



HAL
open science

Une architecture d'agent BDI basée sur la théorie des fonctions de croyance : application à la simulation du comportement des agriculteurs

Patrick Taillandier, Olivier Therond, Benoit Gaudou

► To cite this version:

Patrick Taillandier, Olivier Therond, Benoit Gaudou. Une architecture d'agent BDI basée sur la théorie des fonctions de croyance : application à la simulation du comportement des agriculteurs. Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, 2012, Honfleur, France. pp.107-116. hal-00742874

HAL Id: hal-00742874

<https://hal.science/hal-00742874>

Submitted on 17 Oct 2012

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.

Une architecture d'agent BDI basée sur la théorie des fonctions de croyance : application à la simulation du comportement des agriculteurs

P. Taillandier^a

patrick.taillandier@univ-rouen.fr

O. Therond^b

Olivier.therond@toulouse.inra.fr

B. Gaudou^c

benoit.gaudou@univ-tlse1.fr

^aUMR IDEES, CNRS, Université de Rouen, 7 rue Thomas Becket, 76 Mont Saint Aignan – France

^bINRA, UMR 1248 AGIR F-31326 Castanet Tolosan - France

^cUMR 5505 IRIT, CNRS, Université Toulouse I Capitole - Toulouse – France

Résumé

La simulation à base d'agents est maintenant largement utilisée pour étudier les systèmes complexes. Cependant, le problème de la définition des agents est toujours posé. Définir des agents complexes capables d'agir de manière réaliste est une tâche difficile. Un paradigme couramment utilisé pour formaliser le comportement de tels agents est le paradigme BDI (Belief-Desire-Intention). Cependant, ce formalisme est peu utilisé en simulation. Une raison est que la plupart des architectures basées sur celui-ci sont très complexes à comprendre pour des non-informaticiens. De plus, elles sont en générales très lourdes en termes de temps de calcul. Dans cet article, nous proposons ici une architecture agent basée sur le paradigme BDI et sur la théorie des fonctions de croyance qui permet de répondre aux difficultés précitées. Nous présentons une application de celle-ci pour la simulation du choix et de la conduite de systèmes de culture par des agriculteurs. Cette application montre que notre architecture permet de faire tourner plusieurs milliers d'agents simultanément.

Mots-clés : Modélisation à base d'agents, architecture BDI, théorie des fonctions de croyance, modélisation du choix d'assolement

Abstract

Agent-based simulations are now widely used to study complex systems. However, the problem of the agent design is still an open issue. In fact, designing complex agents able to act in a believable way is a difficult task, in particular when their behaviour is led by many conflicting needs and desires. A widely used way to formalise the internal architecture of such complex agents is the BDI (Belief-Desire-Intention) paradigm. Yet, this formalism is rarely used in simulation context. A reason is that most agent

architectures based on the BDI paradigm are complex to understand by non-computer-scientists. Moreover, they are often very time-consuming in terms of computation. In this paper, we propose an architecture based on the BDI paradigm and on the belief theory to answer these problems. We present an application of our agent architecture to an actual model dedicated to cropping plan decision-making. This application that takes into plays thousands of farmer agents shows promising results.

Keywords: Agent-based modelling; BDI architecture; belief theory; cropping plan decision-making

1 Introduction

L'étude des systèmes socio-écologiques est réalisée dans de nombreux domaines d'applications tels que l'évaluation de risques, la gestion des ressources naturelles ou l'aménagement du territoire. Mener ce type d'études est la plupart du temps compliqué puisqu'il faut représenter des dynamiques sociales et écologiques souvent spatialisées. L'une des techniques de modélisation les plus prometteuses pour étudier de tels systèmes est la modélisation à base d'agents qui permet de fournir des informations intéressantes sur la dynamique du système étudié.

Malgré l'émergence de différentes plateformes de modélisation facilitant le travail des modélisateurs, le problème de la définition des agents est toujours posé. En effet, définir des agents cognitifs capables de prendre des décisions complexes et d'interagir avec leur environnement biophysique et avec d'autres agents est une tâche difficile, en particulier pour les modélisateurs qui n'ont pas de compétence en programmation.

Afin de faire face à cette difficulté, nous

proposons d'utiliser une architecture d'agent cognitif basée sur le paradigme BDI (Belief-Desire-Intention) et sur l'utilisation de la théorie des fonctions de croyance pour formaliser le raisonnement des agents.

2 Architectures d'agent existantes

Pour résoudre, le problème classique de la définition et de l'implémentation d'agents de nombreuses architectures multi-agents ont été proposées. Certaines de ces architectures comme les machines à états finis ou les architectures motivationnelles (Robert et Guillot, 2005) peuvent être très utiles pour la définition d'agents simples. Cependant, elles ne sont pas adaptées à la définition d'agents cognitifs complexes car leur pouvoir de représentation est très limité.

Un paradigme classique pour formaliser le comportement des agents cognitifs plus complexes est le paradigme BDI (Belief-Desire-Intention, Rao et Georgeff, 1991). Des travaux ont montré l'intérêt d'utiliser un tel paradigme dans le contexte de la simulation (par exemple, Shendarkar et al., 2008; Adam et al., 2011), cependant, il est encore peu utilisé (voir un exemple en cours de développement à l'échelle de l'exploitation agricole dans Akplogan, 2012). Une raison à cela est que la plupart des architectures d'agent basées sur ce paradigme sont très complexes à comprendre et à utiliser par des non-informaticiens (exemple JAM - Hubert, 1999), JASON - Bordini et al., 2007). De plus, ces architectures sont la plupart du temps très lourdes en termes de temps de calcul et donc non adaptées aux simulations faisant intervenir plusieurs milliers d'agents.

