propres critères et échanger. Ainsi, nous avons repris la formalisation des arguments proposés dans [71, 78, 19] qui ajoute une

sémantique aux arguments. Plus particulièrement, nous avons choisi d'utiliser la représentation proposée dans [71] dans laquelle les données composant l'argument jouent le rôle de support dans l'évaluation des connaissances. Un argument a est alors défini comme un tuple $(I_a, O_a, T_a, S_a, C_a, Ts_a)$:

- I_a : l'identifiant de l'argument (habituellement un nombre entier)
- T_a : le type d'argument (argument pour: $T_a = +$, argument contre: $T_a = -$)
- S_a : la description de l'argument (exemple: "les nouveaux compteurs d'eau sont plus précis")
- C_a : le critère (ou thème) lié à l'argument (exemples: "économique", "écologique", "production")
- Ts_a : le type de la source de l'argument (exemples: "vendeur", "publicité télévision", "article scientifique")

Dans l'argumentation de Dung les arguments sont reliés entre eux dans un graphe orienté où les arcs de ce graphe représentent les attaques d'arguments sur d'autres arguments [89]. Dans MIDAO cette notion d'attaque est également utilisée - les agents ne connaissent pas simplement une liste d'arguments, mais ils connaissent également les attaques qui les relient entre eux. Ces attaques sont à la fois prises en compte pour l'évaluation de l'attitude de l'agent par rapport à l'innovation, mais également pendant les phases de dialogue avec entre agents.

Ainsi, chaque agent *Individu* du modèle a une connaissance limitée sur le monde : chacun connaît son propre graphe d'arguments (Arg_i). Celui-ci est un sous-graphe du graphe d'arguments global (qui contient l'ensemble des arguments et attaques en lien avec l'innovation). En plus d'avoir une connaissance limitée des arguments existants, les agents ont aussi une mémoire limitée : à chaque argument appris par un agent est associé une durée de vie qui représente le temps qu'il reste à cet argument avant d'être oublié par l'agent.

Si le cadre d'argumentation de Dung offre des outils puissants pour le raisonnement sur les arguments, il ne permet pas d'évaluer la perception qu'un agent se fait d'un argument (i.e. la validité ou la force de l'argument pour lui). Or, tous les individus ne vont pas forcément évaluer de la même façon un argument. Cette hétérogénéité peut provenir de différents facteurs, par exemple, des préférences de l'individu par rapport à certaines thématiques - certains seront par exemple plus touchés par un argument lié à l'environnement et d'autres par des arguments économiques) ; de la source d'où provient l'argument - un argument provenant d'un réseau social pourra être considéré comme fiable par une personne et beaucoup moins par une autre. Au delà de l'évaluation d'un argument par un agent *Individu*, se pose la question de l'évaluation d'un ensemble d'arguments (i.e. graphe d'arguments) par ce même agent. Afin de prendre en compte les attaques dans un graphe d'arguments comme ceux de MIDAO où chaque argument a sa propre évaluation, une méthode particulièrement adaptée est la sémantique d'acceptabilité définie par Amgoud [4]. Cette sémantique permet à partir d'une

force basique d'un argument et de la topologie du graphe d'arguments auquel il appartient de définir une valeur d'acceptabilité pour celui-ci. La section suivante détaille notre utilisation de cette sémantique pour l'évaluation de l'acceptabilité de l'ensemble des arguments que l'agent *Individu* connaît.

La sémantique d'acceptabilité

Chaque individu a ses préférences et ses biais, ces caractères qui nous définissent impactent aussi la manière dont nous évaluons les informations sur un sujet nouveau. Par exemple, lorsqu'un nouveau produit innovant arrive sur le marché, certains individus vont être plus sensible à des arguments portant sur l'aspect économique du produit et d'autre sur ses performances, certaines personnes auront tendances à faire leurs avis en regardant des sites internet spécialisés tandis que d'autre préféreront demander l'avis d'un vendeur. Dans MIDAO, chaque agent *Individu* va ainsi donner une valeur différente (force) à chaque argument.

Les agents *Individu* ont plusieurs attributs qui permettent de définir leurs profils psychologiques, parmi eux, C_i et Ts_i associent un poids (nombre réel compris entre 0 et 1) à respectivement chaque critère d'argument (C_a) et chaque type de source d'argument (Ts_a). Ces variables sont utilisées pour le calcul de la force d'un argument pour un agent particulier. L'équation 3.3 donne la force $f_i(a)$ d'un argument a pour un agent i :

$$f_i(a) = Ts_i(Ts_a) \times C_i(C_a) \quad (3.3)$$

avec $Ts_i(Ts_a)$, la confiance que l'agent i a dans la source Ts_a de l'argument a et $C_i(C_a)$, la moyenne des valeurs d'importance de l'agent i pour les critères C_a de l'argument a .

Des travaux comme ceux de [73] proposent de calculer une valeur d'opinion (qui correspond à l'attitude de MIDAO) en utilisant une sémantique de l'argumentation de Dung, les extensions préférées. Cette sémantique, qui repose sur la notion d'attaque et de défense, permet de définir des ensembles d'arguments dans un graphe qui soutiennent une position argumentativement correcte. La valeur d'opinion correspondant à la valeur maximale atteinte par les moyennes des forces des arguments de toutes les extensions préférées. Cette méthode a pour limite de ne pas prendre en compte les arguments qui ne sont pas dans les extensions préférées, et qui n'auront donc aucune influence sur l'opinion. Pour palier à cette limite, nous utilisons dans MIDAO la sémantique d'acceptabilité de Amgoud et al [4].

La sémantique d'acceptabilité opère sur un graphe d'arguments pondérés. Dans ce type de graphe d'arguments, chaque argument est pondéré par une force de base - ce qui correspond à nos graphes d'arguments où une force est définie pour chaque argument selon le profil psychologique de l'agent. L'acceptabilité est une valeur calculée en partant de la force basique d'un argument qui va ensuite être affaiblie selon la topologie du graphe d'arguments : un argument sera d'autant

plus affaibli qu'il est attaqué par des arguments avec une acceptabilité élevée. Pour MIDAO, nous avons utilisé plus précisément la sémantique "Weighted max-based" (équation 3.4) :

$$Acc_t^i(a) = \begin{cases} f_i(a) & \text{if } t = 0 \\ \frac{f_i(a)}{1 + \max_{b \in Att(a)} Acc_t^i(b)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.4)$$

Avec $Acc_t^i(a)$ l'acceptabilité de l'argument a pour l'agent i à l'étape t du calcul de l'acceptabilité. $f_i(a)$ est la force basique de l'argument a pour l'agent i calculée par l'équation 3.3, $Att(a)$ est l'ensemble des arguments attaquant l'argument a . Finalement $\max_{b \in Att(a)} Acc_t^i(b)$ est la valeur de l'acceptabilité de l'argument b pour l'agent i à l'étape t tel que b soit l'argument attaquant a avec l'acceptabilité maximale.

Le calcul de l'acceptabilité est itératif, la valeur de l'acceptabilité de l'argument a est la limite de l'équation 3.4 lorsque t tend vers l'infini. Pour implémenter cette équation, nous utilisons une méthode itérative de calcul avec comme critère d'arrêt le fait que la différence maximale d'une valeur d'acceptabilité d'une étape à une autre soit inférieure à 0.01. Une différence de 0.01 représente 1% de la valeur d'acceptabilité maximale pouvant être atteinte par un argument, ce qui donne une approximation largement suffisante de l'acceptabilité.

Le choix de la sémantique "Weighted max-based" s'explique par le fait de vouloir conserver une valeur de l'acceptabilité d'un argument plus proche de la force basique. En effet, en ne prenant en considération qu'un seul argument attaquant, la force basique est moins diminuée qu'en utilisant la sémantique "Weighted card-based" qui prend en compte plusieurs arguments attaquants. En favorisant la sémantique "Weighted max-based", nous favorisons donc l'impact du profil psychologique (calcul de la force basique) sur les valeurs d'acceptabilité.

L'utilisation de la sémantique d'acceptabilité permet de prendre en compte à la fois la topologie du graphe d'arguments (chaque argument étant affaibli par les arguments l'attaquant) mais aussi de prendre en compte le profil psychologique de l'agent (calcul de la force de l'argument). On obtient ainsi une valeur d'acceptabilité pour chaque argument qui est propre à chaque agent : deux agents avec le même sous-graphe d'arguments auront potentiellement des valeurs d'acceptabilité très différentes. L'étape suivante consiste maintenant à définir l'attitude à partir de l'ensemble des valeurs d'acceptabilités des arguments que connaît l'agent.

L'attitude

Plus un agent va avoir d'arguments qui vont soutenir ou au contraire aller contre l'innovation, plus son attitude quand à l'adoption sera forte ou faible. Pour à la fois prendre en compte cette importance du cumul des arguments et en même temps disposer d'une valeur d'attitude normée entre -1 et 1 (avec 1, attitude très positive envers l'adoption), l'équation 3.5 est utilisée à partir de la somme de toutes les valeurs d'acceptabilité (pondérées par -1 ou +1 selon que l'argument

est favorable ou défavorable à l'innovation) pour calculer l'attitude finale de l'agent :

$$a_i = \frac{1 - \exp(-\alpha \sum_{a \in Arg_i} Acc^i(a))}{1 + \exp(-\alpha \sum_{a \in Arg_i} Acc^i(a))} \quad (3.5)$$

avec $Acc^i(a)$ l'acceptabilité de l'argument a pour l'agent i et α un coefficient permettant de définir l'impact de l'acceptabilité des arguments sur l'attitude. Utiliser une telle fonction plutôt qu'une moyenne comme dans [73] permet de prendre en compte le fait que de recevoir un nouvel argument en faveur de l'innovation, même avec une acceptabilité faible, aura toujours un effet positif sur l'attitude alors que ce n'est pas le cas avec la moyenne.

La figure 3.3 montre un exemple de courbe obtenu en fonction de la valeur de $Acc^i(a)$ avec une valeur de α de 2.

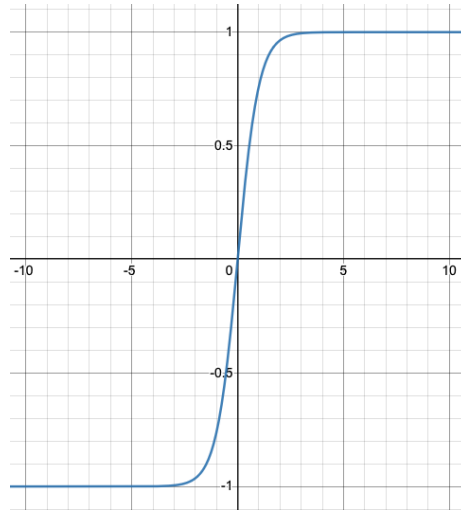


Figure 3.3: Fonction utilisée pour le calcul de l'attitude (équation 3.5) avec $\alpha = 2$

Le calcul de l'attitude présenté permet à un agent d'avoir un avis sur l'innovation en se basant sur ses préférences (son profil psychologique) ainsi que des informations issues du monde réel (argument et attaques entre arguments). Cette méthode de calcul permet de répondre à une des attentes du modèle : une construction de l'opinion explicite qui peut être interprétée à n'importe quel moment d'une simulation.

3.1.6 Calcul du PBC

Dans la théorie du comportement planifié, le PBC est lié à la facilité ou la difficulté perçue par un individu à réaliser un comportement particulier. Dans notre cas,

il s'agit de la difficulté perçue d'acquisition ou d'utilisation de l'innovation. Le PBC est donc très lié au type d'innovation, à ses caractéristiques et au profil du potentiel adoptant (technicité, capacité financière, etc.). Nous ne proposons donc pas de fonction générique pour le calcul du PBC, qui est dépendant du cas d'application du modèle. A noter que certains travaux comme ceux de [17] propose de traduire le PBC par une valeur de technicité (permettant d'acquérir le nouveau comportement) qui peut être amélioré par la mise de place de formations : le PBC est en effet souvent en lien direct avec les politiques publiques pouvant être mise en place (voir le chapitre 5).

3.1.7 Calcul de la norme sociale

La norme sociale représente la pression sociale en faveur d'une opinion. Nous considérons dans MIDAO que cette norme social va évoluer avec les interactions avec les autres agents *Individu*. Nous proposons pour faire évoluer cette norme sociale, le modèle d'accord relatif de [28]. Ce modèle va permettre à un agent de mettre à jour sa norme social lors d'une interaction avec un autre agent pour la faire se rapprocher de l'opinion de l'autre (dans notre cas, son intention) en prenant également en compte son incertitude - un agent incertain va moins influencer les autres. Plus précisément, lors d'une interaction entre l'agent i et l'agent j , les deux agents mettent à jour leur norme sociale s_i et s_j avec les équations suivantes :

$$s_i = s_i + \mu \times (1 - u_j^I) \times (I_j - s_i)s_j = s_j + \mu \times (1 - u_i^I) \times (I_i - s_j) \quad (3.6)$$

avec μ un paramètre global qui contrôle la vitesse de convergence, I_j et u_j^I respectivement l'intention et l'incertitude sur l'intention de l'agent j , I_i et u_i^I , l'intention et l'incertitude sur l'intention de l'agent i .

Nous détaillons dans la section suivante comment est calculée l'incertitude sur l'intention.

3.1.8 Calcul des incertitudes sur les intentions

L'idée derrière l'incertitude sur les intentions est de représenter le fait que certaines personnes peuvent avoir un avis sur une innovation, mais en même temps avoir conscience que leur avis n'est pas encore définitif par manque d'information ou juste parce qu'il n'a pas confiance dans les sources d'où proviennent ces informations. Ainsi, chaque fois qu'un agent *Individu* reçoit ou oublie un argument, il met à jour son incertitude sur l'intention en utilisant l'équation suivante:

$$u_I^i = 1 - \frac{\sum_{a \in Arg_i} Ts_i(Ts_a)}{N_{Arg}^{p \rightarrow a}} \quad (3.7)$$

avec $N_{Arg}^{p \rightarrow a}$ le nombre minimal d'arguments pour qu'un agent *Individu* soit considéré comme suffisamment informé, $Ts_i(Ts_a)$ est la confiance que l'agent i a dans le type de source de l'argument a .

3.1.9 Dialogue et échange d'arguments entre agents *Individu*

Les algorithmes utilisés dans MIDAO pour mettre en oeuvre le dialogue argumentatif entre les agents *Individu* sont inspirés par MS Dialogue [37], qui est basé sur les prémisses de [55]. Ces prémisses stipulent que les individus pensent de manière argumentative.

Lorsqu'un agent *Individu* i débute un dialogue avec un autre agent j , il choisit d'abord un argument pour entamer le dialogue. Cet argument est choisi aléatoirement parmi Arg_i , en tenant compte de l'acceptabilité des arguments. La probabilité de choisir un argument a est directement proportionnelle à $Acc(a, i)$. Une fois l'argument choisi, l'agent recevant l'argument peut réagir (Algorithm 1). Plus précisément, il pourra ou non accepter l'argument proposé, le rejeter ou répondre par un nouvel argument. le choix d'un comportement dépend de la confiance qu'il a dans l'autre agent, qui est définie par la fonction *trust* (Algorithme 4) et par sa connaissance des arguments qui attaquent l'argument proposé (fonction *att* (Algorithme 3)).

```

Input:  $i$ , l'agent Individu proposant l'argument
Input:  $j$ , l'agent Individu réagissant à l'argument
Input:  $a$ , le nouvel argument
Input:  $Args$ , liste des arguments déjà échangés entre  $i$  et  $j$  durant la
phase de dialogue
Function reactArgument( $i, j, a, Args$ ):
  argument  $a' \leftarrow att(i, a, Args)$ 
  if  $a' \neq null \wedge consistence(i, j, a')$  then
    if  $a' \notin Args$  then
      Ajoute  $a'$  à  $Args$ 
      reactArgument( $j, i, a', Args$ )
    end
  else
    if  $trust(j, i)$  then
      Ajoute  $a'$  à  $Arg_j$ 
      Calcule  $I_j$ 
    end
  end

```

Algorithm 1: Algorithme de la fonction *reactArg* qui définit le comportement d'un agent j recevant un argument a d'un agent j

3.1.10 Initialisation du modèle

L'initialisation de MIDAO consiste à créer les arguments, les agents individuels et les canaux de communication. Ces trois éléments peuvent être créés à partir de données (voir Chapitre 4) ou générés aléatoirement.

Input: i , l'agent *Individu* proposant l'argument
Input: j , l'agent *Individu* réagissant à l'argument
Input: a , le nouvel argument
Output: retourne *true* si l'agent i considère l'argument a comme cohérent en considérant l'agent j , *false* sinon
Function *consistence*(i, j, a):
 if $I_j = I_i$ **then**
 | retourne *true*
 else
 | **if** $I_j > I_i$ **then**
 | | retourne $T_a = \text{" - "}$
 | **else**
 | | retourne $T_a = \text{" + "}$
 | **end**
 end

Algorithm 2: Algorithme de la fonction *consistence* utilisée pour déterminer si un agent i considère l'argument a cohérent dans le dialogue avec l'agent j

Input: i , l'agent *Individu* proposant l'argument
Input: a , l'argument reçu
Input: *Args*, liste des arguments déjà échangés entre i et j durant la phase de dialogue
Output: retourne un argument connu par i qui attaque a , *null* sinon
Function *att*($i, a, Args$):
 list; argument i , $Args_att \leftarrow \{a' \in Args_i / a' \notin Args \wedge a' \text{ attaque } a\}$
 if $Args = \emptyset$ **then**
 | retourne *null*
 else
 | retourne $a \in Args_att / (\forall a' \in Args_att, Acc(a', i) \leq Acc(a, i))$
 end

Algorithm 3: Algorithme de la fonction *att* utilisée pour trouver un argument connu par l'agent i qui attaque l'argument a

Input: i , l'agent *Individu* proposant l'argument
Input: j , l'agent *Individu* réagissant à l'argument
Output: retourne *true* si l'agent i a confiance dans l'agent j , *false* sinon
Function *trust*(i, j):
 | return $((I_j - IF_j + IF_i) \leq (I_i + u_i^I)) \wedge ((I_j + IF_j - IF_i) \geq (I_i - u_i^I))$

Algorithm 4: Algorithme de la fonction *trust* utilisée pour déterminer si un agent i fait confiance à un agent j

Dans le cas d'une génération aléatoire, MIDA0 commence par générer un ensemble d'arguments. Le nombre d'arguments favorables ($T_a = +$) et défavorables ($T_a = -$) à l'adoption de l'innovation est défini par des paramètres (respectivement N_{Arg}^+ et N_{Arg}^-). Pour chaque argument, un critère (C) et un type de source (Ts_a) sont attribués de manière aléatoire parmi les critères et les types de source définis. Un paramètre définit le nombre de critères à prendre en compte (N_C) et un second paramètre définit le nombre de types de sources (N_{Ts}). Pour chaque argument, un ensemble d'attaques est généré. Un argument ne peut attaquer qu'un argument de type contraire. Le nombre d'attaques par argument est tiré aléatoirement pour chaque argument à partir d'un tirage gaussien défini par une valeur moyenne (N_{Att}) et un écart-type (σ_{Att}). L'argument attaqué est choisi au hasard parmi les arguments possibles.

Les agents *Canal de communication* sont ensuite générés. Par défaut, un seul agent est créé qui peut fournir tous les arguments ($Args_k$) et qui est passif ($Ind_k = \emptyset$), c'est-à-dire que l'agent renvoie un argument lorsqu'on lui en demande un, mais ne fait pas de diffusion massive d'arguments.

Concernant la population d'agents *Individu*, un nombre d'agents défini par un paramètre (N_{Ind}) est généré. A l'initialisation, l'attitude (a_i), la norme sociale (s_i) et le PBC (p_i) des agents *Individu* sont fixés à 0. Pour un agent individuel i , les valeurs d'importance pour chacun des critères (C_i) et les valeurs de confiance dans chacune des sources (Ts_i) sont tirées aléatoirement entre 0,0 et 1,0 (tirage uniforme). Le poids de l'attitude w_i^a est tiré aléatoirement entre 0 et 1.0 (tirage uniforme). Le poids de la norme subjective (w_i^s) est fixé à $1 - w_i^a$. Pour une application abstraite ne prenant en compte aucune connaissance spécifique sur l'innovation, le poids associé au PBC (w_i^p) est fixé à 0.0. Par défaut, le facteur d'influence (IF_i) d'un agent i est directement lié à son nombre de connexions dans son réseau social et est fixé à $|SN_i|/N_{Ind}$. Les probabilités d'utilisation de chaque canal de communication sont définies aléatoirement (tirées aléatoirement entre 0.0 et 1.0 - tirage uniforme). S'il n'existe qu'un seul canal de communication (comme c'est le cas par défaut), une probabilité de 1.0 lui est attribuée. Au début de la simulation, un certain nombre d'arguments sont distribués à chaque agent *Individu*. Plus précisément, chaque agent *Individu* reçoit un nombre d'arguments correspondant à un tirage aléatoire gaussien défini par 2 paramètres - une valeur moyenne ($N_{ArgDistrib}$) et un écart type ($\sigma_{ArgDistrib}$). Les arguments sont choisis soit parmi les arguments en faveur de l'innovation ($T_a = +$), soit parmi les arguments contre l'innovation ($T_a = -$), soit parmi le stock total d'arguments selon un paramètre T_{Args} .

Enfin, le réseau social qui relie les agents *Individu* entre eux est généré (SN_i). Cinq types de réseaux sociaux peuvent être utilisés (paramètre $SNType$) : complet, square lattice, small-world, scale-free, aléatoire. Le tableau 3.3 donne plus de détails sur la génération du réseau social.

Type	Algorithme de génération	Paramètres
Complet	Connexion de tous les nœuds, c'est-à-dire que le réseau social de chaque agent <i>Individu</i> est composé de tous les autres agents <i>Individu</i>	-
Square lattice	Distribue les agents individuels sur un treillis carré et les connecte à leurs voisins	Vt : type de voisinage - Von Neumann (4) or Moore (8)
Small-world	Algorithme de Watts Strogatz [85]	k : nombre de voisins les plus proches auxquels chaque nœud est connecté dans un anneau ; p : probabilité de reconnecter chaque arête
Scale-free	Algorithme de Barabási-Albert [8]	$m0$: nombre de nœuds initiaux ; m : nombre d'arêtes de chaque nouveau nœud ajouté pendant la croissance du réseau
Aléatoire	Pour chaque agent, tirage aléatoire d'un nombre de connexions (tirage gaussien) et choix aléatoire de ce nombre d'agents <i>Individu</i>	N_{sn} : nombre moyen de connexions ; σ_{sn} : écart-type du nombre de connexions

Table 3.3: Méthodes de génération des réseaux sociaux

3.2 Analyse du modèle

Le modèle a été implémenté avec la plateforme GAMA [70], qui offre l'avantage de proposer une extension dédiée à l'argumentation [72]. Pour rappel le code de MIDAO est disponible sur un dépôt git à cette adresse. Toutes les expérimentations ont été réalisées dans un environnement abstrait et sans utiliser de données. Le tableau 3.4 présente l'ensemble des valeurs des paramètres utilisés par défaut dans les expériences.

En termes de résultats, nous avons analysé les taux d'adoption et les intentions moyennes. Concernant le taux d'adoption, un agent *Individu* est considéré comme ayant adopté l'innovation s'il se trouve dans l'état ($State_i$) "Implementation" ou "Confirmation".

3.2.1 Évolution des résultats dans le temps

Afin de déterminer un nombre de pas de temps à partir duquel le modèle permet d'obtenir un état proche de la stabilité avec les paramètres par défaut, nous avons lancé la simulation pour 1000 pas de temps. La figure 3.4 montre les

résultats obtenus en termes de taux d'adoption et d'intention moyenne au cours du temps pour 50 réplifications.

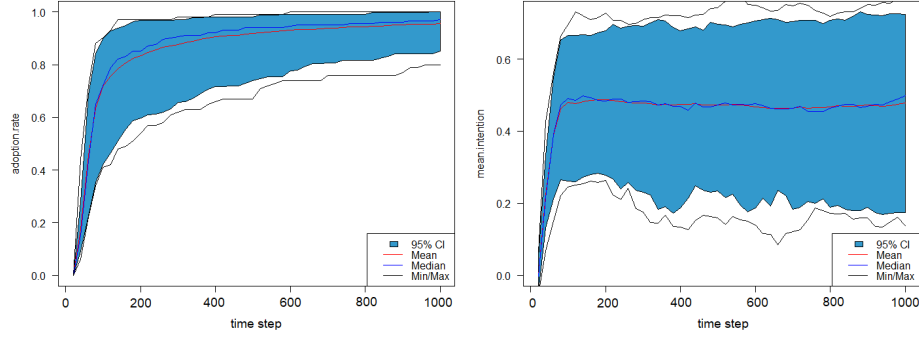


Figure 3.4: Évolution du taux d'adoption et de l'intention moyenne dans le temps

Les résultats montrent une augmentation significative du nombre d'adoptants et de l'intention moyenne jusqu'au pas de temps 150, puis une évolution plus lente jusqu'au pas de temps 200 et enfin un état presque stable par la suite. Le taux d'adoption se stabilise en moyenne autour d'un niveau proche de 1, ce qui montre que même si la moitié des arguments sont contre l'innovation, la grande majorité des individus finira par l'adopter. Le niveau de polarisation suit la même tendance, mais augmente de manière plus significative même après 2000 pas de temps. Pour la suite des expérimentations, nous nous limiterons donc à l'étude des 1000 premiers pas de temps.

3.2.2 Analyse de la stochasticité

Dans cette expérimentation, nous analysons l'impact de la stochasticité de MIDAO sur les résultats et en particulier sur le taux d'adoption et sur l'intention moyenne des agents *Individu*. L'objectif principal est de trouver une valeur seuil de réplifications au-delà de laquelle une augmentation du nombre de réplifications n'impliquerait pas une diminution marginale significative de la différence entre les résultats. Pour ce faire, nous comparons le taux d'adoption et l'intention moyenne pour différents nombres de réplifications de la simulation. Nous avons utilisé les paramètres par défaut pour cette exploration. La simulation a été lancée pour 1000 pas de temps.

La figure 3.5 montre l'erreur standard du taux d'adoption obtenu avec différents nombres de répliqués. La figure 3.6 montre l'impact du nombre de répétitions : la ligne noire représente la médiane, la boîte montre les deuxième et troisième quartiles (IQR), la moustache montre le minimum et le maximum en excluant les valeurs aberrantes (résultats de simulation qui diffèrent de la médiane de plus de 1,5 fois l'IQR). Les résultats suggèrent que l'augmentation

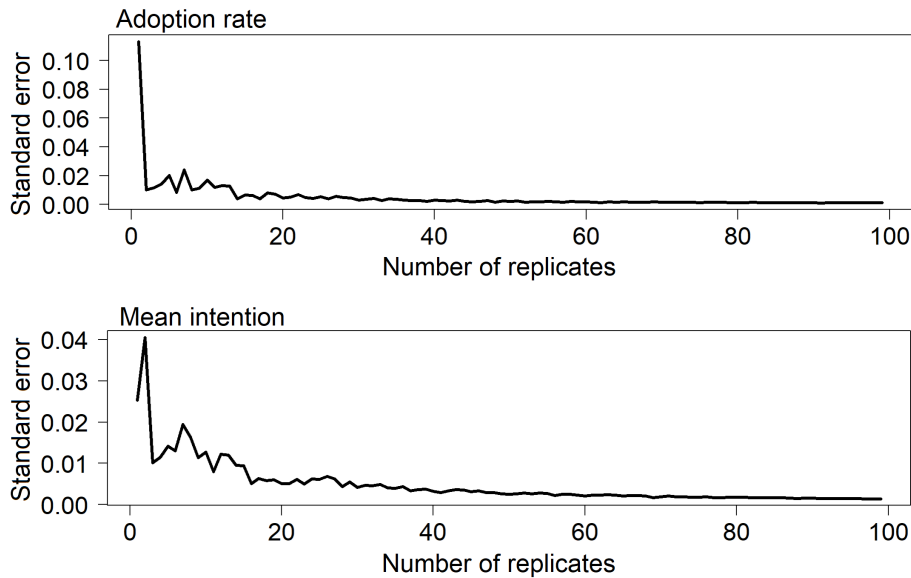


Figure 3.5: Comparaison de l'erreur standard du taux d'adoption et de l'intention moyenne pour les différents nombres de répétitions

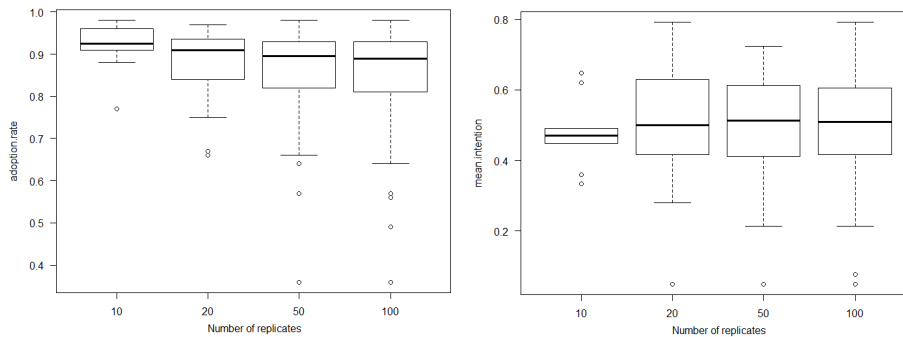


Figure 3.6: Diagrammes à moustaches du taux d'adoption et de l'intention moyenne pour les différents nombres de répétitions. Les lignes noires représentent les valeurs médianes ; les cases représentent l'intervalle interquartile (IQR), les moustaches représentent le minimum/maximum en excluant les valeurs aberrantes de 1,5 IQR. Les points sont des valeurs aberrantes au-delà de cette distance.

du nombre de répétitions au-delà de 50 n'a pas un grand impact sur la tendance générale de la simulation.