3 Architecture d'agent BDI

3.1 Architecture générale

Nous présentons ici une architecture d'agent basée sur le paradigme BDI qui permet de répondre aux deux difficultés mentionnées dans la partie 2 : l'aspect compréhensible de l'architecture et le problème de la simulation d'un grand nombre d'agents.

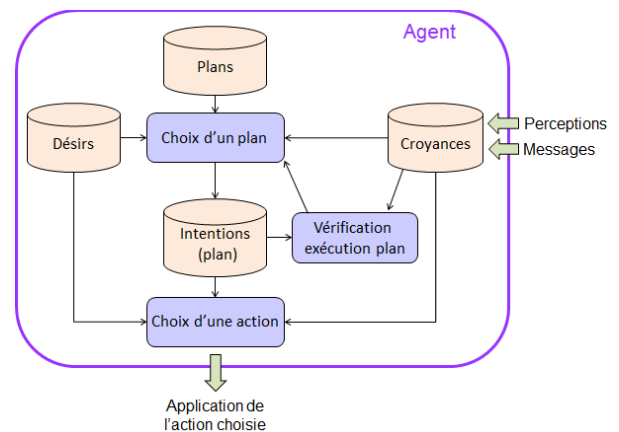


Fig. 1 – Architecture d'un agent

Notre architecture est composée de 4 bases de données (Figure 1) :

- *Plans* : la vision stratégique de l'agent. Les plans définissent les stratégies que peut suivre l'agent. Un plan est composé de 3 éléments :
 - *Ensemble de séquences d'actions* : définit les actions qui devraient être appliquées, considérant le plan choisi, pour atteindre le but (désirs) de l'agent.
 - *Règles d'exécution des actions* : définit les conditions d'exécution des différentes actions.
 - *Règles de mise à jour du plan* : définit les conditions et les conséquences d'une mise à jour du plan (et de la suppression du plan de la base d'intention).
- *Désirs* : les désirs de l'agent. Les désirs sont formalisés sous la forme d'un ensemble de critères qui seront utilisés pour évaluer les plans. La partie 3.2 donne plus de détails sur les désirs.
- *Croyances* : les croyances de l'agent concernant le fonctionnement du système. Les croyances sont utilisées pour calculer les valeurs des désirs (critères). Des exemples de croyances sont donnés en partie 4.1.
- *Intention* : correspond au plan choisi.

Quand un agent acquiert de nouvelles informations (par ses propres moyens de perception ou par des messages envoyés par d'autres agents), il met automatiquement à jour sa base de croyances. Lorsque l'agent n'a pas de plan à exécuter (base d'intention vide), il commence par évaluer chacun des plans

disponibles selon ses désirs et ses croyances. Il sélectionne ensuite un plan par le biais d'un processus de décision multicritère basé sur la théorie des fonctions de croyance. Ce plan est ensuite entré dans la base des intentions. L'agent dispose ainsi d'une vision stratégique de son comportement qui lui permettra d'exécuter des actions en fonction du contexte (croyances et désirs de l'agent, état de l'environnement). A tout moment, le plan sélectionné peut être remis en cause au travers d'un processus de vérification de plan. Ce processus de vérification de plan est basé sur la définition du plan (qui doit stipuler des conditions de remise en cause) et des croyances de l'agent.

A noter que notre architecture a de nombreuses similarités avec celle développée par Dury (2012) pour représenter le comportement des agriculteurs à l'échelle d'une exploitation. Elle se différencie néanmoins de celle-ci dans sa vocation à être utilisée pour simuler simultanément de nombreux agents (alors que celle de Dury ne s'intéresse qu'à la simulation d'un unique agent). Elle se différencie également dans l'utilisation de la théorie des fonctions de croyance dans le processus de choix d'un plan.

Dans les prochaines parties, nous décrivons les 3 principaux processus de décision : le choix d'un plan, le choix d'une action et la vérification de l'exécution d'un plan.

3.2 Choix d'un plan

Afin de choisir un plan, l'agent procède à un processus de décision multicritère. En vue de réduire la complexité du problème, l'agent commence par filtrer les plans (évalués par les différents désirs) en ne conservant que ceux se trouvant sur le front de Pareto. Le front de Pareto est l'ensemble des plans qui ne sont pas dominés. Un plan est dominé par un autre si aucun désir (critère) n'a une valeur préférable (supérieure ou inférieure en fonction du type de désirs) pour ce plan que pour le second.

La littérature propose de nombreuses approches de décision multicritère. Une première catégorie d'approches est connue sous le terme *d'agrégation complète*. Ces approches consistent à agréger tous les critères en un unique critère par le biais d'une fonction d'utilité. La décision prise est celle maximisant la fonction d'utilité. Un système de poids est souvent utilisé pour prendre en compte l'importance relative des différents critères dans la prise de décision. L'exemple le plus simple et le plus connu de ces méthodes est la moyenne pondérée de notes.