3.2.3 Impact du nombre d'arguments en faveur et défaveur de l'innovation

Nous étudions dans cette section l'impact du nombre d'arguments pour et contre l'innovation sur le processus d'adoption. Pour ce faire, nous sommes partis d'une situation idéale où chaque individu peut échanger avec tous les autres (réseau social complet). Pour les autres paramètres, les valeurs par défaut ont été utilisées (50 arguments définis). Les figures 3.8, 3.9 et 3.10 montrent respectivement l'évolution du taux d'adoption, du taux de nouveaux adoptants et de l'intention moyenne. En ce qui concerne le taux de nouveaux adoptants, il correspond au taux de nouveaux adoptants sur les 10 derniers pas de temps.

Un premier résultat à noter est que pour un nombre élevé d'arguments favorables à l'innovation (40 à 50), nous trouvons une courbe d'adoption dans le temps qui suit une distribution normale classique (similaire à ce que l'on peut retrouver avec le modèle de Bass par exemple [9]). Cette courbe tend à s'aplatir avec l'augmentation du nombre d'arguments en défaveur de l'innovation. En ce qui concerne le taux d'adoption final, il est très proche de 1.0 avec un nombre d'arguments en faveur de l'innovation supérieur au nombre d'arguments contre. En revanche, dans le cas d'une innovation ne comportant que 10 arguments favorables sur 50, le taux d'adoption reste faible avec un niveau d'adoption final inférieur à 0.2. Dans ce cas, la convergence vers le niveau d'adoption maximal est également beaucoup plus lente. Nous pouvons également observer que l'intention globale dans ce cas tend à diminuer avec une valeur finale négative.

Avec un nombre égal d'arguments en faveur et défaveur de l'innovation, le taux d'adoption reste proche de 1.0. De même, l'intention moyenne converge vers une valeur proche de 1.0. L'une des raisons est que ce sont les agents *Individu* qui sont déjà intéressés - même s'il s'agit encore d'un faible intérêt (état de Persuasion) - qui commencent à chercher de nouveaux arguments et à échanger avec les autres agents *Individu*, et qui apporteront donc des arguments plutôt favorables aux autres. Ce processus se renforce au fur et à mesure que de plus en plus d'agents *Individu* deviennent intéressés. Ce phénomène peut expliquer pourquoi, dans la vie réelle, des innovations présentant des avantages et des inconvénients mitigés peuvent être largement adoptées. C'est ce que l'on observe, par exemple, dans le cas de l'adoption mondiale du téléphone portable, bien qu'il n'y ait pas un consensus sur le nombre d'arguments pour et contre son utilisation [6, 61, 40].

En conclusion, le nombre d'arguments pour et contre l'innovation a un impact important sur son adoption : à la fois sur la dynamique temporelle et sur le nombre total d'adoptants. Dans le cas idéal où il n'y a pas d'argument contre, le modèle permet de retrouver les courbes théoriques classiques d'adoption de l'innovation.

3.2.4 Impact du réseau social

L'objectif de cette expérimentation est de déterminer l'impact du type de réseau social sur la diffusion de l'innovation. Pour les paramètres, les valeurs par défaut

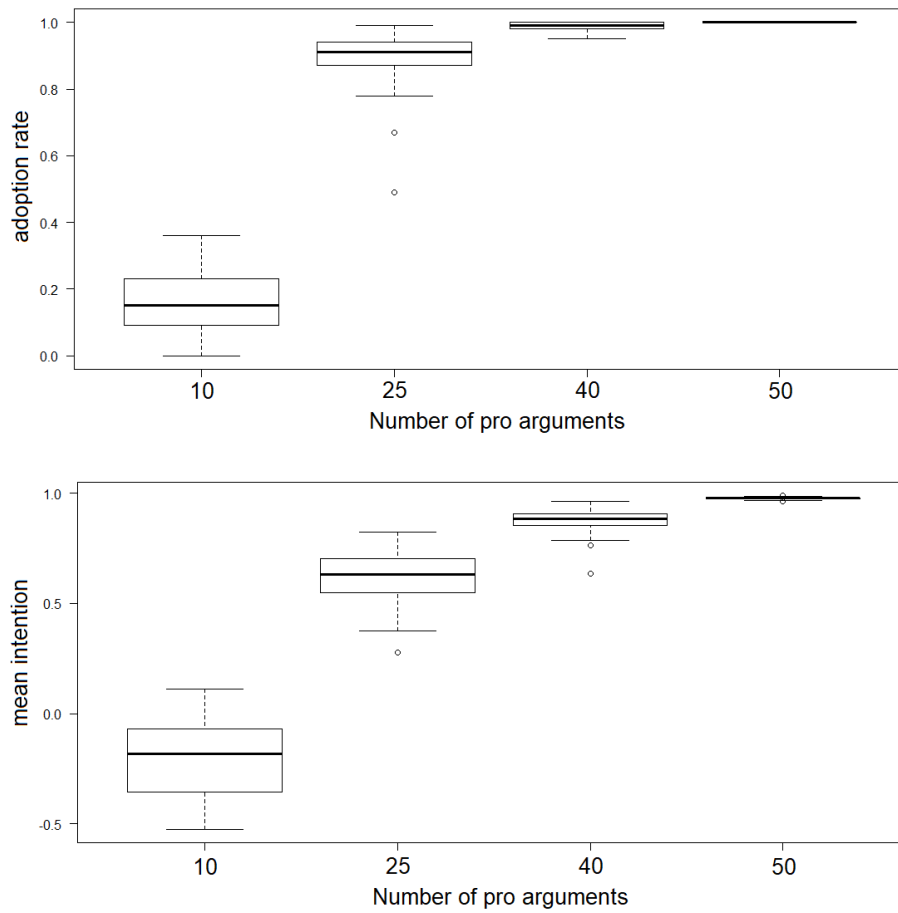


Figure 3.7: Diagrammes à moustaches du taux d'adoption et de l'intention moyenne pour les différents nombres d'arguments favorables. Les lignes noires représentent les valeurs médianes ; les cases représentent l'intervalle interquartile (IQR), les moustaches représentent le minimum/maximum à l'exclusion des valeurs aberrantes de 1,5 IQR. Les points sont des valeurs aberrantes au-delà de cette distance

ont été utilisées (50 arguments définis). Le tableau 3.5 montre les paramètres utilisés pour le réseau social. Les valeurs des paramètres ont été choisies de manière à ce que le nombre moyen de connexions par agent *Individu* soit proche (sauf pour le graphe complet) afin de faciliter les comparaisons.

Les figures 3.11 et 3.12 montrent respectivement, pour 50 répliques et 1000 pas de temps, l'intention moyenne des agents *Individu* et le taux d'adoptants pour différents nombres d'arguments en faveur et en défaveur de l'innovation.

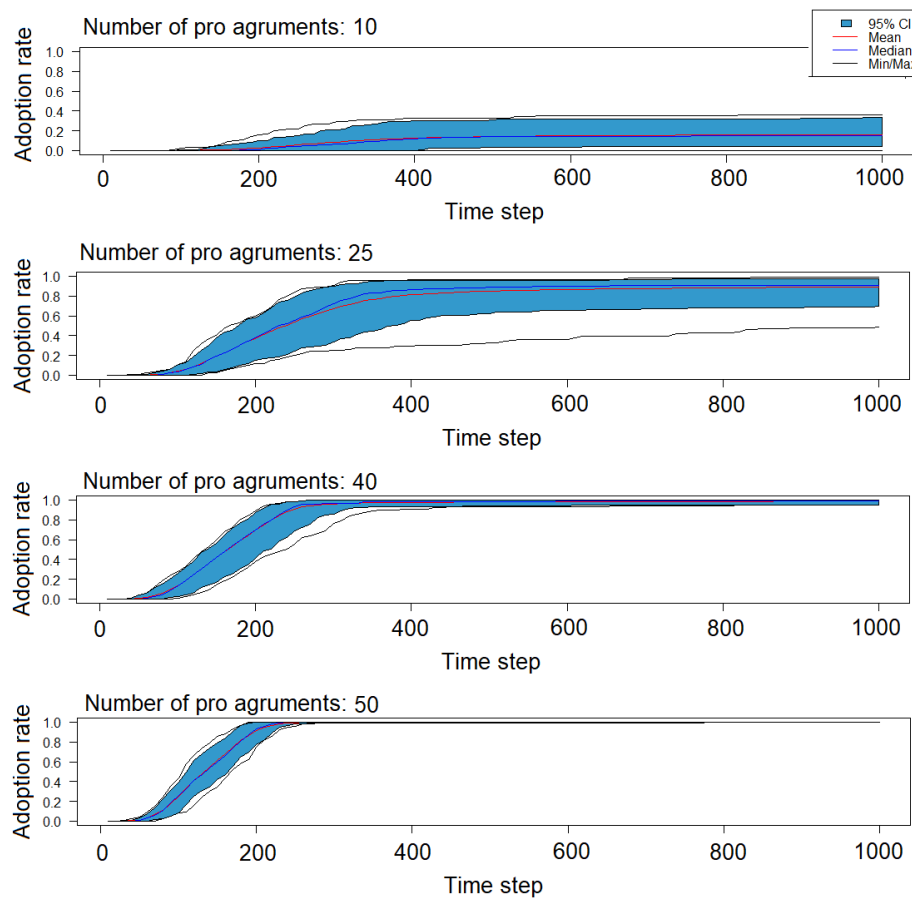


Figure 3.8: Évolution du taux d'adoption dans le temps en fonction du nombre d'arguments favorables

Les résultats montrent que l'impact le plus important est le nombre d'arguments en faveur de l'innovation : quel que soit le réseau social, lorsque le nombre d'arguments en défaveur de l'innovation est très élevé, le nombre d'adoptants reste faible et l'intention moyenne négative. De même, lorsque le nombre d'arguments favorables est élevé, le taux d'adoptants est proche de 1.0, quel que soit le réseau social utilisé. Néanmoins, le type de réseau social a également un impact significatif. En effet, le taux d'adoption est significativement plus élevé quel que soit le nombre d'arguments favorables dans le cas d'un réseau complet par rapport à d'autres réseaux, et notamment les réseaux scale-free ou lattice. Cela peut s'expliquer par le fait que ceux qui sont déjà convaincus par l'innovation seront en mesure de diffuser les arguments favorables à un plus

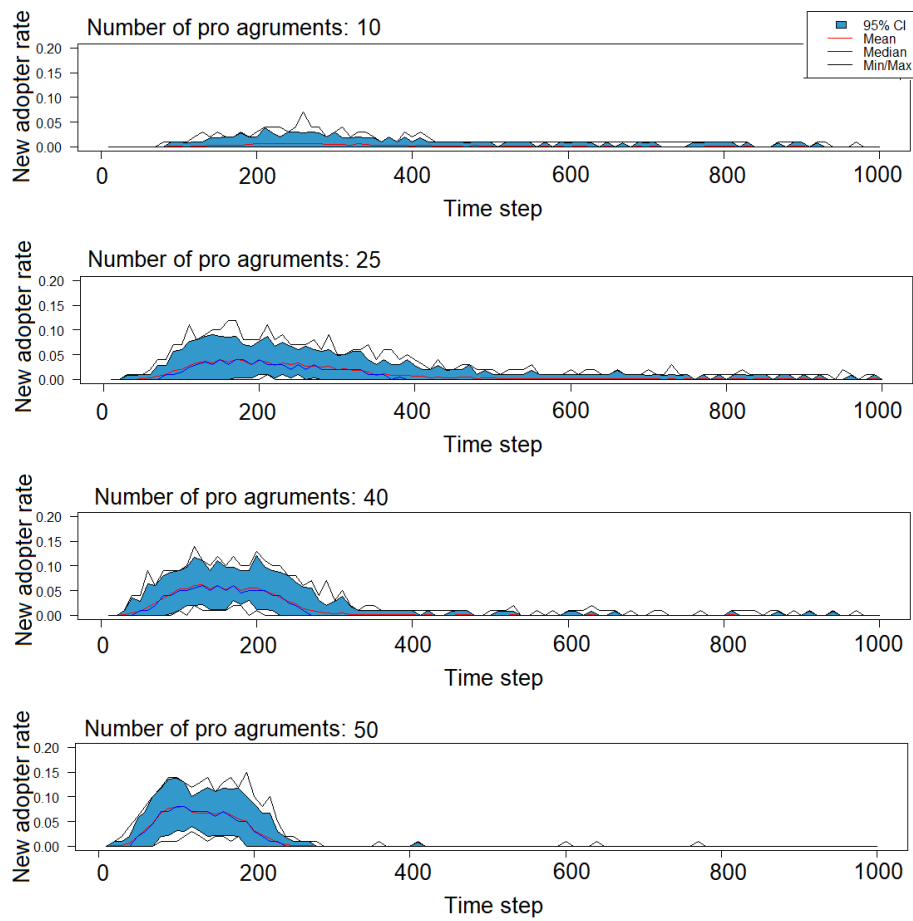


Figure 3.9: Évolution du taux de nouveaux adoptants dans le temps en fonction du nombre d'arguments favorables

grand nombre d'autres agents et donc de convaincre les autres d'adopter.

Il est également intéressant de noter que les réseaux scale-free, small-world et lattice obtiennent des résultats plus faibles en termes d'adoption et d'intention que le réseau purement aléatoire, qui présente des caractéristiques similaires en termes de degré des noeuds. Cela peut s'expliquer par la structure de ces réseaux sociaux. Dans le cas du réseau en lattice, le fait que chaque agent soit connecté à un nombre similaire d'autres agents signifie que les agents qui sont déjà convaincus n'auront pas la possibilité de convaincre beaucoup d'autres agents. Pour les réseaux de type small-world et scale-free, en fonction de la "place" que l'agent *Individu* occupent dans le réseau, il pourra soit avoir un impact important, soit un impact très faible. Mais comme le nombre d'agents

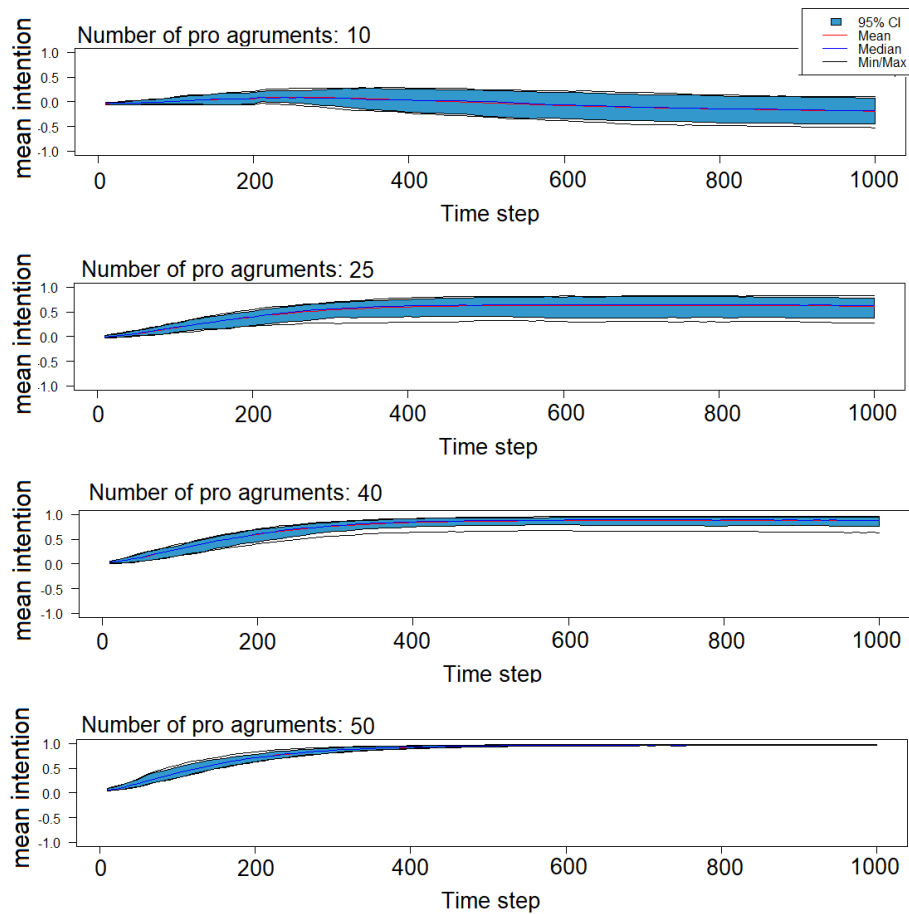


Figure 3.10: Évolution de l'intention moyenne des agents *Individu* au cours du temps en fonction du nombre d'arguments favorables

Individu fortement connectés est inférieur au nombre d'agents *Individu* faiblement connectés, la majorité des agents convaincus seront généralement faiblement connectés et auront donc peu d'influence.

En conclusion, cette expérimentation montre que le type de réseau social peut avoir un fort impact sur l'adoption de l'innovation, en particulier dans le cas d'innovations pour lesquelles il existe de nombreux arguments négatifs.

3.2.5 L'impact des influenceurs

L'objectif de cette expérimentation est de déterminer l'impact des influenceurs sur la diffusion de l'innovation. Nous proposons ici de partir d'un certain nombre d'agents *Individu* servant de relais à l'innovation (les agents de changement), c'est-

	Scale-free	Square lattice	Small-world	Random	Complete
Pro arguments: 10	0.11 (0.09)	0.08 (0.06)	0.12 (0.07)	0.13 (0.09)	0.21 (0.1)
Pro arguments: 25	0.74 (0.16)	0.62 (0.13)	0.74 (0.1)	0.82 (0.12)	0.89 (0.07)
Pro arguments: 40	0.98 (0.02)	0.98 (0.02)	0.98 (0.02)	0.98 (0.02)	0.99 (0.01)
Pro arguments: 50	1.0 (0.0)	1.0 (0.0)	1.0 (0.0)	1.0 (0.0)	1.0 (0.0)

Figure 3.11: Pour chaque combinaison de réseau social et de nombre d'arguments favorables, le nombre moyen d'adoptants au pas de temps 1000 pour 50 réplifications (et l'écart-type)

	Scale-free	Square lattice	Small-world	Random	Complete
Pro arguments: 10	-0.24 (0.14)	-0.26 (0.1)	-0.21 (0.12)	-0.19 (0.15)	-0.12 (0.17)
Pro arguments: 25	0.48 (0.17)	0.39 (0.12)	0.49 (0.1)	0.55 (0.13)	0.63 (0.13)
Pro arguments: 40	0.81 (0.07)	0.82 (0.05)	0.84 (0.06)	0.85 (0.06)	0.88 (0.04)
Pro arguments: 50	0.92 (0.01)	0.96 (0.01)	0.97 (0.01)	0.97 (0.01)	0.98 (0.01)

Figure 3.12: Pour chaque combinaison de réseau social et de nombre d'arguments favorables, valeurs moyennes de l'intention des agents *Individu* au pas de temps 1000 pour 50 réplifications (et l'écart-type)

à-dire disposant d'un grand nombre d'arguments favorables. Deux configurations sont envisagées : dans la première, le choix des agents auxquels les arguments sont donnés se fait de manière aléatoire. Dans la seconde, les agents correspondent à ceux qui ont le plus d'influence, c'est-à-dire ceux qui ont le plus grand réseau social (i.e. les plus connectés). L'objectif est ici d'analyser si le type de réseau a un impact fort sur l'adoption dans le cas où les arguments sont donnés à des

influenceurs ou non.

Pour les paramètres, les valeurs par défaut ont été utilisées (50 arguments définis) sauf pour le nombre d'arguments en faveur de l'innovation qui a été fixé à 10 de façon à limiter l'adoption de l'innovation. Nous avons utilisé les valeurs des paramètres du tableau 3.5 pour le réseau social. En ce qui concerne les agents qui recevront des arguments favorables, le nombre d'arguments favorables initiaux qui leur est donné est tiré aléatoirement selon une distribution gaussienne avec une moyenne de 10 et un écart type de 2.

Les figures 3.13 et 3.14 montrent respectivement le taux d'adoption et l'intention moyenne des agents *Individu* pour différentes proportions d'agents aléatoires recevant les arguments en faveur de l'innovation, pour 50 répliques et 1000 pas de temps. Les figures 3.15 et 3.16 montrent, respectivement, le taux d'adoption et l'intention moyenne des agents *Individu* pour différentes proportions d'influenceurs recevant les arguments favorables, pour 50 répliques et 1000 pas de temps.

Un premier résultat est que, quel que soit le type de réseau social - à l'exception du graphe complet où tous les agents ont la même influence, l'utilisation d'influenceurs pour promouvoir une innovation est efficace pour augmenter le nombre d'adoptants et cet impact est d'autant plus important que le nombre d'agents à qui les arguments en faveur de l'innovation sont donnés est grand. Cet impact est beaucoup moins important dans le cas d'un réseau lattice où tous les agents ont un nombre similaire de connexions dans le réseau. Nous pouvons observer des niveaux similaires d'adoption et d'intention si nous donnons les arguments favorables à des influenceurs ou à des agents choisis au hasard.

L'impact le plus important de l'utilisation d'influenceurs plutôt que d'agents choisis au hasard peut être observé dans le contexte d'un réseau scale-free, pour lequel la distribution des degrés suit une loi de puissance (adoption multipliée par 1.8 pour un taux d'influenceurs de 0.05). L'impact de l'utilisation d'influenceurs est moins fort pour les autres types de graphes et en particulier pour le réseau small-world (adoption multipliée par 1.17 pour un taux d'influenceurs de 0.1). Ce phénomène peut s'expliquer par l'absence dans ce type de réseaux de grands "hubs" pour diffuser efficacement les arguments en faveur de l'innovation.

Les résultats obtenus sont en accord avec la théorie motivationnelle de la modélisation des rôles [57], où certains individus influencent la motivation d'autres individus et facilitent leur adoption de nouveaux objectifs, en agissant comme des modèles de comportement, en représentant le possible, ou en étant une source d'inspiration. A noter que cette influence semble par exemple valable dans le cas de l'adoption du véganisme, comme cela a été observé dans [66].

En conclusion, le type de réseau social a un impact important sur l'importance que les influenceurs auront sur l'adoption de l'innovation.

3.2.6 Impact de l'ajout de nouveaux arguments

L'objectif de cette expérience est de déterminer l'impact que l'introduction d'un nouvel argument fort (attaquant l'argument contraire le plus fréquent) peut avoir sur la diffusion de l'innovation. Pour ce faire, nous considérons au départ qu'un

	Scale-free	Square lattice	Small-world	Random	Complete
Proportion: 0.0	0.09 (0.08)	0.07 (0.05)	0.14 (0.07)	0.16 (0.08)	0.19 (0.08)
Proportion: 0.01	0.17 (0.16)	0.14 (0.08)	0.19 (0.08)	0.26 (0.13)	0.3 (0.15)
Proportion: 0.05	0.39 (0.2)	0.32 (0.11)	0.39 (0.1)	0.47 (0.14)	0.55 (0.15)
Proportion: 0.1	0.55 (0.15)	0.47 (0.11)	0.51 (0.09)	0.62 (0.14)	0.69 (0.12)
Proportion: 0.2	0.72 (0.1)	0.66 (0.09)	0.69 (0.09)	0.77 (0.1)	0.85 (0.05)

Figure 3.13: Pour chaque combinaison de réseau social et de proportion d'agents *Individu* aléatoires auxquels des arguments favorables à l'innovation sont donnés, le nombre moyen d'adoptants au pas de temps 1000 pour 50 réplifications (et l'écart-type)

	Scale-free	Square lattice	Small-world	Random	Complete
Proportion: 0.0	-0.24 (0.15)	-0.26 (0.09)	-0.21 (0.1)	-0.16 (0.12)	-0.15 (0.15)
Proportion: 0.01	-0.17 (0.2)	-0.2 (0.1)	-0.15 (0.12)	-0.06 (0.17)	0.0 (0.18)
Proportion: 0.05	0.08 (0.25)	-0.01 (0.14)	0.07 (0.12)	0.18 (0.15)	0.25 (0.13)
Proportion: 0.1	0.26 (0.18)	0.15 (0.14)	0.21 (0.1)	0.32 (0.14)	0.37 (0.12)
Proportion: 0.2	0.45 (0.14)	0.38 (0.11)	0.41 (0.11)	0.47 (0.12)	0.55 (0.09)

Figure 3.14: Pour chaque combinaison de réseau social et de proportion d'agents *Individu* aléatoires auxquels des arguments favorables à l'innovation sont donnés, valeurs moyennes des intentions des agents *Individu* au pas de temps 1000 pour 50 répétitions (et écart-type)

nouvel argument en faveur de l'innovation est introduit auprès d'une certaine proportion des agents *Individu* les plus influents, c'est-à-dire ceux qui ont le plus grand réseau social (les influenceurs). L'objectif est donc de voir comment cet argument fort se propage, s'il persiste dans le temps et si le type de réseau social

	Scale-free	Square lattice	Small-world	Random	Complete
Proportion: 0.0	0.09 (0.1)	0.08 (0.07)	0.14 (0.08)	0.16 (0.09)	0.2 (0.1)
Proportion: 0.01	0.38 (0.16)	0.15 (0.09)	0.25 (0.11)	0.29 (0.13)	0.29 (0.16)
Proportion: 0.05	0.73 (0.07)	0.35 (0.1)	0.38 (0.17)	0.63 (0.13)	0.5 (0.14)
Proportion: 0.1	0.79 (0.07)	0.5 (0.08)	0.6 (0.1)	0.74 (0.1)	0.69 (0.14)
Proportion: 0.2	0.85 (0.04)	0.67 (0.08)	0.75 (0.06)	0.86 (0.05)	0.83 (0.07)

Figure 3.15: Pour chaque combinaison de réseau social et de proportion d'influenceurs auxquels des arguments favorables à l'innovation sont donnés, le nombre moyen d'adoptants au pas de temps 1000 pour 50 réplifications (et écart-type)

	Scale-free	Square lattice	Small-world	Random	Complete
Proportion: 0.0	-0.26 (0.16)	-0.25 (0.11)	-0.2 (0.12)	-0.18 (0.15)	-0.14 (0.16)
Proportion: 0.01	0.09 (0.2)	-0.2 (0.12)	-0.07 (0.16)	-0.01 (0.16)	-0.01 (0.19)
Proportion: 0.05	0.48 (0.1)	0.03 (0.12)	0.13 (0.11)	0.33 (0.13)	0.22 (0.13)
Proportion: 0.1	0.57 (0.1)	0.19 (0.11)	0.3 (0.1)	0.45 (0.12)	0.37 (0.15)
Proportion: 0.2	0.67 (0.06)	0.39 (0.1)	0.49 (0.08)	0.6 (0.08)	0.53 (0.1)

Figure 3.16: Pour chaque combinaison de réseau social et de proportion d'influenceurs auxquels des arguments favorables à l'innovation sont donnés, valeurs moyennes des intentions des agents *Individu* au pas de temps 1000 pour 50 répétitions (et écart-type)

a un impact sur sa diffusion. Le nouvel argument en faveur de l'innovation est construit comme suit :

- attaque l'argument en défaveur de l'innovation qui a le plus d'occurrences dans le graphe d'argumentation des agents *Individu*.