Il existe de nombreuses autres méthodes, plus complexes, et fournissant des fonctions d'utilité plus fines (e.g. Jacquet-Lagrece & Siskos, 1982). Cette catégorie d'approches pose le problème de la commensurabilité (Ben Mena, 2000). Ainsi, chaque critère doit pouvoir être comparé directement aux autres, ce qui implique qu'il soit défini sur une échelle comparable.

La seconde catégorie d'approches est connue sous le terme *d'agrégation partielle*. Ces approches consistent à comparer deux à deux chaque décision possible. La comparaison est basée sur l'analyse de chaque critère afin d'établir si l'une des deux décisions ne surclasse pas l'autre (e.g. Behzadian et al. 2010). Ces approches permettent de faire face au problème de l'incomparabilité des différents critères mais fournissent des résultats moins clairs que les approches *d'agrégation complète* (Ben Mena, 2000). En effet, ces approches permettent de comparer deux décisions en comparant chaque critère indépendamment des autres. Contrairement aux approches *d'agrégation complète*, ces approches n'agrègent pas directement les critères entre eux mais uniquement le résultat de leur comparaison.

Dans notre contexte, nous proposons d'utiliser la même approche de décision multicritère que celle proposée dans (Taillandier & Therond, 2011; Taillandier et al., 2012). Cette approche appartient à la catégorie des approches *d'agrégation complète* et est basée sur la théorie des fonctions de croyance (Shafer, 1976). Cette théorie a été appliquée avec succès pour de nombreux problèmes (Omriani et al. 2007; Olteanu-Raimond & Mustière, 2008; Taillandier et al., 2009). Elle permet de gérer :

- les connaissances partielles et l'ignorance totale
- les conflits entre critères

Dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance, le terme utilisé pour définir les critères est celui de « source », mais, pour des raisons d'uniformisation par rapport aux parties précédentes, nous continuerons à employer le terme « critère ».

La théorie des fonctions de croyances implique de définir un univers de référence Θ , appelé cadre de discernement, qui définit l'ensemble des hypothèses pouvant potentiellement répondre au problème considéré. Pour notre application, où l'on cherche quel est le plan le plus adapté, le cadre de discernement est constitué de

l'ensemble des plans applicables. Soit A^i , un plan donné :

$$\Theta = \{A^1, A^2, \dots, A^N\}$$

Ce cadre de discernement permet de définir un référentiel de définition, noté 2° contenant l'ensemble des combinaisons possibles d'hypothèses :

$$2^\circ = \{\emptyset, \{A^1\}, \{A^2\}, \dots, \{A^N\}, \{A^1, A^2\}, \dots, \Theta\}$$

Chaque ensemble $\{A^1, \dots, A^j\}$ est appelé « proposition » et représente le fait que la solution du problème est l'une ou l'autre des hypothèses de cet ensemble.

La théorie des fonctions de croyance est basée sur l'utilisation de fonctions de croyance. Ces fonctions associent, à une proposition $P \in 2^\circ$, une masse de croyance, notée $m(P)$, comprise entre 0 et 1. Cette masse de croyance représente le degré de croyance envers cette proposition. Les fonctions de croyance sont définies telles que :

$$\sum_{P \in 2^\circ} m_j(P) = 1$$

Notre approche de décision est composée de 3 étapes :

- Initialisation des masses de croyance
- Combinaison des critères
- Sélection du meilleur plan

Etape 1- Initialisation des masses de croyance

La première étape consiste à initialiser les masses de croyance pour chaque critère. Nous proposons, dans ce cadre, d'utiliser les travaux de (Appriou, 1991) qui proposent de « spécialiser » les critères sur une hypothèse du cadre de discernement (un plan pour nous) afin que ceux-ci se prononcent uniquement, soit en faveur de l'hypothèse, soit en sa défaveur ou alors ne se prononcent pas par manque de connaissances sur l'hypothèse. Cette proposition permet de définir pour chaque hypothèse, c'est-à-dire chaque plan A^i , un sous ensemble S_i de 2° tel que :

$$S_i = \{\{A^i\}, \{\neg A^i\}, \Theta, \emptyset\}$$

- $\{A^i\}$: cette proposition signifie que le plan A^i est le meilleur.
- $\{\neg A^i\} = \{A^j\}_{A^j \in \Theta \wedge A^j \neq A^i}$: cette proposition signifie que le plan A^i n'est pas le meilleur (i.e. le meilleur plan est l'un des autres

plans).

- $\Theta = \{A^1, A^2, \dots, A^N\}$: cette proposition représente l'ignorance. Le ou les critères ne peuvent se prononcer sur le meilleur plan.
- \emptyset : cette proposition représente le conflit entre deux critères ou entre deux hypothèses. Il n'y a jamais de conflit lorsque l'on considère un seul critère et une seule hypothèse.

L'initialisation des masses de croyance revient donc à calculer, pour chaque critère (désir), les valeurs des masses de croyance pour les propositions $\{A^i\}$, $\{\neg A^i\}$ et Θ . La proposition \emptyset a toujours une masse de croyance égale à 0 à l'initialisation des masses de croyance. De façon à calculer ces masses de croyance, des fonctions de croyance doivent être définies. Une fonction de croyance est une fonction associée à un critère qui renvoie une valeur réelle comprise entre 0 et 1 en fonction de la valeur du critère pour une hypothèse donnée. Des exemples de fonctions de croyance sont donnés en partie 4.1.

Etape 2- Combinaison des critères

Cette étape consiste à combiner les différents critères entre eux pour chaque plan A^i afin d'obtenir des masses de croyance synthétisant les connaissances issues de tous les critères.

Nous nous intéressons pour cela aux intersections de propositions formulées par les différents critères. Nous rappelons que $\{\neg A^i\} = \{A^j\}_{A^j \in \Theta \wedge A^j \neq A^i}$ et que $\Theta = \{A^1, A^2, \dots, A^N\}$.

Nous utilisons l'opérateur de fusion proposé par (Smets, 1990) pour calculer les masses de croyance résultant de la combinaison de deux critères :

$$\forall P \in 2^\circ, m_{C_1 C_2}^{A^i}(P) = \sum_{P' \cap P'' = P} m_{C_1}^{A^i}(P') \times m_{C_2}^{A^i}(P'')$$

Cet opérateur permet d'obtenir les quatre masses de croyance résultant de la fusion des

deux critères C_1 et C_2 : $m_{C_1, C_2}^{A^i}(\{A^i\})$, $m_{C_1, C_2}^{A^i}(\{\neg A^i\})$, $m_{C_1, C_2}^{A^i}(\Theta)$ et $m_{C_1, C_2}^{A^i}(\emptyset)$.

Il est associatif et commutatif et permet donc de recombinaison des masses de croyance déjà combinées à un troisième critère C_3 et d'obtenir ainsi quatre nouvelles masses de croyance : $m_{C_1, C_2, C_3}^{A^i}(\{A^i\})$, $m_{C_1, C_2, C_3}^{A^i}(\{\neg A^i\})$,

$m_{C_1, C_2, C_3}^{A^i}(\Theta)$ et $m_{C_1, C_2, C_3}^{A^i}(\phi)$.

Nous calculons ainsi les masses de croyance associées aux différentes propositions pour chacun des plans. Nous obtenons, à la fin de cette étape, les masses de croyance combinées ($m_C^{A^i}(\{A^i\})$, $m_C^{A^i}(\{\neg A^i\})$, $m_C^{A^i}(\Theta)$ et $m_C^{A^i}(\phi)$) pour chaque plan A^i .

Etape 3- Sélection du meilleur plan

Cette dernière étape consiste à déterminer parmi les propositions celle qui a le plus de chances d'être vraie (c'est-à-dire le meilleur plan).

Pour déterminer quelle est la meilleure proposition, nous proposons d'utiliser la probabilité pignistique (Smets & Kennes, 1994), qui permet de répartir uniformément la masse de croyance associée à un sous-ensemble à chacun des éléments composant celui-ci. Cette probabilité est très largement utilisée pour les problèmes où l'on souhaite sélectionner une hypothèse simple et non un ensemble d'hypothèses. Elle correspond bien à notre cas d'étude où nous souhaitons sélectionner un plan unique.

La probabilité pignistique d'une proposition A est donnée par la formule suivante :

$$P(A) = \sum_{A \subseteq B} m(B) \frac{|A \cap B|}{|B|}$$

La probabilité pignistique représente l'utilité d'un plan : le plan choisi est donc celui qui a la probabilité pignistique la plus élevée.

3.3 Choix d'une action

Comme mentionné en partie 3.1, un plan contient des règles d'exécution d'actions en fonction des désirs et croyances de l'agent. Le processus de choix d'une action consiste donc à utiliser ces règles pour déterminer, en fonction du contexte courant, quelles actions exécuter et selon quelles modalités.

3.4 Contrôle de l'exécution du plan

Comme mentionné en partie 3.1, un plan contient des règles qui définissent, en fonction des désirs et croyances de l'agent, si le plan doit être supprimé de la base d'intention de l'agent, par exemple dans le cas où les actions planifiées par l'agent n'ont plus de sens par rapport au contexte courant de ce dernier.

Il contient également des règles définissant, en fonction des désirs et croyances de l'agent, si le plan doit être mis à jour et comment.

3.5 Discussion

Nous avons évoqué en partie 3, deux faiblesses des architectures classiques BDI (JAM, JASON...): leur caractère difficilement compréhensible et utilisable par des non-informaticiens et le fait qu'elles ne sont pas adaptées pour la simulation de nombreux agents.

Concernant le problème de la compréhension, nous avons fait le choix de proposer une architecture BDI extrêmement simple composé de 4 bases de données et d'uniquement 3 processus (voir Figure 1). Nous avons également fait le choix de baser le raisonnement de l'agent sur un processus de décision multicritère, qui est une approche souvent utilisée en simulation (par le biais d'une fonction d'utilité) et non sur un formalisme logique (utilisé par JAM et JASON), qui est beaucoup plus complexe à mettre en œuvre.

Concernant le problème de la simulation d'un grand nombre d'agents, nous présentons en partie 4 une expérimentation visant à démontrer les capacités de notre architecture pour ce type de simulation.