- a la même source et le même critère que l'argument qu'il attaque.
- est introduit au pas de temps 50.

Les figures 3.17 3.18 et 3.19 montrent respectivement le taux d'adoptants, le taux d'agents *Individu* connaissant le nouvel argument à un moment donné de la simulation, et le taux d'agents *Individu* connaissant toujours l'argument à la fin de la simulation, pour 50 réplifications et 1000 pas de temps.

	Scale-free	Square lattice	Small-world	Random	Complete
Proportion: 0.0	0.46 (0.16)	0.45 (0.1)	0.5 (0.13)	0.56 (0.12)	0.59 (0.12)
Proportion: 0.01	0.48 (0.18)	0.43 (0.11)	0.51 (0.11)	0.56 (0.12)	0.61 (0.1)
Proportion: 0.05	0.52 (0.16)	0.44 (0.11)	0.53 (0.1)	0.56 (0.12)	0.63 (0.11)
Proportion: 0.1	0.53 (0.14)	0.46 (0.11)	0.56 (0.1)	0.56 (0.11)	0.63 (0.11)
Proportion: 0.25	0.53 (0.15)	0.49 (0.11)	0.54 (0.11)	0.59 (0.12)	0.66 (0.1)

Figure 3.17: Pour chaque combinaison de réseau social et de proportion d'influenceurs recevant l'argument fort, nombre moyen d'adoptants au pas de temps 1000 pour 50 réplifications (et écart-type)

Un premier constat est que l'ajout d'un nouvel argument peut avoir un impact ou pas selon le type de graphe : seuls les graphes scale-free ou complet voient le taux d'adoption réellement augmenter avec la proportion d'influenceurs concernés. En ce qui concerne la diffusion de l'argument, elle se fait bien avec tous les graphes (avec une proportion initiale de 0.25 d'influenceurs avec le nouvel argument en faveur de l'innovation, plus de 84% des agents *Individu* ont reçu l'argument). Le graphe en lattice est la structure pour laquelle l'argument s'est le moins répandu, sauf pour la proportion de 0.25 d'influenceurs. Cela s'explique par le fait que, pour ce type de graphe, la longueur moyenne des plus courts chemins est la plus élevée, ce qui a ralenti la diffusion de l'argument. On constate qu'il y a toujours une bonne persistance du nombre d'agents *Individu* avec l'argument à la fin de la simulation : la plupart des réseaux ont un taux de connaissance de l'argument supérieur à 57% avec une proportion initiale de 0.25 d'influenceurs avec le nouvel argument. Pour une faible proportion d'influenceurs recevant l'argument, c'est le réseau scale-free qui a la meilleure persistance de l'argument. Cela peut s'expliquer par le fait que l'argument est donné aux agents ayant le plus d'influence et que les réseaux scale-free se caractérisent par un degré élevé de connexion entre les noeuds pour un petit nombre de noeuds. Cet

	Scale-free	Square lattice	Small-world	Random	Complete
Proportion: 0.0	0.0 (0.0)	0.0 (0.0)	0.0 (0.0)	0.0 (0.0)	0.0 (0.0)
Proportion: 0.01	0.25 (0.2)	0.12 (0.12)	0.18 (0.17)	0.18 (0.19)	0.12 (0.16)
Proportion: 0.05	0.49 (0.11)	0.34 (0.17)	0.44 (0.16)	0.49 (0.18)	0.34 (0.18)
Proportion: 0.1	0.53 (0.07)	0.51 (0.14)	0.54 (0.15)	0.6 (0.12)	0.49 (0.16)
Proportion: 0.25	0.57 (0.07)	0.68 (0.1)	0.67 (0.08)	0.72 (0.08)	0.66 (0.09)

Figure 3.18: Pour chaque combinaison de réseau social et de proportion d'influenceurs recevant l'argument fort, taux moyen d'agents *Individu* connaissant le nouvel argument à un moment donné de la simulation pour 1000 étapes et 50 réplifications (et écart-type)

	Scale-free	Square lattice	Small-world	Random	Complete
Proportion: 0.0	0.0 (0.0)	0.0 (0.0)	0.0 (0.0)	0.0 (0.0)	0.0 (0.0)
Proportion: 0.01	0.38 (0.27)	0.15 (0.15)	0.27 (0.22)	0.27 (0.26)	0.21 (0.22)
Proportion: 0.05	0.71 (0.12)	0.47 (0.19)	0.62 (0.17)	0.68 (0.18)	0.53 (0.2)
Proportion: 0.1	0.77 (0.08)	0.69 (0.13)	0.73 (0.14)	0.81 (0.09)	0.72 (0.14)
Proportion: 0.25	0.84 (0.06)	0.87 (0.07)	0.89 (0.05)	0.92 (0.04)	0.89 (0.05)

Figure 3.19: Pour chaque combinaison de réseau social et de proportion d'influenceurs recevant l'argument fort, taux moyen d'agents *Individu* connaissant encore le nouvel argument au pas de temps 1000 étapes et 50 réplifications (et écart-type).

avantage disparaît avec un plus grand nombre d'influenceurs recevant l'argument, car l'argument n'est plus donné uniquement au plus grand "hub", mais aussi à des agents moins influents.

En conclusion, cette expérimentation montre que le type de réseau social

aura un fort impact sur la diffusion et la persistance des arguments, et finalement sur l'adoption de l'innovation.

3.2.7 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le modèle MIDAO, qui est un modèle générique de diffusion d'innovation basé sur les étapes du processus d'adoption de Rogers, la théorie du comportement planifié et l'argumentation formelle. Le modèle fait partie d'un ensemble de travaux sur l'utilisation de la théorie de l'argumentation pour la diffusion de l'opinion et nous permet de suivre l'impact de la diffusion de nouveaux arguments sur l'opinion des agents, mais aussi sur leur adoption de l'innovation. L'une des originalités de notre modèle, et qui répond à notre problématique initiale, est qu'il permet de représenter explicitement les changements d'opinion des agents, au travers de l'utilisation de l'argumentation formelle qui permet non seulement de comprendre les raisons d'un changement d'opinion d'un agent (le ou les arguments qui pèsent dans l'opinion), mais aussi de suivre la diffusion des arguments utilisés par les différents acteurs et d'évaluer leur impact sur l'adoption massive ou non d'une innovation.

Les expérimentations réalisées avec MIDAO, celles-ci montrent que même pour les innovations pour lesquelles il existe plus d'arguments en défaveur qu'en faveur, le fait de fournir des arguments soutenant l'innovation aux influenceurs facilite grandement son adoption. Ce travail montre également l'impact du type de réseau social pris en compte. En effet, alors que de nombreux travaux se contentent d'utiliser un réseau social par défaut sans justifier ce choix, ce dernier peut fortement impacter la diffusion de l'innovation. En particulier, les expériences menées ont montré que le fait de pouvoir interagir avec tous les autres agents ou d'avoir des "hubs" capables de relayer les messages pouvait fortement faciliter l'adoption d'une innovation même dans le cas d'une innovation pour laquelle il existe une majorité d'arguments de défaveur de son adoption.

L'une des difficultés de l'utilisation de MIDAO à un cas d'étude réel est la collecte de données. En effet, le modèle nécessite la collecte de données sur les arguments utilisés par les acteurs, mais aussi sur leurs profils socio-psychologiques : les valeurs des poids des composantes de théorie du comportement planifié, les valeurs seuils pour l'évolution des états d'adoption, etc. Afin de répondre à cette difficulté, nous présentons dans le chapitre suivant un protocole d'enquête, à la fois qualitatif et quantitatif, mêlant les approches de l'économie comportementale et de la psychologie, permettant de collecter les données nécessaires à la mise en oeuvre de l'ensemble des théories utilisées. Ce protocole d'enquête est mis en application pour le cas des compteurs d'eau communicants chez les agriculteurs irrigants du Sud-Ouest de la France.

Paramètre	Valeur	Description
N_{Arg}^+	25	Nombre d'arguments en faveur de l'innovation
N_{Arg}^-	25	Nombre d'arguments en faveur de l'innovation
\bar{N}_{Att}	2.0	Moyenne de la distribution gaussienne du nombre d'attaques pour chaque argument
σ_{Att}	1.0	Écart-type de la distribution gaussienne du nombre d'attaques pour chaque argument
N_C	5	Nombre de critères
N_{Ts}	5	Nombre de sources
N_{Ind}	100	Nombre d'agents <i>Individu</i>
$\alpha_{exchange}$	10	Fréquence des échanges entre les agents <i>Individu</i>
$I^{k \rightarrow p}$	0.1	Seuil d'intention pour passer de l'état Connaissance à l'état Persuasion
$N_{Arg}^{p \rightarrow d}$	5	Nombre d'arguments à connaître pour passer de l'état Persuasion à l'état Décision
$I^{d \rightarrow a}$	0.5	Seuil d'intention pour passer de l'état de décision à l'état de mise en œuvre
$T^{i \rightarrow c}$	200	Nombre de pas de temps nécessaire pour passer de l'état "Mise en œuvre" à l'état "Confirmation"
P_{cc}	0.01	Probabilité de trouver un argument dans le canal de communication
LA_{init}	200	Durée de vie initiale des arguments
SNT_{type}	Aléatoire	Topologie des réseaux sociaux
N_{sn}	7	Moyenne de la distribution gaussienne du nombre d'agents dans le réseau social d'un agent <i>Individu</i>
σ_{sn}	3	Écart-type de la distribution gaussienne du nombre d'agents dans le réseau social d'un agent <i>Individu</i>
$N_{ArgDistrib}$	0.5	Moyenne de la distribution gaussienne du nombre initial d'arguments pour les agents <i>Individu</i>
$\sigma_{ArgDistrib}$	0.5	Écart-type de la distribution gaussienne du nombre initial d'arguments pour les agents <i>Individu</i>

Table 3.4: Valeurs par défaut des paramètres utilisés pour les expérimentations

Paramètre	Valeur
Vt :	Moore (8)
k	100
p	17
$m0$	0.5
m	6
N_{sn}	7
σ_{sn}	3

Table 3.5: Valeurs des paramètres du réseau social utilisées pour les expérimentations

Chapter 4

Cas d'étude: les compteurs d'eau communicants

4.1 Contexte et enjeux

Dans ce travail, nous avons étudié le cas des agriculteurs irrigants du Louts, une rivière du département des Landes qui est un affluent de l'Adour. En été, le Louts est victime d'un déséquilibre entre l'offre et la demande en eau, même s'il est alimenté par le barrage d'Hagetmau. C'est pourquoi la rivière est classée Zone de Répartition des Eaux (ZRE), dont la gestion est confiée à la CACG. Cette zone compte environ 50 exploitations agricoles, qui sont équipées de compteurs mécaniques. Ces compteurs permettent à la CACG (Compagnie d'Aménagement des Coteaux de Gascogne) de contrôler la consommation d'eau des agriculteurs et de s'assurer que les quotas de pompage négociés avec eux ne sont pas dépassés.

Les compteurs mécaniques utilisés par les agriculteurs du Louts sont peu précis et se détériorent avec le temps. Cela entraîne une sous-estimation de la consommation d'eau, ce qui est un avantage pour les irrigants, qui risquent moins d'être sur-facturés en cas de dépassement de leur quota. C'est pourquoi le ministère de l'environnement a imposé un changement périodique des compteurs tous les neuf ans. La CACG compte sur cette réglementation pour installer ses nouveaux compteurs communicants, qui sont plus précis et permettent de suivre en temps réel la consommation de chaque agriculteur. Ces compteurs permettront à la CACG de mieux gérer l'utilisation de l'eau du barrage et de limiter les pertes. La CACG met ainsi en avant les aspects écologiques et économiques de ces nouveaux compteurs dans sa promotion.

La CACG rencontre néanmoins des difficultés à convaincre les agriculteurs d'installer les nouveaux compteurs communicants. En effet, la plupart des agriculteurs ont une opinion négative de ces compteurs, qu'ils jugent inutiles ou même nuisibles à leurs intérêts. Cette défiance est liée à une méfiance envers la CACG, qui est perçue comme un organisme bureaucratique et peu soucieux des besoins des agriculteurs. Cependant, une minorité d'agriculteurs, plus ouverts

aux nouvelles technologies, est favorable à ces compteurs, qui permettent une meilleure gestion des fuites et des prélèvements d'eau en suivant en temps réel sa consommation.

L'adoption des compteurs communicants par les agriculteurs est donc un enjeu important. Plusieurs questions se posent à ce sujet. La première est de savoir si la tendance naturelle à l'adoption de ces dispositifs sera suffisante pour surmonter la méfiance des agriculteurs. Une autre question est de savoir comment lutter contre la propagation d'informations erronées sur les compteurs communicants, notamment sur leur fiabilité. 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, il est important de réfléchir aux actions à mener pour favoriser une adoption vertueuse de ces outils, c'est-à-dire une adoption qui soit bénéfique pour les agriculteurs, l'environnement et la société. Dans ce cadre, [39] propose des mesures pour faciliter l'adoption de ces dispositifs qu'il serait intéressant d'explorer.

La suite de ce chapitre est organisée comme suit : la section 4.2 présente la méthodologie de collecte de données que nous avons mise en place afin d'alimenter le modèle. Nous présentons ensuite, en section ??, les résultats obtenus par le modèle MIDAO avec les données collectées pour les compteurs d'eau communicants.

4.2 Méthodologie de collecte des données

4.2.1 Données requises

Comme présenté au chapitre 3, utiliser le modèle MIDAO pour un cas d'étude spécifique nécessite de définir 3 éléments principaux :

- Une liste d'arguments
- La liste des attaques entre les arguments
- Les profils psychologiques des adoptants potentiels

Le premier élément est donc la liste des arguments en lien avec l'innovation étudiée : l'enjeu est d'identifier non seulement les arguments mais aussi leurs caractéristiques comme les critères sur lesquels ils portent et les sources à l'origine de ces arguments.

Un second élément en lien direct avec les arguments concerne les attaques entre arguments : quel argument attaque quel autre argument, c'est-à-dire quelles sont les contradictions identifiées entre chaque argument et les autres ?

Le dernier élément, qui est le plus complexe à collecter, sont les profils psychologiques des acteurs. Il s'agit en particulier de définir les poids des paramètres utilisés dans la théorie du comportement planifié, les valeurs des préférences sur les critères et de confiance dans les sources des arguments.

Les parties suivantes décrivent la méthodologie suivie pour recueillir les données sur le cas d'étude des compteurs d'eau communicants.

4.2.2 Méthodologie générale

De façon à pouvoir acquérir les données nécessaires à l'utilisation du modèle MIDAO, nous avons défini une méthodologie en 5 étapes :

1. construction d'une première base d'arguments à partir de la littérature
2. conception d'un questionnaire à partir de la base d'arguments
3. sélection de répondants et entretien avec eux pour remplir le questionnaire
4. analyse des résultats du questionnaire pour définir les valeurs des paramètres du modèle et consolider la base d'arguments
5. construction des attaques entre arguments.

La première étape consiste donc à construire une première base d'arguments à partir d'un corpus identifié. Le corpus peut aussi bien comprendre des rapports scientifiques que des tracts publicitaires de fabricants et distributeurs. Il est possible à cette étape d'utiliser des méthodes d'analyse automatique de texte (exemple [13]). Néanmoins, un travail important concerne le renseignement pour chaque argument des critères/valeurs/thématiques sur lequel il porte et les sources à l'origine de l'argument.

La seconde étape consiste à construire le questionnaire pour consolider la liste des arguments, i.e. vérifier qu'ils ont un sens pour les acteurs, et acquérir des données sur les profils psychologiques des potentiels adoptants. Pour ce faire, nous proposons de nous reposer sur des méthodes venant de l'économie comportementale qui s'appuient sur des techniques expérimentales afin de pouvoir recueillir de façon indirecte des données sur des éléments non facilement exprimables. La partie suivante donne plus de détails sur le type de questions pouvant être posées pour cela.

L'étape suivante concerne le travail de terrain en tant que tel : sélectionner un ensemble d'adoptants potentiels qui soit relativement représentatif de la population étudiée et leur soumettre le questionnaire. Pour ce qui est de la sélection d'un ensemble représentatif d'adoptants, toutes les méthodes statistiques classiques peuvent être utilisées. Pour le remplissage des questionnaires, il peut être intéressant de réaliser cette opération en présentiel pour éventuellement éclaircir certains points non compris dans les questions mais également observer le répondant et ainsi mieux comprendre le contexte dans lequel il a répondu aux questions.

L'étape suivante consiste à analyser les réponses au questionnaire de façon à consolider la base d'arguments : certains arguments pourront être remis en cause ou modifiés à la suite du retour des répondants. Une autre étape va être l'analyse en tant que telle des réponses aux questionnaires pour renseigner les valeurs des paramètres du modèle.

La dernière étape consiste à construire les attaques entre arguments. Une fois la base d'arguments consolidée et validée, il est possible de définir les attaques entre arguments.

4.2.3 Application pour les compteurs d'eau communicants

Étape 1 : construction d'une première base d'arguments

Nous avons donc réalisé un premier travail de recueil des arguments en faveur ou défaveur des compteurs d'eau communicants à partir de corpus composé de différentes sources :

- Rapports scientifiques (notamment [56, 39]).
- Sites Internet et 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 sur 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. 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.

Étape 2 : conception du questionnaire

Ce questionnaire avait pour objectif de recueillir à la fois des données quantitatives et qualitatives, notamment les arguments des agriculteurs et leurs perceptions générales concernant les compteurs d'eau communicants. Plus précisément, nous avons cherché à avoir des informations sur l'agriculteur et son exploitation, sur son profil psychologique ainsi que les arguments qu'il ou elle est capable de mobiliser. Nous avons pour cela conçu un questionnaire en 3 parties. La première partie se concentre sur les caractéristiques de l'exploitation. La 2ème partie porte sur la théorie du comportement planifié : il est demandé à l'agriculteur de répondre à des questions sur son comportement d'adoption vis à vis des compteurs d'eau communicants. Finalement la dernière partie porte sur les arguments mobilisés. Nous avons pour cela mis en place un jeu de rôle : l'agriculteur est amené à jouer le rôle d'un conseiller agricole qui doit encourager un agriculteur à adopter les compteurs d'eau communicants. Le but de ce jeu de rôle est de laisser l'agriculteur nous livrer les arguments qu'il juge convaincants. Après le jeu de rôle, l'agriculteur est confronté à la liste d'arguments que nous avons déjà pré-établie : pour chaque argument, l'agriculteur doit dire s'il considère ce dernier comme cohérent ou non. Finalement l'entretien se termine sur des questions permettant de savoir l'importance des critères des arguments et la confiance dans certaines sources pour l'agriculteur interrogé.

De façon à assurer la pertinence du questionnaire, nous avons procédé à une première phase de tests durant laquelle nous avons confronté le questionnaire à la situation de la ferme expérimentale de Lamothe. Cette étape a permis d'ajuster

et finaliser le questionnaire à partir des commentaires reçus. Le questionnaire final est fourni en Annexe.

Étape 3 : sélection des répondants et entretiens

Ce travail de terrain a fait l'objet du stage d'un étudiant de AgroParisTech, Yohan Engammare, qui a également participé à la conception du questionnaire. L'approche adoptée a consisté à contacter les agriculteurs par téléphone, avec pour objectif de les motiver à participer à l'étude, et à obtenir avec eux un rendez-vous dans leur exploitation. Une fois en face à face, l'accent a été mis sur l'établissement d'une interaction humaine et décontractée afin de créer un sentiment de confiance avant de passer au questionnaire.

Description de la zone d'étude

La zone de recherche pour l'enquête a initialement commencé en Haute-Garonne, aux environs de la ferme expérimentale de Lamothe. Cependant, il est apparu que la gestion de l'eau dans cette région n'était pas assurée par la CACG, mais par le gestionnaire réseau 31. Par conséquent, la poursuite de l'enquête s'est concentrée exclusivement sur le département du Gers, où l'ensemble du réseau hydrographique est géré par la CACG. De plus, les compteurs communicants étaient bien connus des agriculteurs irrigants et étaient installés sur de nombreux points de prélèvement et réseaux d'irrigation.

Après six semaines de prospection et d'entretiens, un total de 30 agriculteurs ont été rencontrés pour répondre au questionnaire. Ces agriculteurs étaient répartis sur une vaste zone géographique, s'étendant jusqu'à 140 kilomètres à l'ouest de Toulouse.

Échantillonnage

L'échantillon de répondants a été sélectionné pour être le plus représentatif des données relevées dans le département du Gers, en ce qui concerne des caractéristiques telles que l'âge moyen, qui est proche des 50 ans, le nombre d'unités de travailleur humain (UTH) par exploitation, qui se situe généralement à environ 1,5 UTH et la proportion de superficie en fermage, qui est similaire à la moyenne nationale, se situant à 60% et est d'environ 50% en moyenne dans l'échantillon.

Cependant, des différences sont à noter entre la surface agricole utile (SAU) moyenne de l'échantillon et celle du département du Gers : en moyenne, elle s'élève à 189,3 hectares dans l'échantillon, alors qu'elle est en moyenne de 71,1 hectares dans le Gers. Cette différence peut être attribuée à la contrainte imposée par la présence de systèmes d'irrigation sur les exploitations interrogées, ce qui nécessite un investissement plus important, justifié par une plus grande surface. On remarque également que la surface moyenne irriguée est beaucoup plus élevée dans l'échantillon par rapport à la région Occitanie, ce qui s'explique par le critère de sélection des agriculteurs interrogés, qui doivent disposer d'un système d'irrigation sur leur exploitation. Dans le département du Gers, seulement 32% des exploitations ont recours à l'irrigation.

Du point de vue des performances économiques, les exploitations de l'échantillon tendent à afficher des résultats légèrement meilleurs que la moyenne observée en Occitanie. Environ deux tiers des exploitations présentent un excédent brut d'exploitation (EBE) supérieur à 40 000 euros, tandis que la moyenne de l'EBE en Occitanie est de 38 000 euros.

Enfin, la majorité des exploitations de l'échantillon fonctionnent en système conventionnel, avec quelques cas de systèmes mixtes comprenant une partie en agriculture biologique. Seulement 10% de l'échantillon sont exclusivement en agriculture biologique.

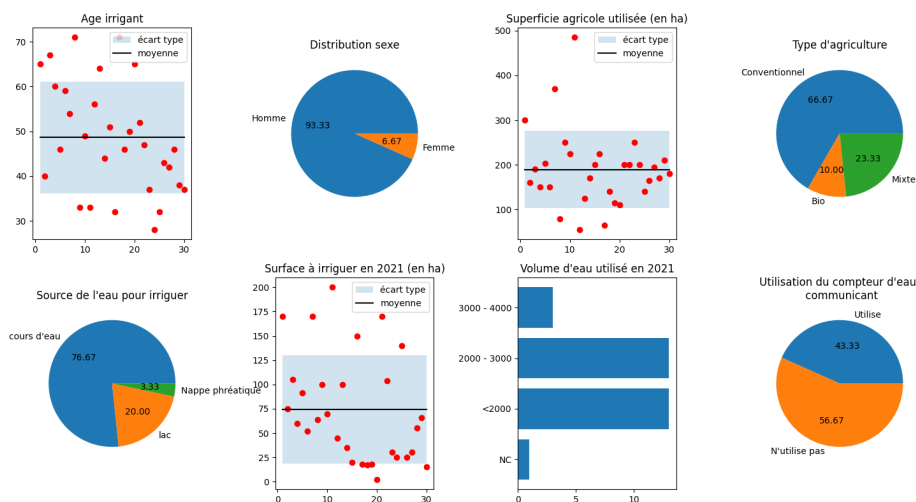


Figure 4.1: Caractéristiques des exploitations des répondants au questionnaire

La Figure 4.1 synthétise les caractéristiques principales des exploitations des personnes interrogées.

Procédure d'enquête

Disposant initialement d'une liste de contacts comprenant 160 agriculteurs repartis dans les départements limitrophes de la Haute-Garonne, nous avons pu constituer, par ces premiers contacts et leur réseau, un échantillon le plus représentatif du département du Gers.

Les réponses aux questionnaires étaient données lors d'entretiens physiques sur le lieu de travail des agriculteurs. Les données recueillies dans les questionnaires ont été numérisées et entrées dans une base de données au fur et à mesure des enquêtes afin de pouvoir également retranscrire la pensée des agriculteurs sur les enjeux de l'irrigation et parfois de l'agriculture plus globalement. Les entretiens étaient guidés par le questionnaire mais des questions auxiliaires pouvaient être posées pour mieux comprendre l'exploitation ou les choix faits par l'agriculteur. Les entretiens se déroulaient souvent entre réponses

au questionnaire et digression sur des sujets plus ou moins proches des questions d'irrigation et de gestion de l'eau.

Enseignement des questionnaires

Au delà de l'analyse des données pour alimenter le modèle, le questionnaire a permis de gagner en connaissance sur le point de vue des agriculteurs du Gers sur les compteurs d'eau communicants. Il convient déjà de noter que 17 des 30 agriculteurs interrogés étaient équipés de ces compteurs, ce qui représente 57% de l'échantillon. Cette proportion n'est pas pleinement représentative de la situation dans le Gers mais reflète aussi le fait qu'il était plus simple de trouver des répondants déjà sensibilisés à cette problématique.

Un autre élément important sur l'irrigation est que le prélèvement d'eau était effectué à partir de réseaux individuels par 13 agriculteurs, tandis que les autres faisaient partie de réseaux collectifs gérés par des associations d'agriculteurs. Ces associations d'agriculteurs sont connues sous le nom d'associations syndicales autorisées d'irrigation (ASA), qui permettent à plusieurs agriculteurs de collaborer pour exploiter une ressource en eau, comme un lac, ou pour utiliser un réseau collectif d'irrigation. Cette approche permet de mutualiser les coûts d'entretien et d'investissement liés à l'irrigation, ce qui peut expliquer la différence dans la manière dont l'eau est prélevée par les agriculteurs de l'échantillon.

Sur l'échantillon, une partie, dont l'exploitation se situe en Haute-Garonne et donc en dehors de la zone de gestion de la CACG, ne connaissait pas cet outil. Il en sort néanmoins une grande réticence car le compteur communicant est perçu comme un moyen de surveillance supplémentaire par le gestionnaire. Les agriculteurs se trouvant dans la zone gérée par la CACG possèdent en majorité déjà ce type de compteur et une critique qui en ressort souvent est son manque de fiabilité. Beaucoup de compteurs tombent en panne, ont parfois des aberrations de comptage et il arrive qu'ils ne communiquent pas s'ils se trouvent en zone sans réseau. En revanche, lorsque le compteur fonctionne correctement, certains agriculteurs qui doivent surveiller attentivement leur consommation apprécient l'outil pour la simplicité de visualisation de la part du quota consommé.

Plusieurs présidents d'ASA font usage de cet outil pour la gestion de leur réseau et hormis les problèmes de fiabilité, l'outil est plutôt apprécié. La possibilité de voir où en sont les adhérents directement sur l'interface en ligne rend la tâche plus simple et permet parfois une meilleure entente entre les agriculteurs grâce à la transparence sur les pratiques de chacun. Il y a une forme d'équité rendue possible par la simplicité de surveillance du respect des débits souscrits. Néanmoins du côté des irrigants, qui sont membres d'ASA ou bien en réseau individuel en lien direct avec la CACG, il est souvent fait mention que l'outil ne leur apporte pas grand-chose. Soit parce qu'ils souscrivent à un quota qui leur permet d'être sereins en toutes circonstances, soit parce qu'ils passent fréquemment voir les compteurs donc ils ne trouvent aucun intérêt à l'aspect communicant. Beaucoup trouvent que l'outil n'est pas suffisamment bien pensé pour les agriculteurs, le compteur communicant pourrait avoir du potentiel mais son manque de fiabilité et les limites de ses fonctionnalités créent un certain désintérêt pour l'outil. De plus, pour la plupart des agriculteurs, l'enjeu majeur

autour de l'eau n'est pas de faire des économies avec un compteur communicant mais plutôt de créer plus de retenues intermédiaires pour stocker plus d'eau lorsqu'elle tombe et ainsi avoir plus de réserves pour l'irrigation mais également de limiter les phénomènes d'inondations en hiver. Ils regrettent qu'aucun projet de ce type ne voit le jour.

Finalement, c'est un outil pratique pour le gestionnaire de l'eau mais pas suffisamment développé pour être vraiment utile dans la gestion de l'irrigation.