4 Application : modélisation du comportement d'agriculteurs

Dans cette partie, nous présentons une application de notre architecture pour un modèle dont l'objectif est de représenter le comportement d'agriculteurs. La partie 4.1 présente le modèle implémenté en suivant la première partie du protocole ODD (Grimm et al., 2006). La section 4.2 décrit les premières expérimentations menées avec ce modèle.

4.1 Description du modèle

Vue d'ensemble

Objectif

Le développement du modèle présenté ici s'inscrit dans le projet MAELIA (MAELIA, 2012) qui a pour but de développer une plateforme pour la simulation des impacts socio-environnementaux des normes de gestion des ressources en eau. En particulier, ce projet vise à simuler l'impact de ces normes sur le comportement des agriculteurs qui sont souvent les plus grands consommateurs d'eau

dans les régions irrigués durant les périodes d'étiage. Notre modèle a pour objectif de simuler le comportement des agriculteurs en termes de choix d'assolement et de conduites des grandes cultures (céréales à paille, maïs, oléo-protéagineux). Dans notre modèle le choix d'assolement détermine le mode de conduite des cultures.

Structure du modèle et échelle

Notre modèle comporte deux types d'entités : les agents agriculteurs et les agents parcelles.

Un agent agriculteur a les variables d'état suivantes :

- *parcelles* : une liste de parcelles agricoles,
- *plans* : ensemble des choix d'assolement possible,
- *intention* : le plan d'assolement courant,
- *désirs* : une liste de critères utilisés pour sélectionner un plan d'assolement,
- *croyances* : informations utilisées pour prendre des décisions. Les croyances de l'agriculteur sont composées de :
 - *mémoire_dernières productions* : derniers rendements obtenus pour chaque type de culture (maïs, blé tendre, soja...),
 - *météo_derniers_jours* : météo observée lors des derniers jours (pluie, température) sur chaque parcelle,
 - *prix_culture* : prix courant des différentes cultures,
 - *coût_culture* : charges opérationnelles (semence + gestion) des différents types de culture,
- *eau* : quantité d'eau disponible,
- *finance* : ressource financière,

Un agent *parcelle* a les variables d'état suivantes :

- *géométrie* : géométrie spatiale (géoréférencée),
- *est_irrigable* : booléen,
- *culture_courante* : culture courante sur la parcelle,
- *météo* : météo de la journée (pluie, température, évapotranspiration),
- *eau_irrigation* : quantité d'eau apportée par l'irrigation,

Dans ce modèle, un pas de simulation correspond à une journée.

Vue d'ensemble des processus et de leur ordonnancement

Les agents *parcelle* ont un seul comportement : calculer la production par culture. Pour les cultures non-irriguées, ce calcul correspond à un tirage aléatoire gaussien dépendant des distributions observées des rendements pour le type de culture. Pour les cultures irriguées, ce calcul est réalisé à l'aide d'un modèle très simple de croissance des plantes dépendant uniquement de la météo, de l'irrigation et d'une fonction de production établissant, par culture, les relations entre stress hydrique et rendement.

Concernant les agents *agriculteur*, nous avons utilisé l'architecture décrite en partie 3 pour formaliser leur comportement.

Pour ces agents, un **plan** correspond à un choix d'assolement, c'est-à-dire à une affectation pour chaque parcelle agricole d'une rotation de cultures. Nous avons défini, en se basant sur les données observées, 10 rotations classiques de cultures. Un plan est aussi caractérisé par :

- Un ensemble d'actions :
 - *semier* : met à jour l'attribut *culture_courante* d'un agent *parcelle* et l'attribut *finance* de l'agent *agriculteur*.
 - *Irriguer* : met à jour l'attribut *eau_irrigation* d'un agent *parcelle* et l'attribut *eau* de l'agent *agriculteur*.
 - *Récolter* : met à jour l'attribut *culture_courante* d'un agent *parcelle* et l'attribut *finance* de l'agent *agriculteur*.
- Règles d'exécution des opérations culturales (actions) : d'une manière générale l'exécution de chacune des opérations culturales est conditionnée par une fenêtre temporelle et un état donne de l'environnement. Par exemple, pour exécuter le semis, l'agent détermine si c'est la bonne période de l'année et s'il n'y a pas eu trop de pluie tombée durant les deux derniers jours. La même logique est appliquée pour la récolte. Pour l'irrigation l'agent *agriculteur* prend en compte une contrainte supplémentaire correspondant à la durée d'un tour d'eau (le même pour tous les agriculteurs). Notre modèle prend en compte le temps pris par chaque activité (qui dépend du type d'activité, de la culture et de la surface des parcelles). Un agent

agriculteur est capable d'exécuter plusieurs actions par jour jusqu'à atteindre un seuil de travail journalier. Une fois le travail sur une parcelle fini, un agent *agriculteur* va chercher à travailler sur une nouvelle parcelle proche de la précédente (proximité calculée à partir de la géométrie géoréférencée des parcelles).