Tous ces éléments ainsi qu'une partie des détails de l'échantillon ont été transmis aux agriculteurs ayant participé à l'enquête sous forme d'une fiche de synthèse.

Étape 4 : analyse statistique des données

Le traitement des réponses a permis d'établir une liste consolidée des arguments. Pour cela il a fallu combiner les arguments avancés lors du jeu de rôle mais aussi la liste des arguments pré-établis jugés cohérents. Cette opération a permis d'obtenir une liste finale d'arguments faisant consensus. A noter que les répondants ayant proposé de nouveaux arguments, un travail de standardisation a été nécessaire pour rapprocher des arguments similaires mais exprimés différemment. La table 4.2 donne la liste finale des arguments.

Une fois ces listes établies, nous avons pu étudier la proportion des arguments connus par chaque répondant au questionnaire et donc, en partant de l'hypothèse que l'échantillon interrogé est représentatif des agriculteurs irrigants du Gers, d'avoir des informations sur la distribution des arguments dans la population. La Figure 4.3 montre combien de fois un argument est revenu dans toutes les réponses au questionnaire, la barre verte signifie que c'est un argument soutenant l'adoption des compteurs d'eau et la barre rouge un argument contre. On peut noter que les arguments les plus cités sont des arguments en faveur des compteurs d'eau avec notamment l'argument 8 qui avance que la télé-relève est pratique pour ne pas avoir à se déplacer.

L'autre partie importante du traitement des réponses du questionnaire a été de déterminer les poids de chaque élément du TPB (attitude, norme sociale et PBC). De façon à pouvoir passer des réponses données (échelle de 1 à 5) aux valeurs des poids du TPB, nous avons utilisé la modélisation par équations structurelles, qui est couramment utilisée pour ce genre de problème.

Néanmoins, un problème de cette approche est que dans certains cas particulier le jeu de données peut ne pas permettre pas d'obtenir de résultats (cas de variance négative). Afin de faire face à cette difficulté, nous avons construit le questionnaire de façon à pouvoir omettre certaines réponses qui pouvaient amener à une variance négative. À chaque composante du TPB est associée trois questions (partie 2 du questionnaire). La Figure 4.4 propose une représentation du modèle. Pour exécuter le modèle d'équations structurelles, nous avons utilisé le package *R lavaan*. Ainsi, l'utilisation de ce modèle permet de calculer des poids pour les valeurs du TPB qui convient au mieux pour l'ensemble d'une population.

Nous avons ensuite défini ensuite défini les préférences dans les critères des

Id	Type	Critère	Source	Intitulé
1	+	Financier	conseiller	Tarification optionnelle plus intéressante pour ceux qui adoptent le compteur communicant
2	+	Financier	vendeur	Outil de contrôle / de gestion / de renégociation des quotas d'eau
3	+	Social	conseiller	Contrôle et sanction des pratiques abusives
4	+	Productivité	vendeur	Pratique pour des parcelles morcelées
5	+	Écologie	site web	Outil pour éviter le gaspillage
6	+	Productivité	papier scientifique	Outil de gestion permettant de trouver la rentabilité optimale de l'activité et une éventuelle augmentation de la production
7	+	Social	conseiller	Respect des règles de partage / Meilleure gestion dans les réseaux collectifs permettant une bonne répartition
8	+	Productivité	vendeur	Accessibilité du compteur pour faire sa propre relève sans se déplacer / Facilité accès aux données
9	+	Ecologie	conseiller	Gestion des saisons à risque : Pourrait permettre une meilleure optimisation des lâchers en saison estivale
10	+	Productivité	vendeur	Aide à la détection de problèmes techniques
11	+	Social	irrigant	Permettrait d'employer moins de monde à la CACG pour le contrôle
12	+	Productivité	vendeur	Vision en temps réel de la consommation d'eau
13	-	Productivité	irrigant	Forcera à diminuer la consommation en eau
14	-	Confiance	irrigant	Perte d'une information privée et détournement possible des informations recueillies
15	-	Social	irrigant	Sources de nouvelles tensions entre acteurs concernés
16	-	Productivité	irrigant	Interface web compliquée à utiliser / insuffisante
17	-	Financier	irrigant	Prétexte pour faire payer plus les irrigants
18	-	Financier	irrigant	Il y aura un renforcement des taxes
19	-	Confiance	irrigant	Il y aura un contrôle renforcé par les gestionnaires / Surveillance permanente / Contrôle et surveillance pour faire du "flicage" / Sanctions au détriment de la production
20	-	Productivité	irrigant	Aucun intérêt pour l'agriculteur dans sa gestion de l'eau / Ce n'est pas un outil indispensable pour l'agriculteur
21	-	Productivité	irrigant	Défaut de réseau pour capter et de couverture de réseau
22	-	Productivité	irrigant	Ça peut mal vieillir car ils restent dehors l'hiver
23	-	Financier	irrigant	Compteurs plus chers que les mécaniques
24	-	Productivité	irrigant	Mauvaise fiabilité et pas de garantie que la donnée est exacte
25	-	Financier	irrigant	Augmentation de la facture d'eau car mesures plus précises
26	-	Social	irrigant	Diminution des relations humaines avec le gestionnaire
27	-	Social	irrigant	perte d'emploi des releveurs

Figure 4.2: Liste consolidée des arguments liés aux compteurs d'eau communicants

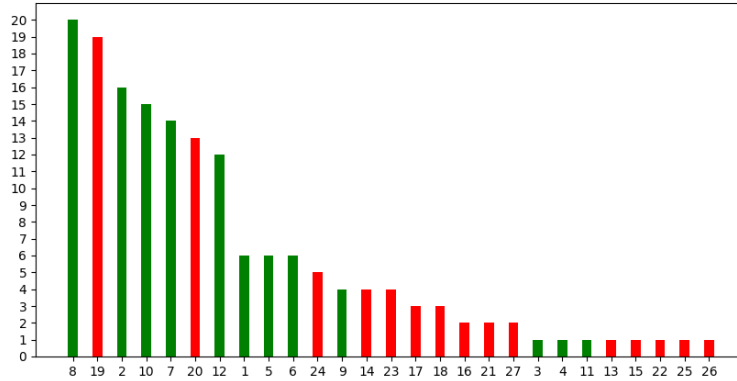


Figure 4.3: Nombre de fois qu'un argument est cité dans les réponses du questionnaire

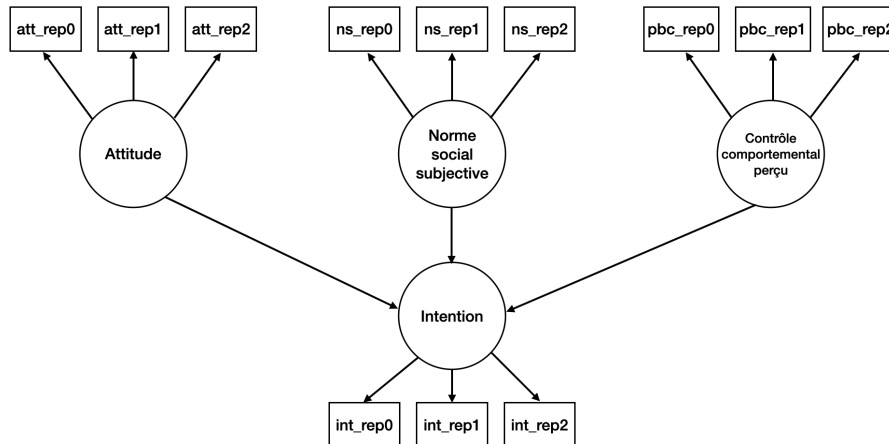


Figure 4.4: Schéma représentant le modèle d'équations structurelles permettant de définir les poids du TPB

agriculteurs et les confiances dans les sources en fonction des réponses à la partie 3.S1 du questionnaire. Nous avons pour cela calculé les moyennes et écarts type obtenus dans l'échantillon pour ces valeurs. Les Tables 4.5 & 4.6 donnent les valeurs obtenues.

Pour terminer de traiter les données issues du questionnaire, il reste à définir les fréquences d'interactions entre les individus, les canaux de communications

Critère	Moyenne	Écart type
Productivité	0.22	0.23
Financier	0.27	0.28
Écologie	0.39	0.29
Social	0.28	0.29
Confiance	0.47	0.3

Figure 4.5: Valeurs moyennes et écarts type des préférences sur les critères

Source	Moyenne	Écart type
Vendeur	0.45	0.27
Site Web	0.48	0.28
Article Scientifique	0.56	0.24
Expérience personnelle	0.73	0.25
Conseiller agricole	0.65	0.19
Autre irrigant	0.69	0.21

Figure 4.6: Valeurs moyennes et écarts type des confiances dans les sources

passifs ainsi que les arguments qu'ils contiennent et finalement la fréquence d'interaction entre les individus et les canaux de communications passifs. Il est possible pour cela d'exploiter la partie 3.S4 du questionnaire si assez de réponses sont fournies. Dans le cas de nos enquêtes, les réponses trop lacunaires à ces questions ne nous a pas permis de calculer automatiquement des valeurs à partir de celles-ci.

Étape 5 : Construction des attaques entre arguments

Nous avons enfin construit la liste des attaques (Figure 4.7) à partir de la liste des arguments consolidée. L'approche adoptée pour cela a été une analyse de tous les arguments d'un point de vue sémantique pour définir de façon ad'hoc les attaques. A noter que de même que pour extraire une première liste d'arguments à partir de la littérature, il aurait été possible ici d'utiliser des méthodes d'analyse du langage naturelle ou un formalise logique pour définir automatiquement les attaques entre arguments.

4.3 Expérimentation

Les données collectées nous ont permis d'instancier le modèle MIDAO pour le cas d'étude des compteurs d'eau communicants en prenant en compte la population des agriculteurs irrigants du Louts. Les données liées aux profils psychologiques sont issues du traitement des réponses au questionnaire cependant le reste des paramètres est similaire aux expérimentations du chapitre 3.2. Pour rappel le code de MIDAO est disponible sur un dépôt git à cette adresse.

Identifiant de l'argument attaquant	liste des argument attaqués
1	15, 17, 18, 20, 23, 25
2	20
3	15, 19, 20
4	20
5	13, 17, 20, 25
6	20
7	14, 15, 19, 20
8	20
9	13, 14, 19, 20
10	20, 25
11	15, 26
12	20
13	3, 7, 9
14	2, 3, 6, 7, 8, 12
15	2, 3, 11
16	2, 4, 6, 8, 10, 12
17	3
18	3, 5
19	2, 3, 5, 7, 9, 12
20	2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 11
21	2, 4, 6, 8, 9, 10, 12
22	2, 6, 8, 10, 11, 12
23	8, 11
24	2, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 12
25	1, 5
26	3, 8, 11
27	11

Figure 4.7: Liste attaques liés aux compteurs d'eau communicants

Paramètre	Valeur	Description
$mean_w_{attitude}$	0.68	Moyenne des poids de l'attitude du seul cluster <i>Individu</i>
$std_w_{attitude}$	0.19	Écart type des poids de l'attitude du seul cluster <i>Individu</i>
$mean_w_{norme_sociale}$	0.13	Moyenne des poids de la norme sociale subjective du seul cluster <i>Individu</i>
$std_w_{norme_sociale}$	0.05	Écart type des poids de e la norme sociale subjective du seul cluster <i>Individu</i>
$mean_w_{pbc}$	0.24	Moyenne des poids du contrôle comportemental perçu du seul cluster <i>Individu</i>
std_w_{pbc}	0.01	Écart type des poids du contrôle comportemental perçu du seul cluster <i>Individu</i>
LA_{init}	200	Durée de vie initiale des arguments
SNT_{type}	Square lattice	Topologie des réseaux sociaux

Table 4.2: Valeurs par défaut des paramètres utilisés pour les expérimentations

Nous proposons donc de nous intéresser à l'évolution de l'adoption des compteurs d'eau communicants en prenant en compte un scénario où des arguments forts en faveur de cette innovation sont introduits. Les arguments sont dits forts car, lors de leurs introductions dans les simulations, ils sont construits de sorte à attaquer l'argument opposé étant le plus présent dans la simulation à ce moment là et ceci sans être attaqué eux-même. La Figure 4.8 montre que l'argument le plus présent dans la simulation lors de l'introduction des arguments forts est l'argument 19, qui soutient que les compteurs d'eau communicants vont impliquer un contrôle renforcé de la part de la CACG sur les consommations. L'ajout d'arguments forts dans ce contexte peut avoir une signification concrète : la CACG peut, après avoir pris conscience des inquiétudes des irrigants, faire une campagne pour rassurer les agriculteurs et leur donner des arguments qui contreront l'argument 19.

Cependant, on voit sur la Figure 4.8 que, malgré l'introduction de deux nouveaux arguments attaquant l'argument 19, le nombre d'occurrences de ce dernier n'est que faiblement impacté ; en revanche les arguments 7 et 9 sont plus présents en fin de simulation car ils étaient eux-même attaqués par l'argument 19.

La Figure 4.9 montre une différence significative tant sur l'intention que sur l'adoption entre le scénario classique et celui avec ajout d'arguments forts. Ces résultats montrent que ces ajouts ont eu un impact malgré le fait que le nombre d'occurrences de l'argument 19 a été très peu modifié. On remarque cependant que le fait que l'argument 19 soit attaqué par un nouvel argument a permis à certains des arguments positifs ($arg_id \leq 12$) attaqués par l'argument 19 d'être

Courbes représentant le nombre d'occurrence de chaque argument durant la simulation (moyenne sur 50 simulations avec les données réelles)

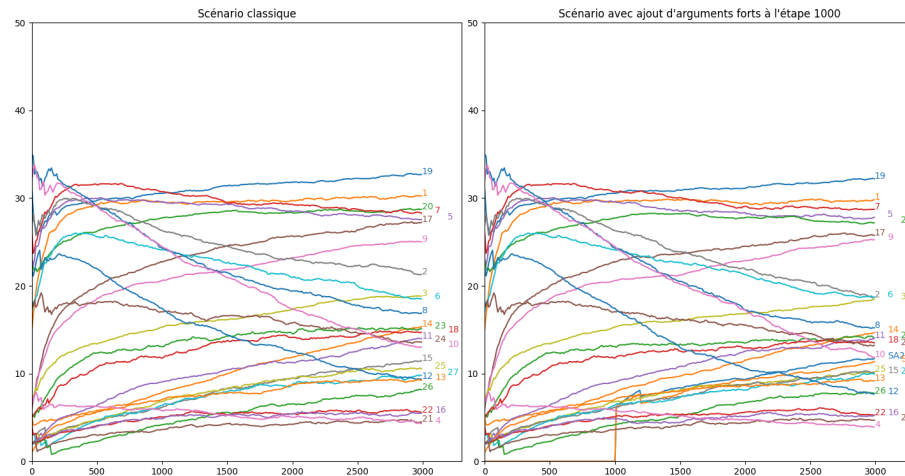


Figure 4.8: Courbes représentant l'évolution du nombre moyen d'occurrences d'un argument dans les sous-graphes d'argumentation des agriculteurs de la simulation

plus présents et ainsi de diminuer les occurrences de certains arguments négatifs ($arg_id > 12$). Ces effets cumulés montrent que malgré le fait que l'argument 19 reste fortement présent dans les connaissances des agriculteurs, il est tout de même affaibli dans le processus de construction de l'opinion par les arguments ajoutés.

4.4 Conclusion

Nous avons proposé dans ce chapitre une méthodologie de recueil des données nécessaire à l'alimentation de MIDA0. Cette méthodologie se base à la fois que l'étude la littérature pour établir des listes d'arguments mais également sur un travail d'entretien avec les adoptants potentiels pour mieux comprendre leur point de vue et construire des profils psychologiques.

Les expérimentation menées à partir des données recueillies ont montré l'intérêt de MIDA0 pour étudier les impacts des relations entre arguments. Les résultats sont de plus cohérent à ce qui a pu être observé avec d'autres innovations telles que les compteurs d'eau mécaniques. Nous proposons dans le chapitre suivant d'aller sur l'utilisation d'un tel modèle dans le cadre de l'analyse de politiques publiques. Plus précisément, nous allons voir, en partant d'une version simplifiée de MIDA0, comment il est possible d'utiliser des approches d'apprentissage de politique optimale pour déterminer les meilleures actions qu'une institution peut mettre en place pour favoriser l'adoption.

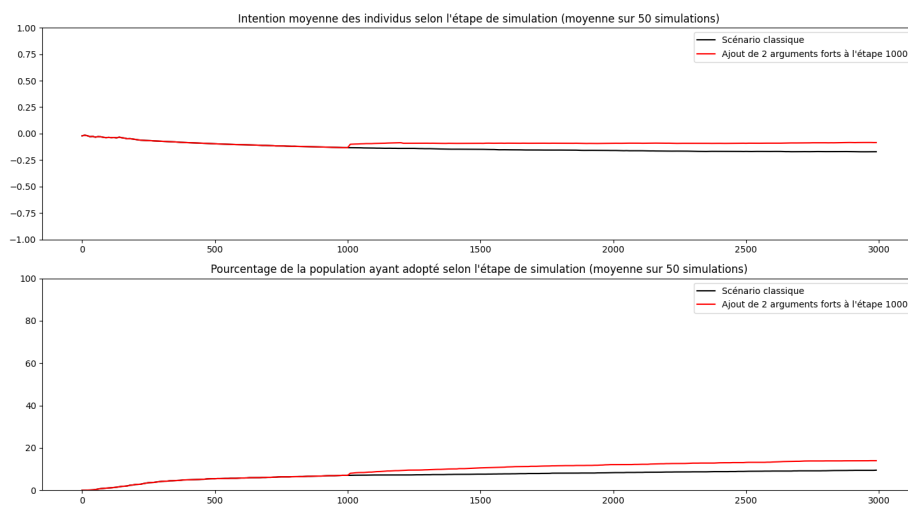


Figure 4.9: Courbes représentant l'évolution de l'intention moyenne et du taux d'adoption moyen des agriculteurs des simulations pour 50 répliques

Chapter 5

L'apprentissage de politiques optimales

5.1 Contexte et Objectif

Nous avons présenté dans les parties précédentes un modèle générique permettant de simuler la diffusion d'une innovation au sein d'une population ainsi qu'une méthodologie pour collecter les données nécessaires à son utilisation. Dans ce chapitre, nous proposons d'aborder cette question du point de vue d'une institution qui souhaite encourager l'adoption d'une innovation. Le travail présenté ici, qui se veut exploratoire, reprend en grande partie l'article que nous avons publié dans *Frontiers* [84]). Il est le résultat d'une collaboration avec différents chercheur(e)s et le "nous" utilisé dans ce chapitre désigne tous les chercheur(e)s ayant participé à ce travail (voir liste des auteurs de l'article). En particulier, le travail sur l'apprentissage par renforcement profond a été en grande partie réalisé par Meritxell Vinyals et Régis Sabbadin de l'UR MIAT/INRAE.

Nous nous intéresserons en particulier dans ce chapitre aux cas d'application dans lesquels les individus sont réticents, pour diverses raisons, à adopter l'innovation même si elle peut leur être bénéfique : informations erronées, méfiance à l'égard des intentions cachées des institutions qui la promeuvent, manque de compétences pour l'utiliser, etc. Dans cette situation, l'institution peut recourir à différentes actions politiques (information, aide financière, formation, etc.) afin de surmonter les obstacles qui entravent l'adoption généralisée de l'innovation. Cependant, la conception de telles politiques d'adoption de l'innovation est une tâche très difficile en raison : (i) de la difficulté de quantifier et de prédire l'effet des politiques sur les comportements des non-adoptants (par exemple, l'effet d'une campagne publicitaire peut être généralisé dans le temps et difficile à différencier de l'effet d'autres actions similaires) ; et (ii) de la taille exponentielle de l'espace de recherche de la politique. Plus précisément, lors de la conception d'une politique de diffusion de l'innovation, l'institution est confrontée à un problème de prise de décision séquentielle sous contrainte

budgétaire dans lequel, à chaque étape, elle doit décider si elle lance de nouvelles actions (parallèles) dans plusieurs domaines d'intérêt ainsi que les paramètres qui accompagnent chacune de ces actions. Il ne s'agit donc pas seulement de savoir quelles actions, mais aussi quand, avec quelle combinaison et selon quel paramétrage. En outre, pour prendre de telles décisions, l'institution n'a accès qu'à certains indicateurs agrégés au niveau global (par exemple, le nombre d'adoptants) et non au niveau individuel, ce qui donne une vision très partielle de l'état de l'environnement.

Dans ce contexte, nous proposons d'étudier le problème de la conception de politiques de diffusion de l'innovation en utilisant conjointement un modèle de simulation et l'apprentissage par renforcement. En effet, l'institution ne peut pas explorer efficacement par essai-erreur l'espace de recherche des politiques. Nous proposons donc un modèle d'institution qui utilise l'apprentissage par renforcement (RL) en interagissant avec le simulateur pour optimiser les politiques de manière efficace. En particulier, et comme c'est souvent le cas dans la littérature lorsqu'il s'agit d'environnements partiellement observables très complexes, nous avons basé notre approche sur l'apprentissage par renforcement *deep*, basé sur un réseau de neurones profond (NN) qui est utilisé pour approximer la fonction de politique. Des travaux récents ont déjà montré la capacité de l'apprentissage par renforcement profond à apprendre automatiquement des politiques publiques, mais dans des domaines très différents, par exemple pour concevoir des politiques de taxation [91], de réponse aux pandémies [82] et d'intervention sur le prix du marché [27]. Toutefois, à notre connaissance, aucun travail antérieur n'a utilisé l'apprentissage supervisé (profond) pour traiter le problème de la conception de politiques publiques qui maximisent le nombre d'adoptants d'une innovation.

Une difficulté à ce travail est que l'espace d'actions est particulièrement complexe en raison du fait que : (i) une action est composée d'un ensemble de sous-actions, correspondant à différents types d'initiatives que l'institution lance en parallèle ; (ii) chaque sous-action est paramétrée par un ensemble de paramètres (à valeur réelle) qui accompagnent cette action ; (iii) les actions dans un temps donné sont contraintes par le budget disponible, partagé entre toutes les sous-actions. Ces caractéristiques font que les méthodes d'apprentissage par renforcement profond standards ne sont pas directement applicables. S'il est possible de considérer le problème comme un processus décisionnel de Markov contraint (CMDP) et optimisé par l'une des approches générales qui ont été proposées pour les résoudre [52], ces approches ont généralement un impact négatif sur les performances et l'évolutivité (ou les deux) de l'apprentissage par rapport au cas non contraint. C'est pourquoi, nous avons opté dans ce travail pour une architecture spécifique capable d'exploiter la structure de l'espace d'action particulier de ce problème. Plus précisément, nous proposons une architecture pour le réseau de neurones qui permet d'apprendre la répartition du budget entre les multiples types d'action ainsi que les valeurs des paramètres de ces actions.

A noter qu'en raison de la complexité du problème d'apprentissage, nous avons choisi pour ce travail exploratoire de partir d'une version simplifiée de MIDA0 : si nous avons conservé l'architecture générale basée sur la théorie du

comportement planifié, nous n'avons par contre pas utilisé la représentation des connaissances sous la forme d'arguments, au profit d'un modèle plus proche de celui de [17] où l'attitude est directement calculée par une moyenne pondérée d'un ensemble de sous-opinions (par critère) et les échanges entre agents consistent à se rapprocher de l'opinion de l'autre. L'avantage est de pouvoir limiter grandement les temps de calculs et de faciliter l'analyse des politiques apprises.

Afin d'illustrer cette approche, nous proposons de l'appliquer au cas de l'adoption de compteurs d'eau communicants par les agriculteurs de la région du Louts (Sud-Ouest de la France). Comme cela a déjà été mentionné dans la partie précédente, les agriculteurs de cette région utilisent principalement des compteurs mécaniques qui évaluent mal la consommation d'eau en raison de leur faible précision. C'est un avantage pour les agriculteurs, car ils sont moins susceptibles d'être surtaxés s'ils dépassent le quota qui leur est alloué. Néanmoins, cette surconsommation est un problème important dans cette région où le niveau des rivières tend à diminuer chaque année en raison du changement climatique, ce qui a des conséquences majeures pour l'écosystème local. C'est pourquoi le ministère de l'environnement a exigé une rénovation périodique du système de comptage tous les 9 ans. L'institution chargée de la gestion de la distribution de l'eau dans cette zone compte sur cette réglementation pour installer ses nouveaux compteurs communicants. Ces nouveaux compteurs sont plus précis et permettent de suivre en temps réel la consommation de chaque agriculteur et donc de mieux gérer l'utilisation de l'eau. Cependant, l'institution a du mal à convaincre les agriculteurs d'installer ce dispositif car ils le perçoivent négativement. Cet obstacle est étroitement lié à la méfiance des agriculteurs à l'égard de l'institution. Une grande partie des agriculteurs pensent que le nouveau compteur ne leur apporte rien et qu'il n'est utile qu'à l'institution. Ainsi, l'institution s'interroge aujourd'hui sur la politique à mettre en oeuvre pour favoriser l'adoption des nouveaux compteurs.

Les sections suivantes présentent respectivement la version simplifiée de MIDA0, la méthode d'apprentissage et les résultats de l'apprentissage.

5.2 Le modèle MIDA0 simplifié

5.2.1 Les agents

Deux types d'entités sont représentés dans le modèle : les adoptants possibles (agents *individu*) et l'*institution* (agent unique). Les tables 5.1 et 5.2 présentent respectivement les variables d'état des agents *individu* et *institution*.

5.2.2 Dynamique du modèle

Soit H la durée de la simulation (nombre total d'étapes), trois échelles temporelles sont pris en considération (voir Figure 5.1) :

- délai des interactions entre les agents *individu* (T^{ind})

Variable	Type de données	Description
$social_network^i$	liste d'agents <i>individu</i> - statique	Liste des agents <i>individu</i> avec qui i est en contact
$P_{interact}^i$	réel $[0,1]$ - statique	Probabilité d'interaction avec un agent <i>individuel</i> sur une journée
$W_{attitude}^i$	réel $[0,1]$ - statique	Importance de l'attitude dans le calcul de l'intention
W_{social}^i	réel $[0,1]$ - statique	Importance de la norme sociale dans le calcul de l'intention
W_{pbc}^i	réel $[0,1]$ - statique	Importance du PBC dans le calcul des intentions
Ω^i	réel $[0,1]$ - statique	Seuil d'adoption
W_k^i	réel $[0,1]$ - statique	Importance du sujet k
W_c^i	réel $[0,1]$ - statique	Importance de la contrainte c
μ^i	réel $[0,1]$ - statique	Vitesse de convergence de l'opinion
d^i	réel $[0,1]$ - statique	Différence d'opinion maximale acceptée pour la convergence
$Adoption^i(t)$	Booléen - dynamique	L'agent a-t-il adopté l'innovation au temps t ?
$I^i(t)$	réel $[0,1]$ - dynamique	Valeur au temps t de l'intention
$A^i(t)$	réel $[0,1]$ - dynamique	Valeur au temps t de l'attitude actuelle
$Op_k^i(t)$	réel $[0,1]$ - dynamique	Opinion au temps t sur le sujet k
$Skill_c^i(t)$	réel $[0,1]$ - dynamique	Compétence au temps t pour faire face à la contrainte c
$Support_k^i(t)$	réel $[0,1]$ - dynamique	Valeur du soutien au temps t en relation avec le sujet k
$Support_c^i(t)$	réel $[0,1]$ - dynamique	Valeur du support au temps t en relation avec la contrainte c

Table 5.1: Variables d'état d'un agent *individu* i au pas de temps t

Variable	Type de données	Description
$Budget(t)$	réel - dynamique	Budget disponible au temps t pour mettre en œuvre les politiques publiques
$Etapes(t)$	entier - dynamique	Nombre d'étapes de décision restantes au temps t pour mettre en œuvre les actions institutionnelles (par exemple, $T^{inst} - t$)

Table 5.2: Variables d'état de l'agent *Institution* au pas de temps t

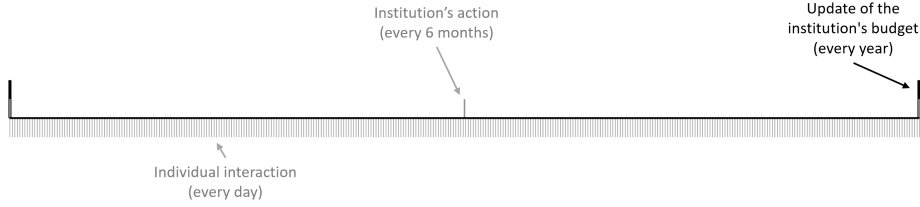


Figure 5.1: Différentes échelles de temps considérés : tous les jours, interaction des agent *individu* ; tous les 6 mois, mise en oeuvre des actions de l'agent *institution* ; tous les ans, mise à jour du budget de l'agent *institution*

- délai de mise en oeuvre de l'action de l'agent *institution* (T^{inst})
- délai de mise à jour du budget de l'agent *institution* (T^{budget})

Tous les T^{ind} pas de temps, chaque agent *individu* i a la probabilité $P_{interact}^i$ d'interagir avec un autre agent *individu* de son réseau social (*social_networkⁱ* - choisi aléatoirement avec un tirage uniforme). Durant cette interaction, les deux agents *individu* pourront rapprocher leur opinion sur un sujet. Les agents *Individu* qui ont eu une interaction mettent à jour leur intention d'adopter et décident s'ils souhaitent ou non adopter l'innovation : si l'intention de l'agent au pas de temps t , $I^i(t)$ est supérieure au seuil d'adoption Ω^i , l'agent adopte l'innovation : $Adoption^i(t)$ prend alors la valeur *true*. Il est possible de considérer deux cas en fonction de l'innovation : soit un agent *individu* ne peut pas revenir en arrière (une fois adoptée, il garde l'innovation), soit il peut décider de ne pas conserver l'innovation. Les sections suivantes donnent plus de détails sur le calcul de l'intention d'adopter et sur les interactions entre agents *individu*.

Tous les T^{inst} pas de temps, l'agent *institution* commence par supprimer tous les soutiens mis précédemment en place (pour tous les agents *individu*, $Support_k^i(t)$ et $Support_c^i(t)$ sont fixés à 0.0 pour tous les sujets et toutes les contraintes), puis l'agent *institution* choisit les actions à mettre en oeuvre. Les actions peuvent agir directement sur les agents *Individu* en modifiant de manière permanente leur opinion sur un sujet ou leurs compétences pour gérer une contrainte, ou elles peuvent être temporaires (uniquement pendant la période où l'action est active). Dans le premier cas, l'action modifiera directement les valeurs de l'opinion $Op_k^i(t)$ ou de la compétence $Skill_c^i(t)$ des agents. Dans le second cas, elle modifiera le soutien des agents sur un sujet, $Support_k^i(t)$, ou sur une contrainte, $Support_c^i(t)$.

Les actions que l'institution peut mettre en oeuvre dépendent du domaine d'application. Ainsi, nous présentons dans la Section 5.3 les actions de l'institution pour le cas de l'adoption de compteurs d'eau communicants dans l'agriculture.

Enfin, tous les (T^{budget}) pas de temps. Le budget de l'agent *institution* est mis à jour en additionnant à son budget actuel ($Budget(t)$) le budget de l'année

$Budget_{year}$:

$$Budget(t) \leftarrow Budget(t) + Budget_{year}.$$

Calcul de l'intention

L'intention d'un agent *individu* i au pas de temps t est calculée comme suit :

$$I^i(t) \leftarrow W_{attitude}^i \times A^i(t) + W_{social}^i \times SN^i(t) + W_{pbc}^i \times PBC^i(t) \quad (5.1)$$

Avec:

$$W_{attitude}^i + W_{social}^i + W_{pbc}^i = 1 \quad (5.2)$$

L'attitude A^i d'un agent *individu* i considérant la politique de l'agent *institution* au pas de temps t est calculée comme suit :

$$A^i \leftarrow \sum_{k \in K} Min[1.0, Op_k^i(t) + Support_k^i(t)] \times W_k^i \quad (5.3)$$

Avec, K l'ensemble des sujets (thèmes) d'adoption considérés, et :

$$\sum_{k \in K} W_k^i = 1 \quad (5.4)$$

La norme sociale SN^i d'un agent i au pas de temps t est calculée comme suit :

$$SN^i(t) \leftarrow \frac{m^i(t)}{n^i} \quad (5.5)$$

Où $m^i(t)$ est le nombre d'agents *individu* du réseau social $social_network^i$ qui ont adopté au pas de temps t ($|\{i' \in social_network^i, Adoption^{i'}(t) = true\}|$), et n^i le nombre d'agents *individu* dans $social_network^i$.

Le PBC $PBC^i(t)$ d'un agent *individu* i au pas de temps t est calculée comme suit :

$$PBC^i(t) \leftarrow \sum_{c \in C} Min[1.0, Skill_c^i(t) + Support_c^i(t)] \times W_c^i \quad (5.6)$$

Avec C l'ensemble des contraintes d'adoption considérées, et :

$$\sum_{c \in C} W_c^i = 1 \quad (5.7)$$

Interaction entre les agents *individu*

Pour gérer les interactions entre les agents *individu*, nous utilisons le modèle classique d'accord relatif [31] : lorsque deux agents *individu* i et i' se rencontrent et entament une discussion sur un sujet k , ils ajustent leurs opinions sur k tant que leur différence d'opinion sur k est inférieure à un seuil donné d^i - c'est-à-dire que l'opinion sur k de i est modifiée au pas de temps $t + 1$ si $|Op_k^i(t) - Op_k^{i'}(t)| < d^i$. i.e. l'opinion sur k de i est modifiée au pas de temps $t + 1$ si $|Op_k^i(t) - Op_k^{i'}(t)| < d^i$:

$$Op_k^i(t+1) \leftarrow Op_k^i(t) + \mu \times (Op_k^{i'}(t) - Op_k^i(t)) \quad (5.8)$$

$$Op_k^{i'}(t+1) \leftarrow Op_k^{i'}(t) + \mu \times (Op_k^i(t) - Op_k^{i'}(t)) \quad (5.9)$$

5.2.3 Discussion

Le modèle se veut totalement générique et adaptable à tout type d'innovation. Ainsi, le modèle proposé par [17] peut être considéré comme une application particulière de notre modèle avec des pratiques agricoles à faibles intrants comme innovation et avec les paramètres suivants :

- la probabilité d'interaction entre agents *individu* ($P_{interact}^i$) est de 0
- 2 sujets sur l'innovation (économie et environnement)
- 1 contrainte liée aux compétences des agriculteurs

La section 5.3 présente une autre application du modèle concernant l'adoption de compteurs d'eau communicants par les agriculteurs du Sud-Ouest de la France.

5.3 Application : adoption de compteurs d'eau communicants par les agriculteurs

Dans ceinstanciation du modèle générique, les agents *individu* représentent les agriculteurs. Sur la base des travaux de [64] qui ont analysé les arguments utilisés par les parties prenantes concernant les compteurs d'eau communicants, nous avons identifié 3 thèmes principaux : l'économie, l'environnement et la gestion de l'exploitation (facilité de gestion).

Concernant la contrainte d'adoption, nous avons choisi d'utiliser le même type que [17], c'est-à-dire la compétence technique.

Nous avons intégré 3 types d'actions pour l'institution : la formation, l'aide financière et la sensibilisation à l'environnement. Les actions sont définies comme suit :

- *formation*: Pour $N_{train}(t)$ agents *individu* choisis aléatoirement (tirage uniforme) au pas de temps t , augmente de manière permanente leur opinion sur

le sujet "gestion de l'exploitation" ($Op_{management}^i$) et leur compétence par rapport à la contrainte "Technique" ($Skill_{technical}^i$) d'une valeur $\theta_{train}(t)$:

$$\begin{aligned} Op_{management}^i(t+1) &\leftarrow \min(1.0, Op_{management}^i(t) + \theta_{train}(t)) \\ Skill_{technical}^i(t+1) &\leftarrow Skill_{technical}^i(t) + \theta_{train}(t) \end{aligned} \quad (5.10)$$

Le coût de cette action est de : $N_{train}(t) \times \theta_{train}(t)$

- *Aide financière*: pour tous les agents, augmente temporairement l'opinion sur le thème "Économie" ($Support_{economy}^i$) d'une valeur $\theta_{aid}(t)$:

$$Support_{economy}^i(t+1) \leftarrow \min(1.0, Support_{economy}^i(t) + \theta_{aid}(t)) \quad (5.12)$$

Le coût de cette action est de : $N_{new_adopters}(t) \times \theta_{aid}(t)$, avec $N_{new_adopters}(t)$ le nombre d'agents *individu* qui ont adopté les compteurs d'eau communicants au cours de la période d'application de la politique.

- *sensibilisation à l'environnement*: Pour $N_{env}(t)$ agents *individu* choisis aléatoirement (tirage uniforme) au pas de temps t , augmente de manière permanente leur opinion sur le sujet "Environnement" ($Op_{environment}^i$) d'une valeur $\theta_{env}(t)$:

$$Op_{environment}^i(t+1) \leftarrow \min(1.0, Op_{environment}^i(t) + \theta_{env}(t)) \quad (5.13)$$

Le coût de cette action est de : $\frac{1}{2} \times N_{env}(t) \times \theta_{env}(t)$. Nous avons défini un coût plus faible pour cette action car, contrairement à l'action *formation* qui concerne à la fois *l'attitude* et le *PBC*, celle-ci ne concerne que *l'attitude*. De plus, contrairement à l'action *aide financière* qui n'entraîne un coût sur le budget que si un agent adopte l'innovation, ici le coût de l'action est dépensé dès que l'action est déclenchée, même si elle n'a aucun effet sur les adoptions.

Le tableau 5.3 résume toutes les valeurs des paramètres liés aux actions.

Le modèle est initialisé par la création de N_{ind} agents *individu*. L'initialisation d'un agent *individu* se déroule comme suit : son réseau social (*social_network*^{*i*}) est rempli par N_{social} agents *individu* choisis aléatoirement (tirage uniforme sans remise). Ensuite, pour chaque sujet k (parmi l'économie, l'environnement et la gestion agricole), la valeur initiale de l'opinion $Op_k^i(1)$ et le poids W_k^i pour ce sujet sont choisis aléatoirement entre 0.0 et 1.0 (distribution uniforme). Les poids des différents sujets sont ensuite normalisés de manière à ce que la somme des poids soit égale à 1.0. La valeur des poids de la TCP ($W_{attitude}^i$, W_{social}^i et W_{pbc}^i) est également choisie au hasard entre 0,0 et 1,0 (distribution uniforme), puis normalisée. Le seuil d'adoption (Ω^i) est initialisé entre 0.0 et 1.0 à l'aide d'une distribution gaussienne tronquée avec une moyenne de Ω_{mean} et un écart type de Ω_{std} . La vitesse de convergence des opinions (μ), la différence maximale d'opinion acceptée pour la convergence (d) et la probabilité d'interaction ($P_{interact}$) sont considérées comme homogènes pour tous les agents.

Variable	Type de données	Description
$N_{train}(t)$	entier [0, 100]	Nombre d'agents <i>individu</i> qui seront formés
$\theta_{train}(t)$	réel [0.0, 1.0]	Niveau de formation
$\theta_{aid}(t)$	réel [0.0, 1.0]	Niveau d'aide financière
$N_{env}(t)$	entier [0, 100]	Nombre d'agents <i>individu</i> qui seront sensibilisés à l'environnement
$\theta_{env}(t)$	réel [0.0, 1.0]	Niveau de sensibilisation à l'environnement

Table 5.3: Paramètres qui déterminent l'action de l'agent *institution* au pas de temps t

Une fois tous ces paramètres initialisés, la valeur initiale de l'intention est calculée en utilisant l'équation 5.1.

Toutes les valeurs des paramètres (non aléatoires) telles qu'elles ont été instanciées dans les expérimentations sont indiquées dans le tableau 5.4.

Variable	Valeur initiale
N_{ind}	100
N_{social}	5
$P_{interact}$	0.1
Ω_{mean}	0.7
Ω_{std}	0.1
μ	0.1
d	0.5
$Budget_{year}$	10.0
End_{time}	5 années

Table 5.4: Valeurs des paramètres utilisés pour les simulations

5.4 La méthode d'apprentissage

Cette section détaille notre approche qui s'appuie sur l'apprentissage automatique, et en particulier sur l'apprentissage par renforcement, pour apprendre automatiquement des politiques efficaces de diffusion de l'innovation. Comme nous l'avons vu dans l'introduction, la conception d'une politique d'innovation efficace est un problème très complexe. À chaque étape de la décision, l'institution doit décider si elle lance de nouvelles actions (parallèles) dans plusieurs domaines d'intérêt (à savoir la formation, l'aide financière et la sensibilisation à l'environnement pour notre cas d'application) ainsi que l'étendue de chacune de ces actions (à savoir le niveau d'augmentation de l'opinion/compétences et,

pour les actions de formation et de sensibilisation à l'environnement, le nombre de personnes touchées par l'action). Par conséquent, il ne s'agit pas seulement de savoir quelles actions lancer, mais aussi quand, dans quelle combinaison et quelles valeurs de paramètres choisir. Cette tâche devient encore plus complexe si l'on considère que, pour la mener à bien, l'institution ne peut observer aucune caractéristique de l'état interne d'un individu (par exemple son intention, ses préférences, ...), mais seulement quelques statistiques agrégées au niveau de la population (par exemple le nombre d'adoptants). L'institution ne peut pas non plus cibler les actions politiques pour atteindre des individus spécifiques, mais seulement choisir le nombre d'individus atteints.

Le reste de cette section décrit en détail l'approche utilisée : nous formalisons mathématiquement le problème de conception de politique auquel l'institution est confrontée comme un problème d'apprentissage par renforcement (section 5.4.1) et nous décrivons comment le résoudre par une approche d'apprentissage profond (section 5.4.3).

5.4.1 Le problème de la conception de la politique d'innovation

Dans ce qui suit, nous définissons formellement le problème d'optimisation auquel est confrontée l'institution lorsqu'elle conçoit une politique visant à maximiser le nombre d'adoptants d'une innovation sur un horizon temporel fini, T^{inst} (c'est-à-dire que la politique sera évaluée pour l'état atteint après T^{inst} étapes de décision de l'institution). Dans ce problème, les actions politiques lancées à un pas de temps donné t sont limitées par le budget disponible à ce pas de temps ($Budget(t)$).

Nous inscrivons ce problème dans le cadre du "Reinforcement Learning" (RL) dans lequel l'institution apprend des politiques de diffusion de l'innovation efficaces en appliquant directement des politiques d'action sur l'environnement (simulé). La figure 5.2 décrit les principales étapes de l'interaction entre l'institution et l'environnement au cours d'une itération RL.

À chaque étape de décision de l'établissement $t \text{ modulo } T^{inst} = 0$, l'institution reçoit trois observations de l'environnement ((1) dans la figure 5.2): la proportion d'adoptants, le budget disponible et le nombre d'étapes de décision restant avant la limite de temps. Ces observations forment l'état de l'environnement perçu par l'institution sur ce pas de temps, soit $S(t) = \langle Budget(t), Adopters(t), Steps(t) \rangle$. Notez que le seul indicateur que l'institution peut observer à partir de la population est la fraction d'adoptants. Les étapes de décision restant avant la limite de temps sont incluses pour fournir une prise en compte du temps dans la représentation de l'état, une approche qui a donné de bons résultats dans les domaines limités dans le temps [58].

Compte tenu de l'état observé de l'environnement, l'institution applique sa politique ((2) dans la figure 5.2) pour décider quelles actions, $A(t)$, lancer dans cet état. Pour cela, nous considérons que l'institution doit définir la valeur d'un ensemble de paramètres (continus) pour chaque type d'action possible et

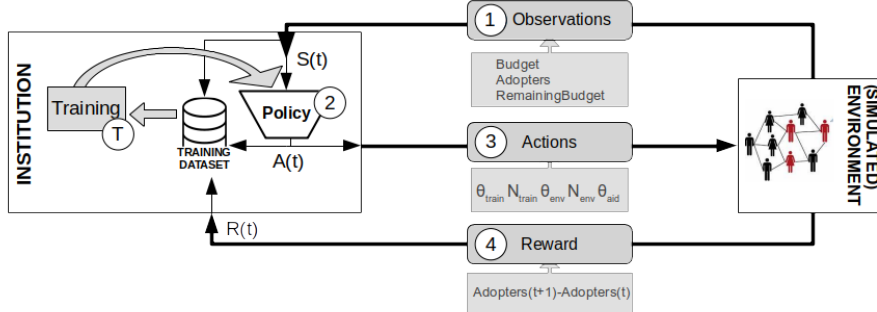


Figure 5.2: Aperçu schématique des interactions entre l'institution (l'apprenant) et l'environnement au cours des différentes étapes de RL

que plusieurs types d'actions peuvent être lancés en parallèle, ce qui diffère des problèmes similaires étudiés dans la littérature où à chaque pas de temps l'agent ne peut sélectionner qu'une seule action dont les paramètres sont typiquement décidés dans une seconde phase de décision. Comme détaillé dans la section 5.2, dans l'application étudiée, à savoir l'adoption de compteurs d'eau communicants par les agriculteurs, il existe trois types d'actions politiques : la formation, l'aide financière et la sensibilisation à l'environnement. Plus précisément, l'institution agit en précisant : (i) le niveau de chaque type d'action (c'est-à-dire le niveau de formation, θ_{train} , le niveau de l'aide financière, θ_{aid} et le niveau de sensibilisation à l'environnement, θ_{env}); et (ii) le nombre d'individus à atteindre par les actions de formation (N_{train}) et de sensibilisation à l'environnement (N_{env}). Comme discuté dans la section 5.2, pour l'aide financière le nombre d'individus touchés n'est pas décidé ex-ante mais déterminé ex-post puisque l'aide est accordée si et seulement si un individu adopte le compteur d'eau communicant. Par conséquent, pour cette application, la *politique* de l'institution sera un mappage stochastique de la forme suivante :

$$\begin{pmatrix} Budget \\ Adopters \\ Steps \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \theta_{train} \\ N_{train} \\ \theta_{env} \\ N_{env} \\ \theta_{aid} \end{pmatrix}$$

Ce mappage stochastique s'appuie sur une fonction de politique $\pi(S(t); \Theta)$ qui à son tour est un mappage paramétré (nous utilisons la notation Θ pour désigner l'ensemble des paramètres de politique) des états environnementaux à la probabilité distributions sur les actions. Comme pratique courante dans les espaces d'action continue, nous avons basé notre approche sur des méthodes de gradient de politique dans lesquelles l'institution apprendra directement une politique paramétrée qui peut sélectionner des actions sans consulter une fonction

de valeur. Une fonction peut toujours être utilisée pour apprendre les paramètres de la politique, mais n'est pas requise pour la sélection de l'action. Étant donné une fonction de politique, les actions à appliquer à un pas de temps donné t sont obtenues en échantillonnant directement π sur l'état courant :

$$A(t) \sim \pi(S(t); \Theta) \quad (5.14)$$

Ces actions, implémentée par l'institution (③ dans la figure 5.2), sont appliquées à l'environnement au pas de temps t sous contrainte du budget disponible (c'est-à-dire qu'une action n'est appliquée que s'il y a suffisamment budget restant). Dans ce modèle, on considère que chaque type d'action engendre un coût sur le budget qui dépend de sa paramétrisation particulière et que l'institution est consciente du coût de ses actions. Dans la section 5.2, nous avons détaillé les coûts de chaque type d'action pour le cas des compteurs d'eau communicants.

Au pas de temps $t + T^{inst}$, l'environnement renvoie la récompense observé à l'institution (④ dans la figure 5.2). La récompense au temps t , $R(t)$ est typiquement une fonction (stochastique) de $S_{t-T^{inst}}$ et $A_{t-T^{inst}}$. En RL, le seul objectif de l'apprenant est de maximiser la récompense totale reçue à long terme. Ainsi, étant donné qu'on cherche ici à maximiser le nombre d'adoptants, la récompense à un pas de temps t est naturellement définie comme l'incrément sur la fraction d'adoptants par rapport à l'étape précédente :

$$R(t) = Adopters(t) - Adopters(t - T^{inst}) \quad (5.15)$$

Une fois la récompense obtenue, l'agent *institution* stocke les informations liées à cette expérience, c'est-à-dire $\langle S(t), A(t), R(t + T^{inst}) \rangle$.

L'objectif est de trouver une paramétrisation de la fonction de politique qui maximise la somme actualisée des récompenses au fil du temps :

$$\max_{\Theta} E \left[\sum_{t=0}^{T^{inst}} \gamma^t \cdot R(t + T^{inst}) \right] \quad (5.16)$$

où $\gamma \in [0, 1]$ est le facteur d'actualisation.

À chaque étape d'apprentissage (⑤ dans la figure 5.2) - l'agent *institution* apprend par lots d'expériences, le nombre d'expériences par lot étant déterminé par les hyperparamètres de l'algorithme d'apprentissage utilisé - l'agent *institution* va utiliser le module d'entraînement à partir de l'ensemble des données qu'il aura stocké pour produire un nouvel ensemble de paramètres qui sera utilisé à partir de ce moment pour paramétrer la politique actuelle en place.

Dans la section suivante, nous décrivons en détail la conception de ce module d'apprentissage ainsi que les distributions paramétriques que nous proposons pour la conception de la politique de diffusion de l'innovation.

5.4.2 Etat de l'art

Compte tenu du grand nombre de travaux sur l'apprentissage par renforcement, nous nous concentrons sur les domaines les plus pertinents pour notre travail, à savoir, l'apprentissage par renforcement profond pour la conception de politiques et les avancées de l'apprentissage par renforcement pour traiter des espaces d'action complexes (par exemple, paramétrés, combinatoires, contraints, ...).

L'apprentissage par renforcement profond pour la conception de politiques publiques. Récemment, certains travaux [82, 91, 27] ont appliqué l'apprentissage par renforcement profond au problème de la conception des politiques publiques. Dans [27], un agent décideur en Deep RL ajuste les prix sur un marché de production (par exemple, le marché commun de la pêche) pour prendre en compte de multiples objectifs, y compris la durabilité et le gaspillage des ressources. Néanmoins, le résultat de ce modèle n'est qu'un vecteur de valeurs d'action continues (c'est-à-dire correspondant au prix de chaque bien lors du prochain cycle de marché) et il ne tient compte d'aucune contrainte sur le budget du décideur (c'est-à-dire que le coût de l'intervention du décideur, défini comme la différence entre les prix calculés en RL et les prix du marché concurrentiel traditionnel, n'est pas limité). [91] et [82], dans le contexte des cadres dits AI Economist, ont appliqué Deep RL au problème de la conception de politiques fiscales et de politiques d'intervention en cas de pandémie, respectivement. Cependant, dans les deux travaux, la politique produit une action unique discrétisée en intervalles (de sorte que leur cadre finit par être un espace d'action discret) et ne prend en compte aucune contrainte sur le coût des actions politiques.

Les espaces d'action paramétrés. Plusieurs cadres et algorithmes [54, 41] ont été proposés pour traiter les espaces d'action paramétrés, dans lesquels la politique nécessite des paramètres spécifiés associés à des valeurs d'action (discrètes). Cependant, ces travaux considèrent des actions qui s'excluent mutuellement et la solution est généralement élaborée par le biais d'une prise de décision à deux niveaux dans laquelle on sélectionne d'abord l'action à appliquer et, ensuite, on définit les paramètres de cette action. Ici, nous ne pouvons pas appliquer ce type d'approche puisque, dans notre problème, l'institution peut lancer n'importe quelle combinaison d'actions en parallèle, c'est-à-dire au même pas de temps.

Les espaces d'action combinatoire. D'autres travaux [42, 32] se sont concentrés sur des espaces d'action où chaque action est un ensemble de multiples sous-actions interdépendantes (c'est-à-dire non mutuellement exclusives). Toutefois, dans ces travaux, la complexité de l'espace d'actions résulte de la prise en compte d'un grand nombre d'actions, ce qui conduit à un espace d'actions combinatoire exponentiel. Au contraire, dans les politiques de diffusion de l'innovation, le nombre de types d'actions est généralement faible et la complexité provient plutôt du fait que les actions sont paramétrées par un ensemble de paramètres continus ainsi que par une contrainte budgétaire qui crée des interdépendances entre elles.

Espaces d'actions bornées. Les scénarios d'actions bornées dans les domaines discrets sont généralement traités par le masquage d'actions [45] alors

que dans les domaines continus, ils sont généralement traités en bornant les distributions correspondantes [24]. Cependant, étant donné que la contrainte budgétaire est définie sur tous les types d'actions (créant des interdépendances entre elles), nous ne pouvons pas utiliser de techniques de bornage individuelles ici.

Espaces d'action contraints. Compte tenu de la contrainte budgétaire, notre travail est également lié à l'apprentissage de politiques sous contrainte. Dans [52], le problème de l'apprentissage avec contraintes est modélisé comme un processus de décision de Markov avec contraintes (CMDP). Les approches existantes pour résoudre les CMDP comprennent l'amélioration : (i) du NN avec une couche supplémentaire qui projette les actions sur un espace réalisable [26, 14] ou (ii) de l'algorithme de gradient de politique lui-même [25, 51, 87]. Toutefois, compte tenu de la caractéristique polyvalente de ces approches (c'est-à-dire qu'elles peuvent traiter tout type de contrainte), elles complexifient généralement le processus d'apprentissage, ce qui affecte ses performances et sa capacité à passer à l'échelle. Ainsi, même si le problème de conception d'une politique de diffusion de l'innovation peut être considéré comme un CMDP, nous pouvons profiter ici du fait que la contrainte budgétaire est explicite et connue de l'apprenant pour exploiter sa structure et la représenter dans le réseau de politique sous une forme plus expressive.

Dans l'ensemble, à notre connaissance, la conception d'une politique de diffusion de l'innovation n'a pas été abordée dans la littérature sur l'apprentissage automatique. En outre, l'espace d'action complexe de ce problème, composé de multiples actions paramétrables continues contraintes par un budget commun, plaide en faveur de nouvelles architectures capables de traiter cet espace d'action de manière efficace.

5.4.3 Une approche d'apprentissage profond pour optimiser les politiques de diffusion de l'innovation

Cette section détaille l'approche d'apprentissage proposée pour optimiser les politiques publiques de diffusion de l'innovation en suivant l'objectif détaillé dans l'équation 5.16.

Comme c'est souvent le cas dans la littérature lorsqu'il s'agit d'environnements partiellement observables très complexes, nous avons fondé notre approche sur l'apprentissage par renforcement profond, où *deep* désigne un réseau de neurones artificiels profond (NN) qui est utilisé pour approximer la fonction de politique. Dans l'apprentissage par renforcement profond, l'ensemble des paramètres Θ qui sont ajustés par l'apprentissage sont les poids du réseau de neurones. En outre, comme c'est généralement le cas dans la paramétrisation des politiques pour les actions continues, la fonction de politique est définie comme une distribution de probabilités paramétriques sur les actions (cette distribution paramétrique sur les actions peut être définie comme l'agrégation de plusieurs distributions paramétriques sur différentes actions, comme nous le faisons dans ce travail) et les sorties du réseau de neurones sont utilisées pour mettre à jour les paramètres de cette distribution.

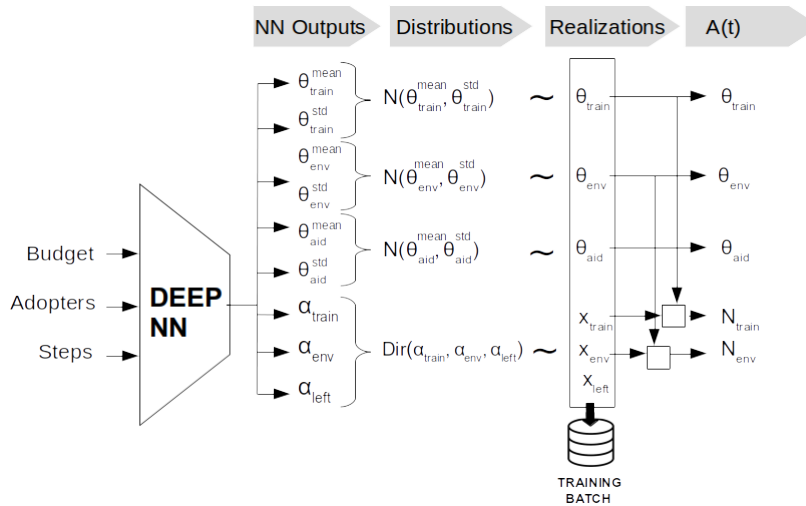


Figure 5.3: Vue d'ensemble schématique du processus allant de l'entrée du NN aux actions politiques de l'institution. 1) Le NN reçoit en entrée l'état actuel de l'environnement. 2) Les sorties du NN sont utilisées pour définir certaines distributions paramétriques sur les actions dans l'état actuel. 3) Les distributions sont échantillonnées pour obtenir des réalisations pour l'itération en cours. 4) Les actions politiques a effectuées sont définies à partir des réalisations.