- Règles de mise à jour du plan :
 - si la période de semis pour une parcelle est passée et que l'agent *agriculteur* n'a pas pu semer sur sa parcelle, il peut modifier le plan afin de remplacer la culture prévue sur la parcelle par une culture de substitution,
 - une fois que les rotations de culture sont finies, le plan est supprimé de la base d'intention et un nouveau processus de choix de plan est déclenché. Ce nouveau choix de plan prend en compte les rotations toujours en cours,

Concernant la base de **désirs** des agents *agriculteurs*, nous avons défini 4 désirs (critères) tirés des travaux de (Dury et al., 2010) :

- Maximiser le profit.
- Minimiser les risques financiers
- Minimiser la charge de travail
- Maximiser les similarités avec le dernier plan choisi

Maximiser le profit

Un agriculteur tend à choisir un plan qui lui permet de maximiser ses profits. Les fonctions de croyance que nous proposons pour ce critère sont présentées figure 2. Ce critère est basé sur l'évaluation, en euros, du profit espéré pour l'ensemble des années (P). Ce profit tient compte du prix de vente de culture (prix annuel du marché agricole), du coût de la conduite de la culture (semence, engrais....) et de l'expérience de l'agriculteur concernant les rendements qu'il a pu obtenir sur chacune des parcelles.

Lorsque le profit espéré pour un choix d'assolement A^i est supérieur à 0, l'agriculteur est tenté de choisir cet assolement (masse de croyance pour la proposition $\{A^i\}$ supérieure à 0). Au contraire quand le profit espéré pour A^i est inférieur à 0, l'agriculteur est tenté de choisir un autre assolement (masse de croyance pour la proposition $\{ \neg A^i \}$ supérieure

à 0). Plus le profit espéré sera élevé, plus la masse de croyance pour la proposition $\{A^i\}$ sera élevée. Au contraire, plus le déficit sera élevé, plus la masse de croyance pour la proposition $\{ \neg A^i \}$ sera élevée. P_{max} est le profit maximal obtenu avec les différents plans. D_{max} est le déficit pouvant être atteint en considérant le pire des scénarios (aucune plante ne pousse).

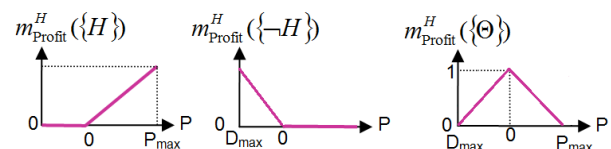


Fig. 2 – Fonctions de croyance pour le désir de maximisation du profit

Minimiser les risques financiers

Un agriculteur tend à éviter les plan qui peuvent entrainer une forte variation du profit espérer. Les fonctions de croyance que nous proposons pour ce critère sont présentées figure 3. Ces fonctions dépendent de l'écart type du profit espéré (R).

Lorsque le risque financier pour un choix d'assolement A^i est supérieur à 0, l'agriculteur est tenté de choisir un autre assolement (masse de croyance pour la proposition $\{ \neg A^i \}$ supérieure à 0). Plus le risque sera élevé, plus la masse de croyance pour la proposition $\{ \neg A^i \}$ sera élevée. R_{max} est l'écart type maximal obtenu avec les différents plans.

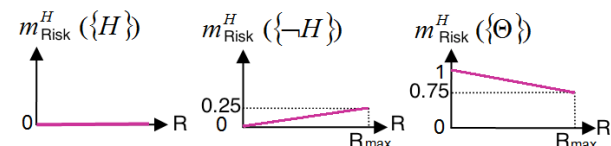


Fig. 3 – Fonctions de croyance pour le désir de minimisation du risque

Minimiser la charge de travail

Un agriculteur tend à choisir un plan qui maximise le nombre de jours libres (jours sans travail). Les fonctions de croyance que nous proposons pour ce critère sont présentées figure 4. Ces fonctions dépendent du nombre de jours libres (F).

Lorsque le nombre de jours libres pour un choix d'assolement A^i est supérieur à 0, l'agriculteur est tenté de choisir cet assolement (masse de croyance pour la proposition $\{A^i\}$ supérieure à 0). Plus le

nombre de jours libres sera élevé, plus la masse de croyance pour la proposition $\{A^i\}$ sera élevée.

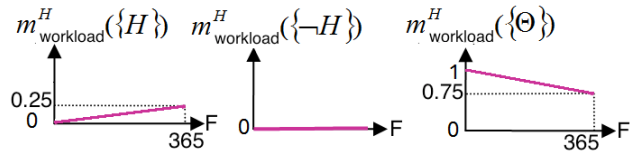


Fig. 4 – Fonctions de croyance pour le désir de minimisation la charge de travail

Maximiser la similarité avec le dernier plan choisi

Un agriculteur tend à toujours choisir le même plan (ou au moins des plans proches) d'années en années. Les fonctions de croyance que nous proposons pour ce critère sont présentées figure 5. Ces fonctions dépendent du taux de similarité en comparaison avec le dernier plan choisi (S).

Lorsque le taux de similarité pour un choix d'assolement A^i est supérieur à 0.25, l'agriculteur est tenté de choisir cet assolement (masse de croyance pour la proposition $\{A^i\}$ supérieure à 0). Plus le taux de similarité sera élevé, plus la masse de croyance pour la proposition $\{A^i\}$ sera élevée.