Plusieurs difficultés doivent être surmontées lors de la conception d'un réseau de neurones pour ce problème. Ces défis découlent de la contrainte budgétaire qui limite l'espace des actions réalisables en fonction de l'état (c'est-à-dire du budget disponible). L'approche classique du traitement des espaces d'actions continus en RL profond consiste à utiliser une paramétrisation de politique normale (gaussienne) dans laquelle le réseau de neurones produit la moyenne et l'écart type de la distribution normale correspondante. Si l'action est composée de plusieurs sous-actions, une distribution normale est utilisée pour spécifier chaque sous-action et la distribution globale de l'action est définie comme l'agrégation des distributions individuelles. A noter qu'appliquer cette approche à notre problème ne garantit en rien que la solution échantillonnée respectera le budget, ce qui n'est pas important dans notre cas : Comme l'explique la section 5.2, les actions dont le coût dépasse le budget disponible ne seront pas appliquées, ce qui a le même effet que de ne pas lancer ces actions. Toutefois, comme le souligne la littérature [45], agir comme s'il n'y avait pas de contrainte dans des environnements avec de grands espaces d'actions conduit généralement à un apprentissage inefficace et à un faible taux de convergence. C'est pourquoi, dans ce travail, nous avons opté pour une approche qui prend explicitement en compte la contrainte dans la politique, en garantissant que les actions sélectionnées par la politique respectent le budget.

La création d'une politique qui respecte la contrainte budgétaire est particulièrement difficile dans notre cas. En effet, si de nombreux travaux traitent des contraintes qui s'appliquent aux actions individuelles (c'est-à-dire qu'ils définissent des bornes indépendantes sur le domaine de chaque sous-action et, dans le domaine des actions continues, qui peuvent être traités en bornant indépendamment la distribution correspondante de chaque sous-action [24]), dans notre cas le budget est partagé entre toutes les sous-actions, qui peuvent à leur tour être lancées en parallèle, de sorte que les bornes d'une action ne dépendent pas seulement de l'état, mais aussi des valeurs des autres sous-actions. Nous ne pouvons donc pas garantir que nous respecterons la contrainte en limitant chaque action individuellement en fonction de l'état.

La section suivante décrit l'architecture NN particulière que nous proposons pour surmonter les défis ouverts susmentionnés.

L'architecture du NN

Nous proposons d'utiliser pour notre architecture une approche classique gaussienne de paramétrage de la politique pour les distributions de probabilité qui définissent le niveau auquel nous appliquons chaque type d'action au niveau individuel (c'est-à-dire θ_{env} , θ_{train} et θ_{aid}). Pour les autres paramètres qui caractérisent les actions, c'est-à-dire le nombre d'individus touchés par les actions de formation et de sensibilisation à l'environnement, nous adoptons une approche différente (c'est-à-dire que ces actions ne seront pas directement échantillonnées à partir de distributions de probabilités) qui garantit que les actions sélectionnées par la politique respectent la contrainte budgétaire. Plus précisément, le réseau de neurones produira un deuxième ensemble de paramètres qui définissent une distribution de probabilités sur la répartition du budget disponible entre les différents types d'actions. Ensuite, le nombre d'individus touchés par les actions de formation et de sensibilisation à l'environnement sera déterminé après la réalisation de l'allocation budgétaire et du niveau de ces actions. La figure 5.3 illustre cette architecture NN ainsi que les différentes étapes du processus qui va de la sortie NN aux actions choisies.

Les distributions normales (gaussiennes) pour chaque action θ à valeur réelle. Comme le montre la figure 5.3, le NN produira un premier ensemble de paramètres composé d'une moyenne et d'un écart type pour chaque type d'action (par exemple θ_a^{mean} , θ_a^{std} pour chaque $a \in \{train, env, aid\}$). Ces paramètres seront utilisés pour définir des distributions normales "tanh-squashed" (gaussiennes) sur les niveaux d'action à valeur réelle. Formellement,

$$P(\theta_a|s) = T(\mathcal{N}(\theta_a^{mean}, \theta_a^{std})) \quad \forall a \in \{train, env, aid\} \quad (5.17)$$

où T est une transformation "tanh-squashed" écrasée pour délimiter la plage d'actions ($R \rightarrow [0, 1]$) et \mathcal{N} est la distribution gaussienne.

Les valeurs des niveaux d'étendue des actions sont obtenues en échantillonnant directement les distributions correspondantes sur l'état actuel :

$$\theta_{train}(t) \sim P(\theta_{train}|s), \quad \theta_{env}(t) \sim P(\theta_{env}|s), \quad \theta_{aid}(t) \sim P(\theta_{aid}|s) \quad (5.18)$$

Distribution de Dirichlet pour l'allocation du budget. Pour modéliser la répartition du budget entre les différents types d'actions, nous proposons d'utiliser une distribution de Dirichlet, un type de distribution généralement utilisé dans l'allocation de ressources (continues) [80] étant donné que les réalisations de la distribution satisfont une contrainte de simplexe (c'est-à-dire $\sum \mathbf{x} = 1, \mathbf{x} \sim Dir(\cdot)$). Ainsi, comme le montre la figure 5.3, le NN produira les paramètres de concentration d'une distribution de Dirichlet tridimensionnelle : un pour la dimension de formation (α_{train}), un pour la dimension de sensibilisation à l'environnement (α_{env}) et un pour le budget restant pour la dimension d'aide financière et/ou à transférer au pas de décision suivant (α_{left}). A noter que la manière dont le budget restant est réparti entre la dimension d'aide financière et le budget non dépensé au temps t et donc transféré au temps $t + T^{inst}$ n'est pas contrôlée par la politique de l'institution. Formellement,

$$P(x_{train}, x_{env}, x_{left}|s) = Dir(\alpha_{train}, \alpha_{env}, \alpha_{left}) \quad (5.19)$$

Une réalisation $(x_{train}(t), x_{env}(t), x_{left}(t))$ de la distribution de Dirichlet représente une partition du budget actuel $Budget(t)$: $(x_{train}(t) \times Budget(t), x_{env}(t) \times Budget(t), x_{left}(t) \times Budget(t))$.

Détermination des actions N_{env} et N_{train} en fonction du budget et des réalisations θ -actions. Enfin, compte tenu de la partition budgétaire actuelle et du niveau de chaque action, le nombre d'individus touchés par les actions de formation et de sensibilisation à l'environnement est déterminé comme le nombre maximum d'individus auxquels nous pouvons appliquer le niveau sélectionné pour cette action tout en respectant le budget alloué. Formellement, $\forall a \in \{train, env\}$

$$N_a(t) = \arg \max_{N \in \{0, \dots, N_{ind}\}} [N \times C_a(\theta_a(t)) \leq x_a(t) \times Budget(t)] \quad (5.20)$$

où $C_a(\theta_a(t))$ est une fonction qui, compte tenu du degré d'application de l'action au cours de la période, renvoie le coût de l'application de cette action pour un seul individu. Les coûts des actions sont précisés à la section 5.2, $C_{train}(\theta_{train}(t)) = \theta_{train}(t)$ and $C_{env}(\theta_{env}(t)) = \frac{1}{2} \times \theta_{env}(t)$.

Par conséquent, la politique du NN attribue une distribution de probabilités sur les actions conjointes à chaque état possible du système (année, budget, adoptants). Cette distribution peut être échantillonnée chaque fois qu'une action doit être appliquée au système.

5.5 Expérimentation

Cette section présente les expérimentations réalisées pour analyser le modèle (section 5.5.1) et les résultats de l'approche de conception de politiques utilisant l'apprentissage par renforcement (section 5.5.2).

Tout comme MIDAO, sa version simplifiée a été implémentée avec la plateforme GAMA [70]. L'un des avantages de GAMA est qu'elle permet de prendre en charge la communication avec des logiciels externes en utilisant l'échange de

messages, ce qui a facilité le couplage avec le module d'apprentissage (implémenté en Python pour tirer parti des bibliothèques d'apprentissage profond existantes). Nous avons utilisé notre propre implémentation des algorithmes RL Logic RL et Proximal Policy Optimization (PPO) [68] mais en nous appuyant sur le framework *Tensorflow* pour la partie deep learning.

5.5.1 Analyse du modèle

Analyse de sensibilité à la stochasticité

Dans une première expérimentation, nous proposons d'analyser l'impact de la stochasticité des simulations sur les résultats et en particulier sur le nombre d'adoptants. L'objectif principal est de trouver une valeur seuil de réplifications au-delà de laquelle une augmentation du nombre de réplifications n'impliquerait pas une diminution marginale significative de la différence entre les résultats. Pour ce faire, nous comparons le nombre d'adoptants à la fin de la simulation (c'est-à-dire après 5 années) entre différents nombres de réplifications de la simulation. Nous entreprenons cette exploration avec le scénario le plus simple possible, c'est-à-dire sans aucune action mise en oeuvre par l'agent *institution*.

La figure 5.4 montre l'erreur standard du taux d'adoption obtenu avec différents nombres de réplifications. La figure 5.5 montre l'impact du nombre de répétitions sur le taux d'adoption : les lignes noires indiquent la médiane, les boîtes indiquent les deuxième et troisième quartiles (IQR), les moustaches indiquent le minimum et le maximum en excluant les valeurs aberrantes (résultats de simulation qui diffèrent de la médiane de plus de 1,5 fois l'IQR).

Les résultats suggèrent que l'augmentation du nombre de réplifications au-delà de 50 n'a pas un grand impact sur la tendance globale des simulations.

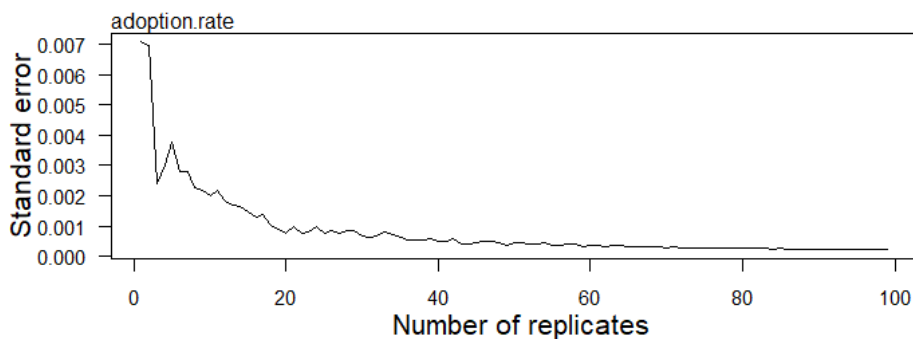


Figure 5.4: Comparaison des erreurs standard du taux d'adoption pour les différents nombres de répétitions.

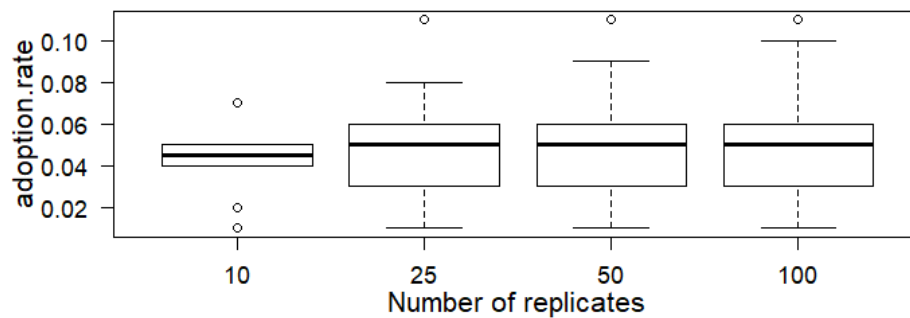


Figure 5.5: Diagrammes à moustaches du taux d'adoption pour les différents nombres de répétitions. Les lignes noires représentent les valeurs médianes ; les cases représentent l'intervalle interquartile (IQR), les moustaches représentent le minimum/maximum en excluant les valeurs aberrantes de 1,5 IQR. Les points sont des valeurs aberrantes au-delà de cette distance.

Analyse de l'impact des actions de l'institution

Nous proposons ici d'étudier l'impact des différentes actions possibles de l'institution prise individuellement. Plus précisément, nous calculons, pour les trois types d'actions possibles définis (soutien financier, sensibilisation à l'environnement et formation), les valeurs moyennes d'adoption obtenues pour 50 répétitions, en fonction du niveau de ces actions. Nous considérons dans cette expérimentation que la même action est appliquée à chaque étape de décision de l'institution (tous les 6 mois) - l'action est donc appliquée 10 fois au cours de la période de simulation (5 ans).

Le tableau 5.5 présente les résultats en termes de taux d'adoption et de coût pour différents niveaux de soutien financier. Les tableaux 5.6 et 5.7 montrent respectivement le taux d'adoption et le coût de l'action de formation en fonction du niveau de formation et de la proportion d'agriculteurs concernés. Enfin, 5.8 et 5.9 indiquent respectivement le taux d'adoption et le coût de l'action de sensibilisation à l'environnement en fonction du niveau de sensibilisation et de la proportion d'agriculteurs concernés.

Un premier résultat est que c'est l'action de *formation* est la plus efficace pour amener de nouveaux adoptants. Ce résultat n'est pas surprenant puisque cette action permet à l'agriculteur de mieux comprendre l'intérêt de l'innovation pour la gestion de l'exploitation (et donc d'augmenter son attitude vis-à-vis de l'adoption) et en même temps de lever les obstacles techniques à l'adoption (augmenter le PBC). Cependant, cette action est la plus coûteuse, puisque dans ce cas d'application nous considérons un budget de 10 par an et que pour 5 années, l'action permet au mieux de porter le pourcentage d'adoption à 18.4% (formation de 20% d'agriculteurs pour améliorer leur niveau de technicité de 0.2). Dans le même temps, l'action *soutien financier* permet d'atteindre un pourcentage d'adoption moyen d'environ 24,2% pour un budget de 24.2.

En effet, l'avantage de l'action de *soutien financier* est qu'elle n'est dépensée que lorsqu'un agriculteur adopte l'innovation, ce qui limite considérablement le coût dans le cas où peu d'agriculteurs adoptent l'innovation. Il convient de noter que ce coût aurait pu être beaucoup plus élevé si davantage d'agents avaient adopté l'innovation.

L'action de *sensibilisation à l'environnement* a eu un effet beaucoup plus faible sur les résultats, avec au mieux une augmentation de 4% du pourcentage d'adoption pour un budget de 50.

θ_{aid}	Taux d'adoption	Coût
0.0	0.045 (0.02)	4.5 (2)
0.2	0.059 (0.025)	5.9 (2.5)
0.4	0.078 (0.034)	7.8 (3.4)
0.6	0.116 (0.046)	11.6 (4.6)
0.8	0.175 (0.066)	17.5 (6.6)
1.0	0.242 (0.078)	24.2 (7.8)

Table 5.5: Taux d'adoption en fonction du niveau de soutien financier : valeur moyenne pour les 50 répétitions et écart-type entre parenthèses.

θ_{train} \ N_{train}	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
0	0.045 (0.026)	0.045 (0.026)	0.045 (0.026)	0.045 (0.026)	0.045 (0.026)	0.045 (0.026)
20	0.045 (0.026)	0.184 (0.067)	0.521 (0.198)	0.764 (0.194)	0.801 (0.171)	0.805 (0.179)
40	0.045 (0.026)	0.373 (0.134)	0.736 (0.187)	0.805 (0.176)	0.824 (0.167)	0.85 (0.154)
60	0.045 (0.026)	0.491 (0.181)	0.778 (0.182)	0.809 (0.174)	0.842 (0.162)	0.872 (0.14)
80	0.045 (0.026)	0.558 (0.186)	0.792 (0.179)	0.825 (0.172)	0.85 (0.156)	0.886 (0.133)
100	0.045 (0.026)	0.574 (0.186)	0.804 (0.169)	0.831 (0.163)	0.866 (0.142)	0.893 (0.13)

Table 5.6: Taux d'adoption en fonction du niveau de soutien à la formation (θ_{train}) et du nombre d'agriculteurs concernés (N_{train}) : valeur moyenne pour les 50 répétitions et écart-type entre parenthèses.

5.5.2 Experimentations sur le design de politiques publiques

Dans cette expérimentation, l'agent *institution* utilise le RL (profond) pour optimiser sa politique, en suivant l'approche et l'architecture détaillées dans la section 5.4. L'agent *institution* utilise un réseau de neurones feed-forward

θ_{train} \ N_{train}	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
0	0	0	0	0	0	0
20	0	40	80	120	160	200
40	0	80	160	240	320	400
60	0	120	240	360	480	600
80	0	160	320	480	640	800
100	0	200	400	600	800	1000

Table 5.7: Coût par niveau de soutien à la formation (θ_{train}) et nombre d'agriculteurs concernés (N_{train})

θ_{env} \ N_{env}	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
0	0.045 (0.026)	0.045 (0.026)	0.045 (0.026)	0.045 (0.026)	0.045 (0.026)	0.045 (0.026)
20	0.045 (0.026)	0.062 (0.03)	0.074 (0.032)	0.076 (0.033)	0.077 (0.033)	0.077 (0.033)
40	0.045 (0.026)	0.071 (0.031)	0.078 (0.031)	0.079 (0.032)	0.081 (0.033)	0.084 (0.031)
60	0.045 (0.026)	0.072 (0.031)	0.078 (0.03)	0.079 (0.031)	0.081 (0.032)	0.084 (0.032)
80	0.045 (0.026)	0.073 (0.03)	0.079 (0.03)	0.082 (0.033)	0.084 (0.033)	0.087 (0.032)
100	0.045 (0.026)	0.073 (0.03)	0.08 (0.03)	0.083 (0.033)	0.085 (0.033)	0.088 (0.033)

Table 5.8: Taux d'adoption en fonction du niveau de sensibilisation à l'environnement (θ_{env}) et du nombre d'agriculteurs concernés (N_{env}) : valeur moyenne pour les 50 répétitions et écart-type entre parenthèses.

θ_{env} \ N_{env}	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
0	0	0	0	0	0	0
20	0	20	40	60	80	100
40	0	40	80	120	160	200
60	0	60	120	180	240	300
80	0	80	160	240	320	400
100	0	100	200	300	400	500

Table 5.9: Coût en fonction du niveau de sensibilisation à l'environnement (θ_{env}) et du nombre d'agriculteurs concernés (N_{env})

à deux couches (64 neurones chacune) pour l'approximation de la politique. l'approximation de la politique. La politique est entraînée à l'aide de l'algorithme

Proximal Policy Optimization (PPO) [68], l'agent apprenant par lots, chaque lot contenant des expériences de 100 épisodes complets. Comme notre problème est caractérisé par un horizon temporel fini fixe, il n'est pas nécessaire de tronquer l'épisode avant sa fin, comme c'est le cas dans d'autres domaines. Comme chaque épisode complet est composé de 10 expériences, cela conduit à 1000 expériences échantillonnées dans l'environnement à chaque itération de formation en utilisant les derniers paramètres de politique. À chaque itération de formation, nous effectuons 10 époques (c'est-à-dire que l'apprenant effectue 10 passages sur l'ensemble des données d'entraînement par lots). À chaque époque, les indices des expériences dans le lot sont mélangés de manière aléatoire (c'est-à-dire en mélangeant les transitions) et les expériences mélangées sont réparties en 10 mini-lots (c'est-à-dire que chaque mini-lot contient 100 expériences). Le tableau 5.10 détaille les hyperparamètres d'apprentissage utilisés dans nos expériences.

En ce qui concerne le temps d'exécution, comme c'est souvent le cas dans l'apprentissage par renforcement profond, le temps d'exécution est dominé par la génération d'expériences sur le module de simulation (la simulation d'un épisode complet - un épisode complet contient 10 étapes de décision pour l'institution mais aussi les 365×5 étapes de simulation pour les agents *individu* - prend environ 10 secondes. Les expérimentations ont été exécutées sur une machine Intel(R) Xeon(R) W-2133 CPU @ 3.60 avec 128GiB System memory et GPU GeForce RTX 2080. Le temps consacré à l'entraînement proprement dit est négligeable en comparaison (une itération d'entraînement prend moins d'une seconde).

La figure 5.6 montre la progression empirique de l'apprentissage en montrant le taux d'adoption atteint à la fin de chaque épisode, résultant de l'application de la politique actuelle apprise par l'institution. La première chose que nous observons est que l'agent *institution* est capable d'apprendre des politiques efficaces (convergeant vers des politiques avec plus de 33% d'adoptants) après 10 itérations d'apprentissage (rappelons qu'avec les paramètres utilisés, l'apprentissage se produit tous les 1000 épisodes de simulation). Pour l'ensemble de la période d'apprentissage, la fraction minimale d'adoptants est de 0.09, la fraction maximale est de 0.57 et la moyenne est de 0.32 (avec un écart-type de 0.0489). Nous considérons que l'apprentissage est stabilisé après 10000 épisodes de formation (sans parallélisation, c'est-à-dire que toutes les simulations sont exécutées séquentiellement, ce qui nécessite 1 à 2 jours pour l'entraînement) et nous utilisons l'intervalle 10000-30000 pour étudier la structure des politiques apprises.

La figure 5.7 montre, pour chaque étape de décision de l'institution, la moyenne des paramètres de concentration générés par le NN, c'est-à-dire utilisés pour définir la distribution de probabilité de Dirichlet sur la répartition du budget entre les différents types d'action. La première chose que nous observons dans ce graphique est que les valeurs de concentration des étapes de décision impaires (correspondant au début de l'année lorsque le budget de l'institution est incrémenté de 10) sont beaucoup plus importantes que celles des étapes paires. En fait, il s'agit d'une conséquence de l'utilisation par l'institution du budget dès qu'il devient disponible (c'est-à-dire qu'il ne reste plus de budget pour les étapes ultérieures). Ceci est très clair pour les étapes 5, 8 et 9 pour lesquelles le paramètre de concentration α_{left} est proche de 0. Au lieu de cela, les étapes

1 et 3 allouent un certain budget via α_{left} mais, comme nous le verrons plus loin dans la figure 5.8, ce budget n'est pas laissé pour l'étape suivante mais au contraire entièrement dépensé pour l'action de soutien financier (c'est-à-dire l'octroi d'aides financières aux nouveaux adoptants). Par conséquent, l'allocation du budget aux étapes paires n'a aucun effet sur la récompense et le réseau de neurones n'est pas en mesure de réduire la variance de la distribution, ce qui se traduit par des valeurs de concentration plus faibles.

La deuxième chose que nous observons dans la figure 5.7 est que l'institution a appris à dépenser presque tout le budget sur le type d'action le plus efficace : l'action de formation. Comme indiqué à la section 5.5.1 lors de l'évaluation des politiques de référence pour chaque type d'action, l'efficacité de ce type d'action s'explique par le fait qu'il augmente l'attitude à l'égard de l'adoption en même temps que le PBC. Malgré la prédominance de la dimension de la formation, dans les premières étapes de la décision, l'institution estime qu'il est rentable de réserver un certain budget pour les aides financières. Enfin, aucun budget n'est alloué aux actions de sensibilisation à l'environnement.

Les figures 5.8 et 5.9 indiquent respectivement pour les N -paramètres et les θ -paramètres, les valeurs moyennes des paramètres choisis par l'institution à chaque étape de décision pour paramétrer chaque type d'action. Par souci de clarté, nous ne représentons que les étapes de décision correspondant au début d'une année (c'est-à-dire les étapes temporelles impaires) puisque, comme nous l'avons vu plus haut, pour le reste des étapes temporelles, il n'y a plus de budget pour appliquer une action à un individu. La première chose que nous observons dans la figure 5.8 est que, sans surprise et en conséquence du budget alloué, le nombre d'agents touchés par des actions de sensibilisation à l'environnement (N_{env}) est de 0 dans toutes les étapes de décision. Pour les aides financières, il y a un certain pourcentage d'individus qui obtiennent des aides financières lors des premières étapes (c'est-à-dire qu'environ 2 individus obtiennent l'aide financière à l'étape 1 et environ un seul individu à l'étape 3). Comme nous le voyons dans la figure 5.9, le niveau d'aide (θ_{aid}) proposé aux individus est assez élevé (valeurs autour de 0.75).

Enfin, pour les actions de formation, nous observons que le niveau de formation ne varie pas beaucoup d'une étape de décision à l'autre et qu'il est assez élevé (valeurs autour de 0.72). Dans la figure 5.8, nous observons que cela se traduit par environ 10-11 individus formés durant les premières étapes de décision (dans laquelle une partie du budget a été allouée aux aides financières) et par environ 14 individus formés aux étapes temporelles ultérieures (dans lesquelles la totalité du budget est allouée à ce type d'action).

5.6 Conclusion

Cet chapitre propose un cadre pour le design de politiques publiques dans le contexte de la diffusion d'innovation. Le problème de la conception des politiques de diffusion de l'innovation est une tâche complexe de prise de décision séquentielle dans laquelle une institution doit décider des actions politiques à

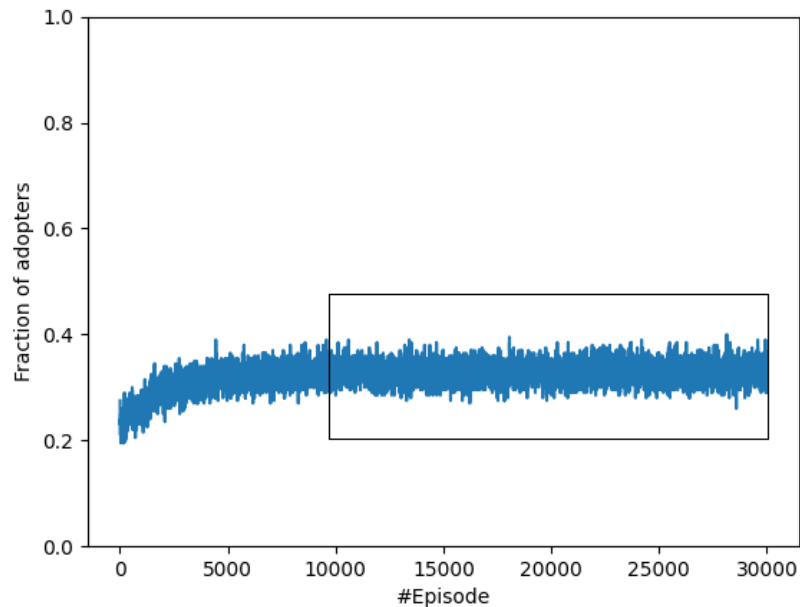


Figure 5.6: Fraction d'adoptants atteinte à la fin de chaque épisode de simulation, la période durant laquelle l'entraînement est stabilisé est marquée d'une case.

lancer dans le temps afin de maximiser le nombre d'adoptants d'une innovation à un horizon temporel fini. Les actions disponibles sont limitées par le budget disponible au moment de la décision.

Le cadre proposé repose sur deux éléments distincts :

- La simulations à base d'agents, utilisées comme un environnement virtuel afin de mener un grand nombre d'expériences qui seraient prohibitives dans l'environnement réel
- Apprentissage par renforcement (profond), utilisé pour identifier automatiquement les bonnes politiques candidates dans l'espace de recherche extrêmement vaste des politiques possibles.

Nous avons utilisé dans ce cadre une version simplifiée du modèle MIDAO pour la partie simulation. Ce modèle basé sur la théorie du comportement planifié permet de simuler le comportement des adoptants de manière crédible, tout en maintenant le coût informatique des simulations à un niveau abordable. Le modèle intègre un agent représentant l'institution utilisant l'apprentissage par renforcement et capable d'interagir avec les simulations afin d'explorer efficacement l'espace exponentiel des politiques institutionnelles, pour finale-

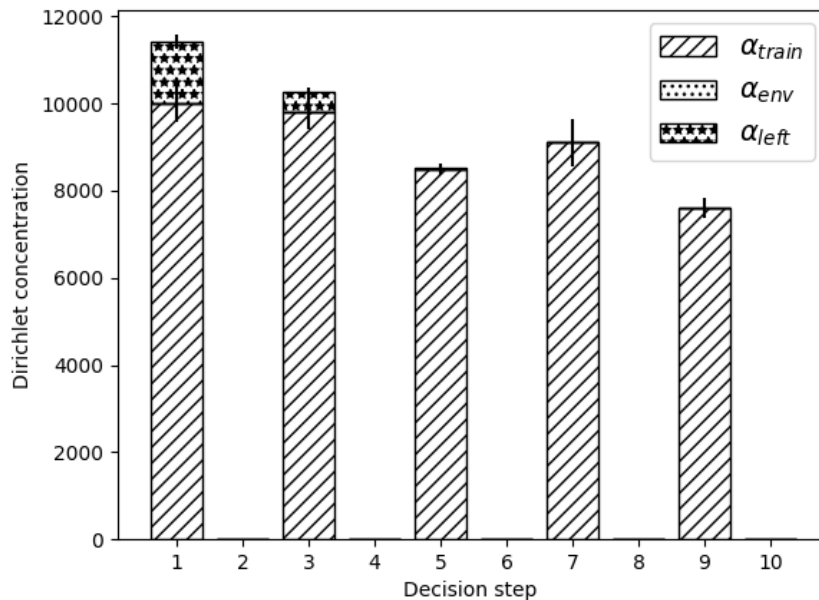


Figure 5.7: Valeurs moyennes des paramètres de concentration de Dirichlet, résultat du NN pour définir la distribution du budget, par étape de décision de l'institution pour la période où l'entraînement est stabilisé. Les barres d'erreur représentent l'écart-type.

ment apprendre la structure des politiques efficaces de diffusion de l'innovation. L'apprentissage représente la politique via une architecture de réseau de neurones qui garantit le respect de la contrainte budgétaire en apprenant implicitement la répartition du budget entre les différents types d'actions.

Le cadre proposé est illustré dans le cas spécifique de l'adoption de compteurs d'eau communicants par les agriculteurs de la région de Louts (sud-ouest de la France). Les résultats empiriques démontrent la viabilité et la solidité de notre approche pour identifier les bonnes politiques d'adoption d'innovation pour cette application particulière.

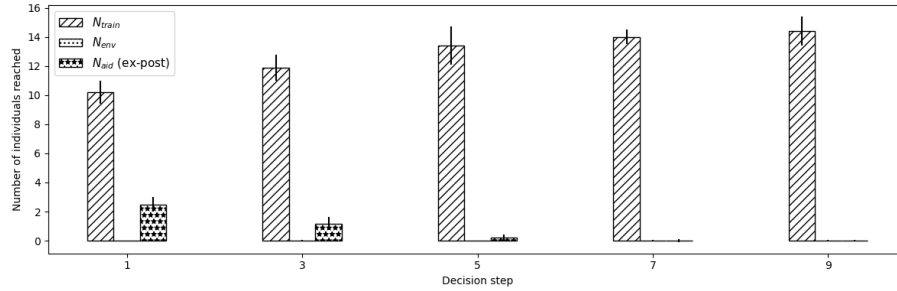


Figure 5.8: Valeurs moyennes des paramètres N_{train} et N_{env} choisis par l'institution et du N_{aid} observé sur les étapes de décision impaires pendant la période où l'entraînement est stabilisé. Les barres d'erreur représentent l'écart-type.

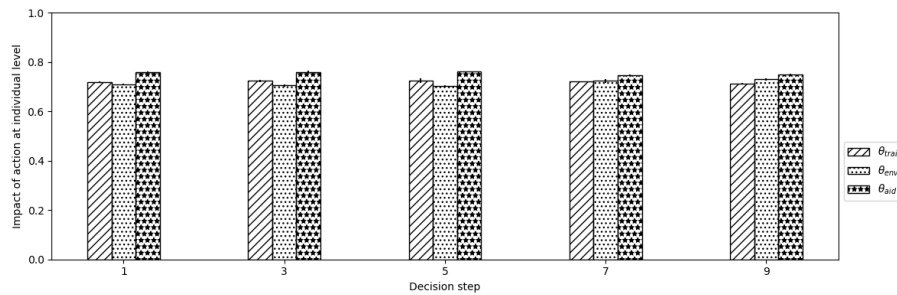


Figure 5.9: Valeurs moyennes du niveau d'impact de chaque type d'action (c'est-à-dire les paramètres θ) choisis par l'institution sur les étapes de décision impaires pendant la période où l'entraînement est stabilisé. Les barres d'erreur représentent l'écart-type.

	Paramètre	Valeur
RL	Discount factor (γ)	0.99
	Fonction d'avantage	GAE
	GAE-lambda	0.95
	algorithm d'apprentissage	PPO
PPO	Horizon d'échantillonnage	10 (jusqu'à la fin de l'épisode)
	Nombre d'itérations d'apprentissage	30
	Nombre d'épisodes par lot	100
	Nombre d'époques d'apprentissage par mise à jour	10
	Nombre de mini-lots d'apprentissage par mise à jour/époque	10
	Ratio d'écrêtage	0.2
	Fin prématurée avec divergence KL	Non
	Fractionnement des mini-lots	Transitions aléatoires
	Recalcul des avantages au niveau de l'époque	Oui
	Réseaux séparés pour la politique et la valeur	Oui
	Optimiseur	Adam
	Taux d'apprentissage d'Adam	0.0003
	Paramètre epsilon d'Adam	0.0000007
Politique NN	Fonction d'activation pour les couches cachées	Tanh
	Nombre de couches (cachées) entièrement connectées	2
	Dimension de la couche entièrement connectée	64
	Mise à l'échelle de la dernière couche	0.01
	Initialisateur (couches cachées)	Orthogonal avec gain=1.41
Valeur NN	Fonction d'activation pour les couches cachées	Tanh
	Nombre de couches (cachées) entièrement connectées	2
	Dimension de la couche entièrement connectée	64
	Mise à l'échelle de la dernière couche	1.0
	Initialisateur (couches cachées)	Orthogonal avec gain=1.41

Table 5.10: Hyperparamètres d'entraînement. Le paramètre *Mise à l'échelle de la dernière couche* redimensionne les poids du réseau de la dernière couche après l'initialisation. [5].

Chapter 6

Conclusion

6.1 Rappel des objectifs de la thèse

Ce travail s'inscrit dans les travaux en simulation sociale sur la diffusion d'innovation et sur la diffusion d'opinion. L'enjeu global de celui-ci était d'aller plus loin que les modèles existants dans la modélisation des processus de changement d'opinion en représentant explicitement les échanges d'arguments entre acteurs. A partir de cet enjeu global, nous avons défini 3 types d'objectifs : i) **méthodologique** avec la conception du modèle à base d'agents et d'une méthodologie d'étude des politiques publiques; ii) **applicatif** avec sa mise en application pour la question de l'adoption des compteurs communicants en agriculture; iii) **logiciel** avec le développement d'outils logiciel et de modèles libres.

6.2 Contributions scientifiques

6.2.1 Modèle MIDAO

La contribution majeure de ce travail au domaine de la simulation sociale est le modèle MIDAO. S'il existait déjà de nombreux modèles à base d'agents de diffusion d'innovation, et que certains utilisaient les grandes étapes de Rogers ou la théorie du comportement planifié, il n'existait aucun modèle s'intéressant réellement aux arguments utilisés par les personnes pour convaincre les autres. De même, si certains travaux en dynamique d'opinion intégraient des notions d'arguments, ces derniers ne prenaient pas réellement en compte l'impact de l'opinion sur le changement de comportement (comme l'adoption d'une innovation). Ainsi, MIDAO est le premier modèle, en combinant les travaux de Rogers, la théorie du comportement planifié et l'argumentation formelle, à aller aussi loin dans la caractérisation de ce processus d'adoption et de diffusion d'innovation.

6.2.2 Méthodologie de recueil des données

La plupart des travaux en simulation sociale se contente généralement de modèles théoriques non appliqués. Un objectif de ce travail était de proposer une vraie mise en application. Afin de permettre cela, une autre contribution de ce travail de thèse a été de proposer une approche de recueil et d'analyse des données nécessaire à la paramétrisation du modèle. Cette approche s'appuie en particulier sur des travaux en économie expérimentale pour permettre d'évaluer des paramètres du modèle non explicitable par les acteurs, comme les paramètres en lien avec la théorie du comportement planifié. A noter que cette méthodologie pourrait facilement être généralisé à d'autres modèles basés sur le même type d'abstraction (en particulier la théorie du comportement planifié) si nécessaire.

6.2.3 Méthode d'analyse des politiques publiques

Beaucoup des travaux en simulation sociale se limitent à une analyse statique de scénarios, qui sont généralement représentés sous la forme de valeurs de paramètres spécifiques du modèle. Ainsi, presque aucun travaux ne considère la nature dynamiques des politiques publiques pouvant être mises en question à tout moment. En effet, les décideurs sont souvent amenés à ré-orienter leur politique en fonction de l'évolution du contexte, ce qui complexifie grandement leur analyse. Ainsi, un autre apport important de ce travail de thèse, qui résulte d'une collaboration directe avec des collègues venant de l'apprentissage artificiel, est le développement d'une méthode basée sur l'apprentissage par renforcement profond pour chercher des politiques publiques optimales en prenant en compte des limites de budget.

6.2.4 Application aux compteurs d'eau communicants

Si le cas d'étude utilisé dans ce travail, à savoir l'adoption des compteurs communicants par les agriculteurs du Sud-Ouest, est avant tout illustratif - nous n'avons pas la prétention d'apporter des réponses définitives sur cette problématique, le travail réalisé a quand même permis d'enrichir les connaissances sur l'adoption de ces compteurs d'eau communicants. En effet, nous avons pu mener, avec l'aide de collègues, des enquêtes de terrain auprès d'agriculteurs permettant de mieux comprendre leur motivation et les freins à l'adoption. De plus le travail mené sur l'analyse des arguments utilisant par les différents acteurs (agriculteurs, entreprise distribuant les compteurs d'eau communicants, décideurs, etc.) propose une vision formelle et originale de ce problème. Afin, les résultats très préliminaires des simulations tendent à montrer que...

6.2.5 Développement logiciel

Une dernière contribution, qui s'inscrit dans le cadre de la recherche ouverte, a été le développement et la diffusion d'outils logiciels et de modèle. A ce titre, la contribution la plus importante a été le développement d'une extension pour

GAMA permettant aux modélisateurs d'intégrer des notions d'arguments dans leur modèle. Plus précisément, le plugin développé, qui est sous licence libre et qui peut être téléchargé directement depuis GAMA par n'importe quel utilisateur de la plate-forme fournit un nouveau type de données, un **argument**, ainsi qu'un nouveau *skill* (ensemble de variables et d'actions attachées à un agent), appelé **argumenting** permettant à un agent de raisonner à partir d'un graphe d'arguments. Cette extension se veut modulaire et plus riche que l'utilisation que nous en avons faite : elle comprend par exemple de nombreuses méthodes issues des travaux de Dung (calcul de l'extension préférée) qui ne sont pas utilisées dans MIDAO, mais qui peuvent intéresser des modélisateurs. De même, nous avons veillé à ce qu'elle soit facilement extensible par d'autres développeurs et modélisateurs en fonction de leurs besoins.

6.3 Discussion et perspectives

6.3.1 Validation du modèle

Un élément important dans la simulation à base d'agents est la validation des modèles. Néanmoins une première question à se poser est qu'est-ce que la validation [3]. En effet, la notion de "validation" n'est pas une notion binaire et objective : il n'existe pas d'approche ou de méthode générique permettant d'affirmer qu'un modèle est valide ou non. Néanmoins, si la validation d'un modèle dépend fortement de son objectif (prédiction, compréhension, discussion, etc.), il est possible de définir, en fonction de celui-ci et des données disponibles (quantitatives ou qualitatives, à différents niveaux), un ensemble de critères pour évaluer le modèle. Certains de ces critères relèvent de la validation interne (conformité entre les spécifications et le modèle implémenté), d'autres de la validation externe (adéquation entre le modèle et le phénomène réel).

Dans le cadre de notre modèle, nous n'avons pas pu procéder à une validation quantitative du modèle par manque de données en particulier sur notre cas d'étude. Il n'existe aujourd'hui pas de données disponibles sur l'évolution du nombre d'adoptants des compteurs d'eau communicants. De plus, même si nous disposions de ces chiffres, il faudrait pouvoir disposer des informations sur les politiques publiques mises en place dans le temps pour les intégrer aux simulations et ainsi se mettre vraiment dans le même cadre que la situation réelle. Néanmoins, à défaut de validation quantitative, nous avons quand même apporté quelques éléments qui tendent à la validation du modèle : dans l'analyse du modèle générique (Chapitre 3), nous avons ainsi pu retrouver certains résultats théoriques sur la diffusion d'innovation (forme en "S" de la courbe d'adoption). De même, pour le cas d'étude, nous avons trouvé des résultats cohérents par rapport à notre connaissance de l'introduction des compteurs d'eau mécaniques qui ont aussi fait débat lors de leur introduction : une tendance générale à l'adoption par la majorité des agriculteurs, mais avec à la fin toujours des réfractaires ne souhaitant pas adopter cette innovation. Nous reviendrons dans les perspectives sur cette question de la validation.

6.3.2 Perspectives

Modèle MIDAO

Différents volets du modèle MIDAO nécessiteraient d'être plus explorés. Un premier aspect concerne la façon dont est calculée l'attitude à partir d'un graphe d'arguments. Nous avons choisi d'utiliser la sémantique d'acceptabilité qui est adaptée dans le cas d'un graphe d'arguments pondéré. Néanmoins, d'autres sémantiques auraient pu être utilisées et plus d'expérimentation seraient nécessaire pour mieux comprendre l'impact de ce choix.

L'utilisation du PBC est aussi une voie d'évolution de MIDAO : actuellement une simple valeur contrôle le PBC, ce qui s'oppose à la philosophie du modèle qui cherche à expliciter le plus possible le calcul des valeurs utilisées dans la théorie du comportement planifié. Plusieurs pistes sont à explorer pour avoir une expressivité accrue. La première serait d'ajouter des arguments exclusifs au PBC dans le sous-graphe d'argumentation de chaque agent, par exemple un argument qui stipulerait qu'une innovation est trop onéreuse à l'achat serait attaqué par un argument PBC qui représenterait une aide financière de l'état.

Les canaux de communications passifs sont sous-exploités dans le modèle. Ils agissent pour le moment comme de simple banque stockant des arguments que les autres agents peuvent récupérer. Aujourd'hui, où internet et les réseaux sociaux jouent un grand rôle dans la diffusion d'informations, il serait intéressant de proposer une modélisation plus fine de ce phénomène.

Un dernier aspect qui pourrait être enrichi concerne les dialogues entre agents où pour le moment seulement des dialogues 2 à 2 sont intégrés. Il pourrait également être intéressant de prendre en compte des échanges entre plusieurs agents (par exemple des discussions sur des forums en ligne). D'autres modèles (e.g. [13]) se sont déjà intéressés à ce point dont nous pourrions nous inspirer.

Méthodologie de recueil des données

Nous avons proposé une méthodologie générale de recueil des données nécessaires à MIDAO basée sur l'analyse de la littérature pour établir une première liste d'arguments et sur des questionnaires pour consolider cette liste et définir les valeurs des paramètres pour le modèle MIDAO et en particulier les valeurs des poids associés à la théorie du comportement planifié. Néanmoins, cette approche pourrait être grandement améliorée.

Déjà, pour la première étape d'identification d'une première liste d'arguments, il serait possible d'utiliser les derniers travaux en analyse de la langue naturelle pour aider à construire cette première liste au lieu de l'établir "à la main". Des travaux ont déjà exploré cette voie (e.g. [49, 35]). L'utilisation de telles méthodes permettrait de gagner énormément de temps et d'explorer beaucoup plus de sources en utilisant des outils de Web Scraping.

Pour ce qui est du questionnaire, nous avons pour le moment proposé un premier en lien avec la problématique des compteurs d'eau communicants, mais un travail de généralisation est nécessaire afin de disposer de questions indépendantes du cas d'étude. Enfin, en termes d'analyse de données, une piste intéressante

à explorer auraient été d'utiliser des méthodes de génération de populations synthétiques [23] capable de générer à partir d'un échantillon de données individuelles et de données statistiques globales une population d'agents à la fois crédible par rapport à l'échantillon mais également par rapport aux données globales.

Enfin, nous avons utilisé la méthode des équations structurelles pour calculer les poids pour les valeurs du TPB. Néanmoins, cette méthode ne permet pas de définir différents profils psychologiques. Si plus de données étaient disponibles, une approche pour permettre d'intégrer dans MIDAo différents profils serait d'attribuer manuellement à chaque répondant un profil puis de traiter chaque profil avec le modèle d'équations structurelles.

Méthode d'analyse des politiques publiques

Ce travail, avant tout exploratoire, nous a permis d'identifier plusieurs directions qui pourraient être poursuivies. En effet, de façon à faciliter la mise en application de l'approche de design de politiques publiques, nous avons volontairement utilisé un modèle de simulation très simplifié qui ne permet pas de tester certains types de politiques (e.g. diffusion de messages spécifiques) et qui n'est pas basé sur des données. L'enjeu à ce niveau est de pouvoir mettre en application notre approche sur le modèle MIDAo. Passer du modèle simplifié utilisé à MIDAo, ainsi qu'à des politiques plus riches pose de nombreuses questions auxquelles il nous faudra répondre : temps de calcul plus long, multiplication des politiques possibles avec de nouveaux paramètres, etc.

Un autre enjeu pour de futurs travaux concerne l'architecture interne du réseau de neurone. Nous prévoyons de tester les réseaux de mémoire à long terme (*LSTM*), généralement utilisés pour coder l'historique des observations passées dans des environnements partiellement observables, afin d'analyser l'impact sur les performances, au lieu de l'architecture *NN feed forward* plus simple utilisée dans ce travail.

Enfin, dans le travail réalisé, le budget du décideur n'était représenté que comme une contrainte et non intégré à la fonction objectif. Nous souhaitons pour le futur améliorer la fonction de récompense afin de minimiser le budget en tant qu'objectif secondaire et d'analyser l'impact de cette démarche sur la structure des politiques optimales.

Application aux compteurs d'eau communicants

L'application proposée dans le cadre de cette thèse était avant tout illustrative pour montrer comment utiliser le modèle dans un cas réel. Apporter des connaissances fiables sur l'adoption des compteurs d'eau communicants nécessiterait (i) de faire des enquêtes à plus large échelle pour nourrir le modèle ; (ii) de modéliser précisément les politiques mises en place et donc de définir un modèle économique ; (iii) d'apporter des éléments de validation pour le modèle en le comparant à des courbes d'adoption observées.

Dans cette perspective, il serait intéressant de pouvoir par la suite utiliser notre cadre d'analyse de la politique optimale pour en apprendre davantage sur les combinaisons de politiques pouvant être mises en place pour favoriser l'adoption de ces compteurs d'eau.

Publications

1. Sadou, L., Couture, S., Thomopoulos, R., & Taillandier, P., MIDAO, an agent-based model to analyze the impact of the diffusion of arguments for innovation adoption. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, **En cours de révision**.
2. Vinyals, M., Sabbadin, R., Couture, S., Sadou, L., Thomopoulos, R., Chapuis, K., Lesquoy, B., & Taillandier, P., Toward AI-designed innovation diffusion policies using agent-based simulations and reinforcement learning: The case of digital tool adoption in agriculture. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, 9, 2023.
3. Sadou, L., Couture, S., Thomopoulos, R., & Taillandier, P., Better representing the diffusion of innovation through the theory of planned behavior and formal argumentation. *In Advances in Social Simulation: Proceedings of the 16th Social Simulation Conference*, (pp. 423-435). Cham: Springer International Publishing, 2022.
4. Sadou, L., Couture, S., Thomopoulos, R., & Taillandier, P., 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*, 2(1), 65-93, 2021.
5. Sadou, L., Couture, S., Thomopoulos, R., & Taillandier, P., Simulating the diffusion of innovations using agent-based models, formal argumentation and the theory of planned behavior. *In Conference on Complex Systems-France (FRCCS 2021)*, 2021.
6. Ledoyen, F., Thomopoulos, R., Couture, S., Sadou, L., & Taillandier, P. An agent-based model representing the exchanges of arguments to accurately simulate the process of innovation diffusion. *In 2021 RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies (RIVF)*, (pp. 1-6). IEEE, 2021.

Bibliography

- [1] I. Ajzen. The theory of planned behavior. *Organizational behavior and human decision processes*, 50(2):179–211, 1991.
- [2] F. Amblard, A. Bouadjio-Boulic, C. Sureda Gutierrez, and B. Gaudou. Which models are used in social simulation to generate social networks? a review of 17 years of publications in JASSS. In *2015 Winter Simulation Conference (WSC)*, pages 4021–4032, Huntington Beach, CA, USA, Dec. 2015. IEEE.
- [3] F. Amblard, J. Rouchier, P. Bommel, F. Varenne, and D. Phan. Evaluation et validation de modèles multi-agents. 2006.
- [4] L. Amgoud, J. Ben-Naim, D. Doder, and S. Vesic. Acceptability Semantics for Weighted Argumentation Frameworks. In *Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 56–62, Melbourne, Australia, Aug. 2017. International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization.
- [5] M. Andrychowicz, A. Raichuk, P. Stańczyk, M. Orsini, S. Girgin, R. Marinier, L. Hussenot, M. Geist, O. Pietquin, M. Michalski, et al. What matters for on-policy deep actor-critic methods? a large-scale study. In *International conference on learning representations*, 2020.
- [6] A. S. Baloria. Pros and cons of having a mobile phone: A conceptual study on rural youth of jammu and kashmir. In *2nd international conference on research developments in arts, social science, & humanities (ASH-2018)*, pages 134–138, 2018.
- [7] S. Banisch and E. Olbrich. An argument communication model of polarization and ideological alignment. *arXiv preprint arXiv:1809.06134*, 2018.
- [8] A.-L. Barabási and R. Albert. Emergence of scaling in random networks. *science*, 286(5439):509–512, 1999.
- [9] F. M. Bass. A new product growth for model consumer durables. *Management Science*, 15(5):215–227, 1969.

- [10] J. Beedell and T. Rehman. Using social-psychology models to understand farmers' conservation behaviour. *Journal of rural studies*, 16(1):117–127, 2000.
- [11] P. Besnard and A. Hunter. *Elements of Argumentation*. The MIT Press, 2008.
- [12] P. Besnard and A. Hunter. *Elements of Argumentation*. The MIT Press, 2008.
- [13] G. Betz. Natural-language multi-agent simulations of argumentative opinion dynamics. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 25(1):2, 2022.
- [14] A. Bhatia, P. Varakantham, and A. Kumar. Resource constrained deep reinforcement learning. In J. Benton, N. Lipovetzky, E. Onaindia, D. E. Smith, and S. Srivastava, editors, *Proceedings of the Twenty-Ninth International Conference on Automated Planning and Scheduling, ICAPS 2018, Berkeley, CA, USA, July 11-15, 2019*, pages 610–620. AAAI Press, 2019.
- [15] J. A. R. Borges, A. G. Oude Lansink, C. Marques Ribeiro, and V. Lutke. Understanding farmers' intention to adopt improved natural grassland using the theory of planned behavior. *Livestock Science*, 169:163–174, Nov. 2014.
- [16] A. Bourceret, L. Amblard, and J.-D. Mathias. Governance in social-ecological agent-based models: a review. *Ecology and Society*, 26(2), 2021.
- [17] A. Bourceret, L. Amblard, and J.-D. Mathias. Adapting the governance of social-ecological systems to behavioural dynamics: An agent-based model for water quality management using the theory of planned behaviour. *Ecological Economics*, 194:107338, 2022.
- [18] J.-R. Bourguet, R. Thomopoulos, M.-L. Mugnier, and 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(11):4539–4546, September 2013.
- [19] J.-R. Bourguet, R. Thomopoulos, M.-L. Mugnier, and 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(11):4539 – 4546, 2013.
- [20] G. Butler, G. Pigozzi, and J. Rouchier. Mixing dyadic and deliberative opinion dynamics in an agent-based model of group decision-making. *Complexity*, 2019, 2019.
- [21] G. Butler, G. Pigozzi, and J. Rouchier. An opinion diffusion model with vigilant agents and deliberation. In *International Workshop on Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation*, pages 81–99. Springer, 2019.

- [22] A. Carrera and C. A. Iglesias. A systematic review of argumentation techniques for multi-agent systems research. *Artificial Intelligence Review*, 44(4):509–535, Dec. 2015.
- [23] K. Chapuis, P. Taillandier, and A. Drogoul. Generation of synthetic populations in social simulations: a review of methods and practices. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 25(2), 2022.
- [24] P.-W. Chou, D. Maturana, and S. Scherer. Improving stochastic policy gradients in continuous control with deep reinforcement learning using the beta distribution. In *International conference on machine learning*, pages 834–843. PMLR, 2017.
- [25] Y. Chow, O. Nachum, E. Duenez-Guzman, and M. Ghavamzadeh. A lyapunov-based approach to safe reinforcement learning. *Advances in neural information processing systems*, 31, 2018.
- [26] G. Dalal, K. Dvijotham, M. Vecerik, T. Hester, C. Paduraru, and Y. Tassa. Safe exploration in continuous action spaces. *CoRR*, abs/1801.08757, 2018.
- [27] P. Danassis, A. Filos-Ratsikas, and B. Faltings. Achieving diverse objectives with ai-driven prices in deep reinforcement learning multi-agent markets. *arXiv preprint arXiv:2106.06060*, 2021.
- [28] G. Deffuant. Improving agri-environmental policies: a simulation approach to the cognitive properties of farmers and institutions. *Final report of project FAIR*, 3, 2001.
- [29] G. Deffuant, F. Amblard, and G. Weisbuch. How can extremism prevail? a study based on the relative agreement interaction model. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5(4), 2002.
- [30] G. Deffuant, S. Huet, and F. Amblard. An individual-based model of innovation diffusion mixing social value and individual benefit. *American Journal of Sociology*, 110(4):1041–1069, 2005.
- [31] G. Deffuant, D. Neau, F. Amblard, and G. Weisbuch. Mixing beliefs among interacting agents. *Advances in Complex Systems*, 3(01n04):87–98, 2000.
- [32] A. Delarue, R. Anderson, and C. Tjandraatmadja. Reinforcement learning with combinatorial actions: An application to vehicle routing. In H. Larochelle, M. Ranzato, R. Hadsell, M. Balcan, and H. Lin, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 33: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2020, NeurIPS 2020, December 6-12, 2020, virtual*, 2020.
- [33] P. M. Dung. On the acceptability of arguments and its fundamental role in nonmonotonic reasoning, logic programming and n -person games. *Artificial Intelligence Journal*, 77:321–357, 1995.

- [34] J.-M. Esteban and D. Ray. On the measurement of polarization. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pages 819–851, 1994.
- [35] A. R. Fabbri, F. Rahman, I. Rizvi, B. Wang, H. Li, Y. Mehdad, and D. R. Radev. Convosumm: Conversation summarization benchmark and improved abstractive summarization with argument mining. *ArXiv*, abs/2106.00829, 2021.
- [36] J. Ferber. *Les systèmes multi-agents: vers une intelligence collective*. InterEditions, 1997.
- [37] S. Gabbriellini and P. Torroni. MS dialogues: Persuading and getting persuaded. In *Proc. 10th ArgMAS*, page 22, 2013.
- [38] S. Gabbriellini and P. Torroni. A new framework for abms based on argumentative reasoning. In *Advances in Social Simulation*, pages 25–36. Springer, 2014.
- [39] P. Garin, M. Montginoul, and L. Collard. La télé-relève pour la gestion de l’eau d’irrigation : Contraintes & potentialités. Technical report, IRSTEA, feb 2019.
- [40] G. M. Gondal and S. Mushtaq. Pros and cons of smart phones in health—has the time come to legislate the rational use of these devices? *Foundation University Med J*, 4(1):1–2, 2021.
- [41] M. J. Hausknecht and P. Stone. Deep reinforcement learning in parameterized action space. In Y. Bengio and Y. LeCun, editors, *4th International Conference on Learning Representations, ICLR 2016, San Juan, Puerto Rico, May 2-4, 2016, Conference Track Proceedings*, 2016.
- [42] J. He, M. Ostendorf, X. He, J. Chen, J. Gao, L. Li, and L. Deng. Deep reinforcement learning with a combinatorial action space for predicting popular reddit threads. In J. Su, X. Carreras, and K. Duh, editors, *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2016, Austin, Texas, USA, November 1-4, 2016*, pages 1838–1848. The Association for Computational Linguistics, 2016.
- [43] R. Hegselmann, U. Krause, et al. Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis, and simulation. *JASSS*, 5(3), 2002.
- [44] R. M. Henderson and K. B. Clark. Architectural innovation: The reconfiguration of existing product technologies and the failure of established firms. *Administrative science quarterly*, pages 9–30, 1990.
- [45] S. Huang and S. Ontañón. A closer look at invalid action masking in policy gradient algorithms. In R. Barták, F. Keshtkar, and M. Franklin, editors, *Proceedings of the Thirty-Fifth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, FLAIRS 2022, Hutchinson Island, Jensen Beach, Florida, USA, May 15-18, 2022*, 2022.