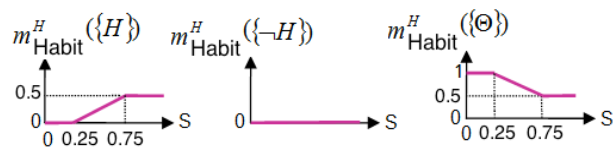


Fig. 5 – Fonctions de croyance pour le désir de maximisation de la similarité avec le dernier plan choisi

La base de **croyances** d'un agent *agriculteur* est composée des attributs suivants :

- *mémoire_dernières_productions*
- *météo_derniers_jours*
- *prix_culture*
- *coût_culture*
- *eau*
- *intention* : plan d'assolement courant

Détails

Initialisation

L'initialisation d'une simulation débute par le chargement de données géographiques

vectérielles (SIG) pour initialiser les agents parcelle. Ensuite, un fichier CSV est chargé afin de créer les agents agriculteur. Ce fichier contient des informations sur le lien existant entre les agents agriculteur et les agents parcelle. Enfin, des fichiers CSV contenant des informations (séries temporelles) sur la météo et les prix/coût des différentes cultures sont chargés.

Entrées du modèle

Les données utilisées comme entrées du modèle sont les suivantes :

- Registre Parcellaire Graphique (RPG) de 2009 : décrit les géométries (géoréférencées, SIG) des parcelles agricoles, leur affectation à une même exploitation agricole et si elles sont irrigables ou non.
- Données CSV des rotations de cultures (2006-2009) : décrivent les rotations de cultures de culture pour chaque parcelle et le propriétaire de la parcelle (obtenu par prétraitement des données RPG entre 2005 et 2009).
- Données météo (2000-2009) : fournissent les pluies, températures et évapotranspiration pour chaque jour.
- Données marché agricole (2000-2009) : fournissent le prix et coût de chaque culture pour chaque année.
- Données sur les cultures : décrivent pour chaque type de cultures ses caractéristiques et les règles d'exécution des opérations culturales associés.

4.2 Expérimentation

Contexte

Le modèle a été implémenté avec la plateforme de simulation GAMA (Taillandier et al., 2012). Cette plate-forme de simulation est particulièrement bien adaptée à notre modèle car elle permet d'agentifier simplement des données géographiques vectorielles et intègre différentes méthodes de décision multicritère dont celle basée sur la théorie des fonctions de croyance présenté en partie 3.2.

Les tests ont été menés avec un ordinateur portable tournant sous Mac OS X équipé d'un processeur i7 et de 4Go de RAM.

L'expérimentation menée a concerné la simulation du comportement des agriculteurs dans 4 bassins versants (taille de l'environnement : 125×100 km) pendant 5 ans

(1825 pas de simulation). Cette expérimentation a fait intervenir plus de 2700 agents agriculteur et plus de 20 700 agents parcelle. La figure 6 présente une capture d'écran du modèle implémenté sous GAMA. Elle fait apparaître les 20 700 parcelles simulées.

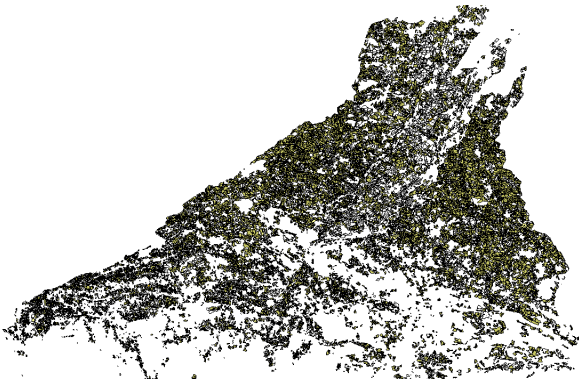


Fig. 6 – Capture d'écran du modèle implémenté présentant les 20 700 parcelles.

Le premier objectif de cette expérimentation fut de tester la montée en charge de notre architecture. Un second objectif fut de tester la pertinence du modèle construit.

Résultats

Un premier résultat de l'expérimentation menée concernant la montée en charge de notre architecture : les 1825 pas de simulation ont pris moins de 22 minutes pour être exécutés, ce qui est plutôt encourageant sachant que l'expérimentation a été menée sur un ordinateur portable classique et que nous n'avons pas cherché à optimiser le modèle.

Un second résultat concerne la pertinence du modèle construit. Pour chaque année, nous avons comparé les pourcentages d'occupation de chaque type de culture obtenus en simulation et les pourcentages observés. Sur les 5 années le taux de similarité moyen est de 76,5%. Ce résultat est encourageant sachant que nous n'avons utilisé pour notre expérimentation qu'un seul profil d'agriculteur (tous les agriculteurs avaient les mêmes fonctions de croyance). Nous prévoyons pour de futures expérimentations de définir différents profils afin d'améliorer les résultats de simulation.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé d'utiliser une architecture d'agent BDI originale basée sur l'utilisation de la théorie des fonctions de

croyance répondant à nos objectifs de simulation. Nous avons présenté une application de cette architecture pour la modélisation du comportement d'agriculteurs. Les résultats de cette première expérimentation numérique sont très encourageants. Nous avons ainsi pu simuler des milliers d'agents *agriculteurs* en un temps acceptable. De plus, notre architecture nous a permis de construire un modèle réaliste i.e. donnant des résultats similaires aux données observées.

D'autres expérimentations doivent être menées. D'une part pour mieux appréhender le passage à l'échelle de notre architecture (simulation avec 100 000 agents ?) et d'autre part pour la comparer à d'autres architectures classiques.