- [46] P. Kaufmann, S. Stagl, and D. W. Franks. Simulating the diffusion of organic farming practices in two New EU Member States. *Ecological Economics*, 68(10):2580–2593, Aug. 2009.
- [47] E. Kiesling, M. Günther, C. Stummer, and L. M. Wakolbinger. Agent-based simulation of innovation diffusion: a review. *Central European Journal of Operations Research*, 20(2):183–230, 2012.
- [48] S. Kraus, K. P. Sycara, and A. Evenchik. Reaching agreements through argumentation: A logical model and implementation. *Artif. Intell.*, 104(1-2):1–69, 1998.
- [49] J. Lawrence and C. Reed. Argument mining: A survey. *Computational Linguistics*, 45(4):765–818, 2020.
- [50] C. Le Page, G. Abrami, O. Barreteau, N. Becu, P. Bommel, A. Botta, A. Dray, C. Monteil, and V. Souchère. Chapitre 3-des modèles pour partager des représentations. In *Modélisation d’accompagnement*, pages 71–101. Editions Quae, 2010.
- [51] Y. Liu, J. Ding, and X. Liu. Ipo: Interior-point policy optimization under constraints. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 34, pages 4940–4947, 2020.
- [52] Y. Liu, A. Halev, and X. Liu. Policy learning with constraints in model-free reinforcement learning: A survey. In Z. Zhou, editor, *Proceedings of the Thirtieth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI 2021, Virtual Event / Montreal, Canada, 19-27 August 2021*, pages 4508–4515. ijcai.org, 2021.
- [53] M. Mäs and A. Flache. Differentiation without distancing. explaining bi-polarization of opinions without negative influence. *PloS one*, 8(11), 2013.
- [54] W. Masson, P. Ranchod, and G. D. Konidaris. Reinforcement learning with parameterized actions. In D. Schuurmans and M. P. Wellman, editors, *Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence, February 12-17, 2016, Phoenix, Arizona, USA*, pages 1934–1940. AAAI Press, 2016.
- [55] H. Mercier and D. Sperber. Why do humans reason? arguments for an argumentative theory. *Behavioral and brain sciences*, 34(2):57–74, 2011.
- [56] M. Montginoul, P. Garin, K. Abannar, and D. Lepercq. Le compteur communicant : perception des irrigants: Le cas du bassin du louts. *Techniques Sciences Méthodes*, pages 39–48, 01 2019.
- [57] T. Morgenroth, M. K. Ryan, and K. Peters. The motivational theory of role modeling: How role models influence role aspirants’ goals. *Review of General Psychology*, 19(4):465–483, 2015.

- [58] F. Pardo, A. Tavakoli, V. Levdik, and P. Kormushev. Time limits in reinforcement learning. In *International Conference on Machine Learning*, pages 4045–4054. PMLR, 2018.
- [59] H. Prakken and G. Sartor. Law and logic: A review from an argumentation perspective. *Artificial Intelligence*, 227, 06 2015.
- [60] I. Rahwan, S. D. Ramchurn, N. R. Jennings, P. McBURNEY, S. Parsons, and L. Sonenberg. Argumentation-based negotiation. *The Knowledge Engineering Review*, 18(4):343–375, Dec. 2003.
- [61] M. Rather and S. A. Rather. Impact of smartphones on young generation. *Library Philosophy and Practice*, 2019, 04 2019.
- [62] N. Rescher. The role of rhetoric in rational argumentation. *Argumentation*, 12(2):315–323, 1997.
- [63] E. M. Rogers. *Diffusion of innovations*. Free Press, New York, NY [u.a.], 5th edition, 08 1962.
- [64] L. Sadou, S. Couture, R. Thomopoulos, and P. 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*, 2(1):65–93, 2021.
- [65] I. Sahin. Detailed review of rogers’ diffusion of innovations theory and educational technology-related studies based on rogers’ theory. *Turkish Online Journal of Educational Technology-TOJET*, 5(2):14–23, 2006.
- [66] N. Salliou and R. Thomopoulos. Adopting, adhering to or abandoning veganism: insights on vegan diet transitions from life story accounts. 06 2020.
- [67] A. Scalco, A. Ceschi, and R. Sartori. Application of psychological theories in agent-based modeling: the case of the theory of planned behavior. *Nonlinear Dyn. Psychol. Life Sci*, 22:15–33, 2018.
- [68] J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal, A. Radford, and O. Klimov. Proximal policy optimization algorithms. *arXiv preprint arXiv:1707.06347*, 2017.
- [69] A. Stefanelli and R. Seidl. Opinion communication on contested topics: How empirics and arguments can improve social simulation. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 20(4):3, 2017.
- [70] P. Taillandier, B. Gaudou, A. Grignard, Q.-N. Huynh, N. Marilleau, P. Cailou, D. Philippon, and A. Drogoul. Building, composing and experimenting complex spatial models with the gama platform. *GeoInformatica*, 23(2):299–322, 2019.

- [71] P. Taillandier, N. Salliou, and 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, Sept. 2019.
- [72] P. Taillandier, N. Salliou, and 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, Sept. 2019.
- [73] P. Taillandier, N. Salliou, and R. Thomopoulos. 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(2):6, 2021.
- [74] N. Tamani, P. Mosse, M. Croitoru, P. Buche, V. Guillard, C. Guillaume, and N. Gontard. An argumentation system for eco-efficient packaging material selection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 113:174–192, 2015.
- [75] R. Thomopoulos. A practical application approach to argumentation for multicriteria analysis and decision support. *EURO Journal on Decision Processes*, 6(3):237–255, 2018.
- [76] R. Thomopoulos. A practical application approach to argumentation for multicriteria analysis and decision support. *EURO Journal on Decision Processes*, 6:237–255, 2018.
- [77] R. Thomopoulos, M. Croitoru, and N. Tamani. Decision support for agri-food chains: A reverse engineering argumentation-based approach. *Ecological Informatics*, 26(2):182–191, 2015.
- [78] R. Thomopoulos, B. Moulin, and L. Bedoussac. Supporting decision for environment-friendly practices in the agri-food sector. *International Journal of Agricultural and Environmental Information Systems*, 9(3):1–21, 2018.
- [79] R. Thomopoulos, N. Salliou, C. Abreu, V. Cohen, and T. Fouqueray. Reduced meat consumption: from multicriteria argument modelling to agent-based social simulation. *International Journal of Food Studies*, 10(1), 2021.
- [80] Y. Tian, M. Han, C. Kulkarni, and O. Fink. A prescriptive dirichlet power allocation policy with deep reinforcement learning. *Reliability Engineering & System Safety*, 224:108529, 2022.
- [81] J.-P. Treuil, A. Drogoul, and J.-D. Zucker. Modélisation et simulation à base d'agents. *Dunod Editions*, pages 1–13, 2008.
- [82] A. Trott, S. Srinivasa, D. van der Wal, S. Haneuse, and S. Zheng. Building a foundation for data-driven, interpretable, and robust policy design using the ai economist. *arXiv preprint arXiv:2108.02904*, 2021.

- [83] F. Varenne. Epistémologie des modèles et des simulations: tour d’horizon et tendances. In *Les modèles, possibilités et limites. Jusqu’où va le réel ?*, J.M. Levy (dir.), pages 13–46. Matériologiques, 2014.
- [84] M. Vinyals, R. Sabbadin, S. Couture, L. Sadou, R. Thomopoulos, K. Chapuis, B. Lesquoy, and P. Taillandier. Toward ai-designed innovation diffusion policies using agent-based simulations and reinforcement learning: The case of digital tool adoption in agriculture. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, 9, 2023.
- [85] D. J. Watts and S. H. Strogatz. Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *nature*, 393(6684):440–442, 1998.
- [86] I. Wolf, T. Schröder, J. Neumann, and G. de Haan. Changing minds about electric cars: An empirically grounded agent-based modeling approach. *Technological forecasting and social change*, 94:269–285, 2015.
- [87] T. Yang, J. Rosca, K. Narasimhan, and P. J. Ramadge. Projection-based constrained policy optimization. In *8th International Conference on Learning Representations, ICLR 2020, Addis Ababa, Ethiopia, April 26-30, 2020*. OpenReview.net, 2020.
- [88] M. Yazdanpanah. Understanding farmers’ intention and behavior regarding water conservation in the Middle-East and North Africa: A case study in Iran. *Journal of Environmental Management*, page 10, 2014.
- [89] B. Yun, R. Thomopoulos, P. Bisquert, and M. Croitoru. Defining argumentation attacks in practice: An experiment in food packaging consumer expectations. In P. Chapman, D. Endres, and N. Pernelle, editors, *Graph-Based Representation and Reasoning*, pages 73–87, Cham, 2018. Springer International Publishing.
- [90] H. Zhang and Y. Vorobeychik. Empirically grounded agent-based models of innovation diffusion: a critical review. *Artificial Intelligence Review*, pages 1–35, 2019.
- [91] S. Zheng, A. Trott, S. Srinivasa, N. Naik, M. Gruesbeck, D. C. Parkes, and R. Socher. The ai economist: Improving equality and productivity with ai-driven tax policies. *arXiv preprint arXiv:2004.13332*, 2020.

Annexes



Questionnaire
d'enquête
Les compteurs d'eau
communicants

Données confidentielles

Enquêtes réalisées pour le projet : thèse de Loïc Sadou

Projet porté par : INRAe

ID exploitation agricole :

Nom enquêteur :

Mail :

Date de l'enquête

Fiche explicative

Bonjour Monsieur, je me présente rapidement.

Je m'appelle X et je suis en stage de seconde année d'école d'ingénieur à l'INRAe.

Comme vous l'avez constaté, les technologies numériques appliquées à l'agriculture se sont fortement développées, pouvant modifier considérablement vos pratiques et vos modes de conduite des cultures. De telles technologies numériques peuvent vous offrir une opportunité mais peuvent aussi soulever de multiples interrogations quant aux effets négatifs dont elles pourraient être la cause.

Mon stage vise alors à comprendre comment les agriculteurs perçoivent et évaluent la diffusion et l'adoption d'innovations numériques. Plus précisément sera ciblé les compteurs d'eau communicants.

Le questionnaire auquel vous allez répondre lors de notre entretien sera proposé à plusieurs agriculteurs du bassin toulousain. Une base de données sera créée et des analyses statistiques seront effectuées dans le but de mieux comprendre comment les agriculteurs perçoivent l'adoption d'une innovation numérique, comment ils échangent leurs informations relatives à cette innovation et quels facteurs influencent la diffusion d'arguments, positifs ou négatifs, la concernant ainsi que son adoption ou son refus.

L'entretien va se dérouler en **trois parties** :

1/ Une première partie où nous allons capter ensemble des **éléments caractéristiques de votre exploitation et vous concernant**.

2/ Une deuxième partie dans laquelle nous allons vous poser quelques questions concernant **ce qui caractérise votre prise de décisions**, afin de voir dans quelle mesure cela peut influencer vos choix.

3/ Enfin une dernière partie dans laquelle nous allons cibler les **arguments fondamentaux de votre prise de décisions** ainsi que les **sources d'informations** que vous utilisez pour cette prise de décisions.

Avec les données récoltées, qui resteront **anonymes**, nous effectuerons des analyses statistiques pour étudier votre perception d'une innovation.

L'entretien devrait durer entre 45 minutes et 1 heure environ.

Est-ce que vous avez des questions ? Sinon nous allons pouvoir passer à la première partie.

I. Caractéristiques générales de votre exploitation agricole

1. Quelle est votre Surface Agricole Utile ? ha

2. Quelle est votre superficie en fermage ? ha

3. Etes-vous en conventionnel ou en bio ?

Conventionnel

Bio

II. Ressources en eau et en matériel associé

1. Quelles sont vos ressources en eau ? Complétez autant de cases que nécessaire

Nature de la ressource	Nom de la ressource	Nombre de points de prélèvements	Accès individuel ou via une structure collective	Quota/Volume (m3)
Cours d'eau			<input type="checkbox"/> Accès individuel <input type="checkbox"/> Structure collective	
Canal			<input type="checkbox"/> Accès individuel <input type="checkbox"/> Structure collective	
Retenue, Lac collinaire			<input type="checkbox"/> Accès individuel <input type="checkbox"/> Structure collective	
Nappe phréatique (puits ou forage)			<input type="checkbox"/> Accès individuel <input type="checkbox"/> Structure collective	

2. Combien d'hectares étaient irrigués au total sur votre exploitation en 2021 ?ha

3. Combien d'hectares sont irrigables sur votre exploitation en 2022 ?ha

4. Quel volume d'irrigation avez-vous consommé en 2021 ?

<2000 m3/ha

2000 – 3000 m3/ha

3000 – 4000 m3/ha

>4000 m3/ha

5. Avez-vous un compteur d'eau communicant sur votre exploitation ?

Oui

Non

(demander prix payé si oui)

6. Quel équipement d'irrigation avez-vous pour votre exploitation ?

Précisez le nombre ou la surface

Équipement d'irrigation	Nombre ou surface développée
Enrouleur	
Pivot	
Intégral (=Sprinker)	
Autre (préciser)	

III. Ressources financières

1. Quelles activités rémunérées pratiquez-vous ? Cochez autant de cases que nécessaire

- Culture de vente Prestation de services Maraîchage Arboriculture
 Vente directe Viticulture Apiculture
 Elevage (préciser) :
 Autre (préciser) :

2. Quelle a été votre marge brute à l'hectare de votre exploitation en 2021 ?

A l'hectare	<input type="checkbox"/> NA	<input type="checkbox"/> <500	<input type="checkbox"/> 500-100 0	<input type="checkbox"/> 1000-125 0	<input type="checkbox"/> 1250-150 0	<input type="checkbox"/> >1500
----------------	-----------------------------	-------------------------------	---------------------------------------	--	--	--------------------------------

3. Quel est l'EBE (Excédent Brut d'Exploitation) de votre exploitation en 2021 ?

- <40 000€ 40 000 – 60 000€ 60 000 – 80 000€ > 80 000€

4. Quel est votre niveau d'endettement en 2021 ?

- <25% 25 – 50% 50 – 70% >70%

IV. Ressources humaines

1. Quel est le nombre d'UTH (unité travailleur humain = équivalent tps complet) sur l'exploitation ?

- 1 2 3 4 >4

2. Bénéficiez-vous d'entraide familiale ou de la part des voisins ?

- Oui Non

3. Combien de jours de repos par semaine arrivez-vous à vous dégager ?

- 0 1 2 Plus

V. Ressources individuelles

1. Quelle formation avez-vous suivie ?

- CAP/BEP BTS/Licence Ingénieur/Master Autre (préciser)

2. Depuis combien de temps pratiquez-vous l'agriculture ?

3. Quel âge avez-vous ?

4. Quel est votre sexe ?

- Masculin Féminin

5. Quelle est votre situation familiale ?

- Marié(e)/En couple Célibataire/Divorcé(e) Veuf(ve)

6. Quel est le nombre de personnes dans votre foyer ?

Seconde partie : Informations sur les facteurs cognitifs et psychologiques explicatifs de la prise de décision (reposant sur la théorie du comportement planifié)

Dans cette partie, nous allons évaluer certains facteurs, de nature principalement subjective, qui pourraient expliquer votre prise de décision, relativement à l'adoption, ou pas, d'un compteur d'eau communicant.

Vos réponses devraient nous permettre de mieux comprendre votre comportement vis-à-vis de cette adoption. Les questions auxquelles vous allez répondre vont alors nous permettre d'évaluer la manière dont vous vous comportez face à cette situation de prise de décision.

Il est important pour nous que vous répondiez à l'ensemble des questions, tout en sachant bien que vos réponses seront traitées de façon anonyme et resteront tout à fait confidentielles.

Notez bien qu'il n'y a pas de bonne ni de mauvaise réponse. Votre choix doit être réellement guidé par vos préférences.

Cette partie comprend **4 séries de 3 questions**.

Pour chaque question, nous allons vous demander simplement d'évaluer de manière subjective votre vision face à une **affirmation liée à votre décision d'adopter ou pas un compteur d'eau communicant, sur une échelle allant de 1 (pas tout à fait d'accord) à 5 (tout à fait d'accord)**.

S. 1. Affirmations pour l'intention d'adopter ou pas un compteur d'eau communicant

1. J'ai prévu d'adopter un compteur d'eau communicant au cours de cette année ou de l'année prochaine.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

2. Je suis prêt à emprunter de l'argent pour adopter un compteur d'eau communicant.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

3. J'ai l'intention de suivre cette année une formation sur le compteur d'eau communicant.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

S. 2. Affirmations pour l'attitude face à un compteur d'eau communicant.

1. L'utilisation d'un compteur d'eau communicant améliore la gestion des cultures.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

2. Investir dans la technologie d'un compteur d'eau communicant est rentable.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

3. L'irrigation avec un compteur d'eau communicant est la solution aux problèmes de pénurie d'eau.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

S. 3. Affirmations pour les normes subjectives face à un compteur d'eau communicant.

1. Les personnes dont j'apprécie l'opinion attendent de moi que j'adopte le compteur d'eau communicant.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

2. Les agriculteurs qui me ressemblent me considèrent favorablement ou me considéreraient favorablement si j'adoptais le compteur d'eau communicant.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

3. Les agriculteurs de mon entourage n'utilisent pas les compteurs d'eau communicants.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

S. 4. Affirmations pour le contrôle comportemental perçu face à un compteur d'eau communicant.

1. J'ai les connaissances nécessaires pour comprendre le fonctionnement d'un compteur d'eau communicant

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

2. Je suis capable de mettre en œuvre efficacement un système d'irrigation reposant sur un compteur d'eau communicant.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

3. L'utilisation d'un compteur d'eau communicant est le moyen le plus efficace de gérer l'eau d'irrigation.

1	2	3	4	5
Pas du tout d'accord	Pas d'accord	Ni en désaccord ni d'accord	D'accord	Tout à fait d'accord

Mettre une croix dans la case correspondant à votre comportement.

Troisième partie : Informations sur les arguments liés à l'adoption des compteurs d'eau communicants et leurs échanges

Cette partie du questionnaire est liée à l'argumentation (qui est l'étude de la façon dont l'adoption ou pas d'un compteur d'eau communicant résulte d'un raisonnement logique) et l'échange d'arguments, favorables ou défavorables, aux compteurs d'eau communicants. Elle a pour objectif d'évaluer plus précisément votre attitude face à cette adoption ou pas.

Cette partie comprend **4 séries de questions**. La **première série** est relative aux poids que vous attribuez à certains **critères de décisions** et à la confiance accordée à certaines **sources d'informations**. La **deuxième série** vise à collecter l'ensemble des **arguments**, favorables ou défavorables, utilisés pour la décision d'adopter un compteur d'eau communicant. La **troisième série** a pour objectif de **sélectionner les arguments considérés comme fondamentaux** dans la décision d'adoption d'un compteur d'eau communicant. La **quatrième série** porte sur les **sources d'information disponibles et utilisées** par l'agriculteur pour la décision d'adopter ou non ainsi que sur leurs **fréquences de consultation**.

S1. Poids attribués à des critères et confiance accordée aux sources d'informations

Pour les **5 critères** suivants, vous devrez préciser le **poids** selon les **préférences** que vous y accordez pour la prise de décision liée à l'adoption ou pas d'un compteur d'eau communicant.

Vous devrez positionner **une croix** sur cette échelle allant de 0 (pour un poids très faible accordé au critère) à 10 (pour un poids très fort accordé au critère).

Critères de décision	Poids accordé
Augmenter ma productivité	
Assurer mon assise financière / Sécuriser mes revenus	
Tenir compte de l'environnement	
Diminution des relation humaines (télérelève) Garantir les relations sociales avec la relève classique	
Faire confiance au gestionnaire de la ressource en eau	

Pour les **6 sources d'informations** suivantes, vous devrez préciser le **niveau de confiance** que vous y accordez pour la prise de décision liée à l'adoption ou pas d'un compteur d'eau communicant.

Vous devrez préciser pour chaque source d'information le niveau de confiance accordée à l'aide d'une **note** allant de 0 (pour une confiance très faible accordée à la source) à 10 (pour une confiance très forte accordée à la source).

Sources d'informations	Niveau de confiance (de 0 à 10)
Sites Internet	
Vendeurs de compteurs d'eau communicants	
Papiers scientifiques	
Expériences personnelles	
Conseillers agricoles	
Autres irrigants	

S2. Jeu de rôle et arguments fondamentaux pour ou contre l'adoption d'un compteur d'eau communicant.

Mise en situation :

Je suis un agriculteur qui produit du maïs grain pour la première année et je souhaite adopter une stratégie d'irrigation pour cette culture. J'ai entendu parler des compteurs d'eau communicants mais mes connaissances sur ce sujet sont très limitées.

Vous êtes mon conseiller/tuteur, vous êtes chargé de m'aider à prendre une décision relative au type de compteur que je devrais installer sur mon réseau entre un compteur mécanique classique et un compteur communicant avec télérelève.

Vous n'effectuez qu'une visite fin mai et je dois décider rapidement si j'adopte ou pas un compteur d'eau communicant. Vous n'avez aucune information a priori sur mon exploitation, mes pratiques, mon environnement naturel ou économique. Vous pouvez cependant me poser toutes les questions que vous souhaitez.

Par contre, essayez de me demander uniquement l'information qui vous semble à priori nécessaire à l'élaboration de votre conseil concernant mon adoption ou non d'un compteur d'eau communicant.

Questions :

Quels sont, selon vous, les arguments, favorables ou défavorables, à l'adoption d'un compteur d'eau communicant ?

S3. Evaluation du nombre d'arguments utilisée dans la prise de décision d'adopter ou pas un compteur d'eau communicant.

Voici une **liste d'arguments**, favorables(+) ou défavorables(-), à l'adoption du compteur d'eau communicant. Vous devez **sélectionner les arguments** qui vous semblent **les plus pertinents selon vous** pour votre prise de décision vis-à-vis des compteurs communicants. Si la

Arguments	Hyp.	Cocher si l'argument est pertinent pour vous
Tarification optionnelle plus intéressante pour ceux qui adoptent le compteur communicant	+	
Economie d'eau car vision en temps réel de la consommation	+	
Augmentation de la facture d'eau car mesure plus précise *	-	
Compteurs plus chers que les mécaniques	-	
Renégociation possible des quotas en fonction des quantités consommées	+	
Respect des règles de partage	+	
Contrôle et sanction des pratiques abusives *	-	
Sources de nouvelles tensions *	-	
Pas de réelle plus value	-	
Gestion actuelle convenable	-	
Compteurs mécaniques suffisants	-	
Interface web compliquée à utiliser	-	
Pratique pour des parcelles morcelés	+	
Augmentation de la production	+	
Relevé d'eau facilité	+	
Repérage des fuites	+	
Détection des équipements défectueux	+	
Connaissance en temps réel de l'eau utilisée	+	
Aucun profit pour les agriculteurs	-	
Détournement possible des données recueillies	-	

S4. Sources d'informations disponibles et utilisés, fréquences de consultation

Vous envisagez d'acquérir ou de louer un compteur d'eau communicant.

Vous souhaitez des conseils de natures diverses (techniques, économiques, pratiques,...) sur le compteur d'eau communicant. **Quelles sources d'informations privilégiez-vous ?**

Cochez les sources d'information disponibles selon vous.

- | | |
|--|---|
| <input type="checkbox"/> Presse spécialisée | <input type="checkbox"/> Instituts techniques |
| <input type="checkbox"/> Revues agricoles | <input type="checkbox"/> Centres de recherche |
| <input type="checkbox"/> CER | <input type="checkbox"/> Internet |
| <input type="checkbox"/> Conseiller de coopérative | <input type="checkbox"/> Agriculteurs voisins |
| <input type="checkbox"/> Conseiller privé | <input type="checkbox"/> Autre |
| <input type="checkbox"/> Conseiller de Chambre | |

Si « Autre », précisez

Pour décider d'acquérir ou de louer un compteur d'eau communicant, **quelles informations utilisez-vous ?**

- | | |
|---|--|
| <input type="checkbox"/> Caractéristiques de votre exploitation | <input type="checkbox"/> Conseil d'un conseiller |
| <input type="checkbox"/> Votre expérience personnelle | <input type="checkbox"/> Outils d'aide à la décision |
| <input type="checkbox"/> Presse spécialisée | <input type="checkbox"/> Conseil d'un agriculteur voisin |
| <input type="checkbox"/> Caractéristique du produit | <input type="checkbox"/> Autre |
| <input type="checkbox"/> Disponibilité de la ressource en eau | |

Si « Autre », précisez

Avez-vous recours à des **outils informatiques d'aide à la décision ?**

- Oui** **Non**

Si oui, lesquels ?

.....
.....

Pouvez-vous hiérarchiser **4 des structures ou personnes qui vous donnent le plus de conseils et leur attribuer une note de fréquence de consultation et de confiance**

Structures ou personnes qui vous donnent le plus de conseils	Fréquence de consultation*	Confiance**
Conseillers techniques		
Agriculteurs voisins		
Groupements agricoles		
Salariés qualifiés en irrigation		
ASA		
Commerciaux		
Autre (Précisez).....		

** Niveau de Confiance	Note
Je suis très méfiant	1
Je suis méfiant	2
J'ai confiance	3
J'ai très confiance	4

* Fréquence de consultation	Note
Rarement consulté	1
Parfois consulté	2
Souvent consulté	3
Très consulté	4

(avoir un ordre de grandeur /mois /semaine)

Je vous remercie pour votre participation.

Discussion ouverte

Avez-vous des questions ou des commentaires sur l'enquête ?

Que pensez vous des compteurs d'eau communicants ?

Merci

Pour finir, si vous le souhaitez, nous vous enverrons une synthèse de l'analyse des résultats que nous réaliserons. Sous quel format (numérique/papier) et par quel canal ?

Auriez vous des contacts d'agriculteur irrigant à nous suggérer pour faire cette enquête avec eux ?

Titre : Utilisation de la simulation à base d'agents et de la théorie de l'argumentation pour mieux appréhender la diffusion et l'appropriation des outils numériques en agriculture.

Mots clés : simulation à base d'agents, argumentation, diffusion d'innovation, agriculture numérique

Résumé : La simulation à base d'agents est utilisée depuis longtemps pour étudier les dynamiques d'adoption et de diffusion d'innovations. Cependant, la grande majorité de ces travaux se limitent à une représentation abstraite et simplifiée de ce processus, ce qui ne permet pas d'expliquer les raisons du changement d'opinion d'un agent, élément pourtant fondamental pour comprendre la dynamique de la diffusion de l'innovation. Dans cette thèse, nous proposons un modèle générique, MIDAO, basé sur la théorie du comportement planifié et l'argumentation formelle, qui vise à aller plus loin dans ce domaine. Plus précisément, nous proposons un modèle dans lequel les agents, représentant les possibles adoptants, sont capables de construire leur opinion sur l'innovation à partir de leur connaissance, traduite sous la forme d'une ensemble d'arguments et de débattre avec les autres agents. L'utilisation de ce modèle générique est illustrée au travers de l'exemple de la problématique de l'adoption des compteurs d'eau communicants par les agriculteurs de la région du Louts, dans le sud-ouest de la France.

Title: Use of agent-based simulation and argumentation theory to better understand the diffusion and appropriation of digital tools in agriculture.

Key words: agent-based simulation, argumentation, diffusion of innovation, digital agriculture

Abstract: Agent-based simulation has long been used to study the dynamics of innovation adoption and diffusion. However, the vast majority of this work is limited to an abstract and simplified representation of this process, which does not allow us to explain the reasons for an agent's change of opinion, a fundamental element for understanding the dynamics of innovation diffusion. In this thesis, we propose a generic model, MIDAO, based on the theory of planned behavior and formal argumentation, which aims to go further in this field. More specifically, we propose a model in which agents, representing possible adopters, are able to construct their opinion on the innovation from their knowledge, translated into a set of arguments, and to debate with other agents. The use of this generic model is illustrated through the example of the problem of the adoption of communicating water meters by farmers in the Louts region of south-west France.