Nous souhaitons également enrichir le comportement des agents *agriculteur* par des capacités d'interaction et communication, de manière à ce qu'un agent *agriculteur* puisse influencer le comportement d'un autre, typiquement dans le cadre d'effets de voisinage ou de réseau sociaux.

La prochaine étape du projet MAELIA consistera à enrichir le modèle construit avec de nouveaux agents et dynamiques tels qu'un agent *préfet* (capable d'éditer des décrets dans des situations de crises), le marché de la terre, l'évolution des technologies... Nous sommes également en train de travailler sur le couplage de notre modèle avec un modèle hydrologique.

Références

- [1] C. Adam, B. Gaudou, S. Hickmott, D. Scerri, Agents BDI et simulations sociales. Unis pour le meilleur et pour le pire, *RIA*, pp. 11-43, 2011
- [2] A. Appriou, Probabilité et incertitude en fusion de données multi-senseurs. *Revue Scientifique et Technique de la Défense*, Vol 1, pp. 27-40, 1991
- [3] M. Behzadian, R. Kazemzadeh; A. Albadvi, M. Aghdasi. PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. *EJOR*, Vol 200, n°1, pp. 198-215, 2010
- [4] S. Ben Mena, Introduction aux méthodes multicritères d'aide à la décision, *Biotechnol. Agro. Soc. Env.*, Vol 4, n°2, pp. 83-93, 2000
- [5] R. H. Bordini, J.F. Hübner, M. Wooldridge, Programming Multi-Agent Systems in AgentSpeak Using Jason[®], *Agent Technology*, John Wiley & Sons, 2007
- [6] A. Dempster, Upper and lower probabilities induced by multivalued mapping". *An. of Math. Statistics*, Vol 38, pp. 325-339, 1967
- [7] J. Dury, F. Garcia, A. Reynaud, O. Therond,

- J.E. Bergez, Modelling the Complexity of the Cropping Plan Decision-making”, *IEMS*, Canada, 2010.
- [8] V. Grimm, et al.: A standard protocol for describing individual-based and agent-based models. *Ecological Modelling* 198 (1-2), pp. 115-126, 2006
- [9] M.J. Huber, JAM: A BDI-Theoretic Mobile Agent Architecture, *Agents*, pp. 236-243, 1999
- [10] E. Jacquet-Lagrez, J. Siskos, Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision making, the UTA method. *EJOR*, Vol 10, n°2, pp. 151-164, 1982
- [11] MAELIA project, <http://maelia1.wordpress.com/> [Accès 1 Avril 2012], 2012
- [12] H. Omrani, L. Ion-Boussier, P. Trigano, P., A new approach for impacts assessment of urban mobility, *WSEAS transaction on Information science and applications*, Vol 4, n°3, pp. 439-444, 2007
- [13] A.M. Olteanu, Fusion de connaissances imparfaites pour l'appariement de données géographiques. Proposition d'une approche s'appuyant sur la théorie de fonctions de croyances. Thèse de doctorat, Université Paris-Est, 2008.
- [14] A.S. Rao, M.P. Georgeff, Modeling Rational Agents within a BDI-Architecture, *Second International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning*, pp. 473-484, 1991
- [15] G. Robert, A. Guillot, A motivational architecture of action selection for non-player characters in dynamic environments, *International Journal of Intelligent Games & Simulation*, vol. 4, pp. 1-12, 2005
- [16] G. Shafer, *A mathematical theory of evidence*. Princeton University Press, 1976
- [17] A. Shendarkar, K. Vasudevan, S. Lee, et Y.J. Son, Crowd simulation for emergency response using BDI agents based on immersive virtual reality”, *Simulation Modelling Practice and Theory*, Vol 16, n°9, pp. 1415-1429, 2008
- [18] P. Smets, et R. Kennes, The transferable belief model. *Artificial Intelligence*, Vol 66, n°2, pp. 191-234, 1994
- [19] P. Smets, Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. *Uncertainty in Artificial Intelligence*, Vol 5. pp. 29-39, 1990
- [20] P. Taillandier, C. Duchêne, A. Drogoul, Using Belief Theory to Diagnose Control Knowledge Quality. Application to cartographic generalization. *IEEE-RIVF*, Da Nang City, Viet Nam, 2009
- [21] P. Taillandier, O. Therond, Use of the Belief Theory to formalize Agent Decision Making Processes: Application to cropping Plan Decision Making, *ESM*, pp. 138-142, Guimaraes, Portugal, 2011
- [22] P. Taillandier, A. Drogoul, D.A. Vo, E. Amouroux, GAMA : a simulation platform that integrates geographical information data, agent-based modeling and multi-scale control, *PRIMA*, pp. 575-587, Kolkata, India, 2010
- [23] P. Taillandier, E. Amouroux, D.A. Vo, A.M. Olteanu-Raimond, Using Belief Theory to formalize the agent behavior : application to the simulation of avian flu propagation, *PRACSYS*, pp. 242-258, Kolkata, India, 2010
- [24] J. Dury, 2012. The cropping-plan decision-making: A farm level modelling and simulation approach. Thèse de doctorat de l'université de Toulouse, Institut National Polytechnique de Toulouse, pp 237.
- [25] M. Akplogan, 2012. Modélisation et simulation d'agents en DEVS. Application à la conduite de systèmes de culture. Thèse de doctorat de l'université de Toulouse III, Ecole doctorale – MITT.