

Proposition et illustration d'un design de recherche combinant étude de cas et simulation multi-agents pour explorer les processus émergents en Systèmes d'information

Johanna Habib

IAE Gustave Eiffel - Université Paris Est Créteil - IRG
Place de la Porte des Champs, 4 route de Choisy, 94010 Créteil
johanna.habib@u-pec.fr

François de Corbière

Ecole des Mines de Nantes, LEMNA
La Chantrerie, 4 rue Alfred Kastler, 44307 Nantes
francois.de-corbiere@mines-nantes.fr

Résumé

Si la simulation connaît une popularité croissante en sciences des organisations, force est de constater que les recherches en systèmes d'information emploient encore peu fréquemment cette approche méthodologique. Dans cette communication, la pertinence de la simulation pour explorer des phénomènes complexes et émergents est tout d'abord mise en exergue. De plus, cet article se propose de souligner l'intérêt d'un design de recherche combinant deux approches méthodologiques : l'étude de cas et la simulation multi-agents. Deux modèles de simulation en systèmes d'information sont présentés pour illustrer l'apport de la combinaison des deux approches méthodologiques, en particulier pour asseoir la validité des résultats. En effet, l'ancrage qualitatif pour construire le modèle de la simulation, d'une part améliore la validité du modèle, et d'autre part accroît la portée de l'interprétation des résultats de la simulation.

Mots clés : systèmes d'information, design de recherche, étude de cas, simulation multi-agents, validité des résultats, processus émergents.

Introduction

La simulation est une démarche scientifique fondée sur l'abstraction, la formalisation et la modélisation d'un phénomène que l'on souhaite étudier (Le Moigne, 1990). Grâce à une popularité croissante en management, la simulation est de plus en plus reconnue comme une approche méthodologique à fort potentiel heuristique (McKelvey, 1997, Dooley, 2002, Davis et al., 2007, Harrison et al., 2007). Que ce soit dans un objectif de développement théorique ou d'aide à la décision, la simulation offre une perspective originale pour appréhender et représenter la complexité des phénomènes organisationnels. En management, son attractivité est souvent liée à celle des théories de la complexité et de la dynamique des systèmes autorisant la prise en compte des interdépendances dans l'exploration des phénomènes étudiés (Stacey, 1995, Eve et al., 1997, Holland, 1998, Marion 1999, Harrison et al., 2007). L'analyse des phénomènes d'émergence et d'interdépendance est en effet au cœur des problématiques de simulation. Orientée vers « *la représentation d'une connaissance complexe sous un regard systémique* » (Boland et Thiel, 2009, p.3), la simulation permet ainsi à la fois de mieux comprendre les processus complexes et de construire une connaissance actionnable pour les acteurs. Ces quelques arguments enthousiastes ne doivent toutefois pas occulter le fait que la simulation demeure encore une approche méthodologique sous-exploitée. Si son rapport coût/avantage est souvent questionné, le principal élément d'explication de sa faible utilisation concerne certainement la validité des résultats de simulation (Kleindorfer et al., 1998) et par là même son utilité réelle pour le développement de théories en sciences des organisations (Davis, et al., 2007).

Dans cet article, notre objectif est triple. Le premier objectif consiste à souligner l'intérêt des méthodes de simulation en systèmes d'information pour l'exploration des processus complexes et émergents en l'illustrant par la présentation de deux modèles de simulation multi-agents. La première simulation explore l'influence des configurations d'innovation sur les processus de création de connaissances tandis que la deuxième étudie l'influence des systèmes d'information et de la qualité de l'information sur la dynamique d'adoption d'une « chaîne logistique verte ». Le second objectif est de révéler l'importance du design de recherche dans la question de la validité des résultats de simulation. Le couplage méthodologique étude de cas et simulation multi-agents semble ici particulièrement prometteur. D'une part, le modèle de simulation est fondé sur l'analyse d'un cas réel étudié en profondeur ce qui renforce son caractère « réaliste ». D'autre part, ce croisement permet un meilleur contrôle des résultats de la simulation et facilite leur analyse. Ainsi, à travers un

processus experimentalo-abductif l'ancrage qualitatif de la simulation améliore la validité du modèle construit tout autant qu'il accroît la portée de l'interprétation des résultats. Enfin, le troisième objectif, plus pragmatique, vise à fournir quelques repères méthodologiques pour les chercheurs désireux de s'engager dans cette expérience de la simulation.

Pour parvenir à atteindre ces objectifs, l'article est structuré de la façon suivante. La première section présente la simulation comme approche méthodologique en abordant tant son intérêt pour les recherches en systèmes d'information que les questions inhérentes à la validité de ses résultats. La deuxième section expose et justifie le design de recherche proposé ici agrégeant deux méthodologies aux espaces empiriques distincts : l'une qualitative et l'autre simulative. La troisième section illustre le design de recherche proposé à travers deux modèles de simulation en systèmes d'information. En conclusion, sont esquissés les aspects contributifs de ce design de recherche notamment sur la question de la validité des résultats de simulation.

1. La simulation comme approche méthodologique

1.1 L'intérêt de la simulation en systèmes d'information

La simulation est une démarche scientifique reposant sur un travail de modélisation du phénomène étudié. La modélisation est entendue ici, à l'instar de Le Moigne (1990, p.5), comme l'« *action d'élaboration et de construction intentionnelle (...) de modèles susceptibles de rendre intelligible un phénomène perçu complexe et d'amplifier le raisonnement de l'acteur projetant une intervention délibérée au sein du phénomène* ». Un modèle de simulation s'apparente ainsi à une représentation simplifiée du phénomène étudié à partir d'un ensemble limité de variables entrantes et sortantes (Cartier et Forgues, 2006, Gilbert et Troitzsch, 1999). La simulation peut être définie à l'instar de Davis et al. (2007, p.481) comme une méthode qui repose sur l'utilisation d'un logiciel informatique et permet de modéliser des opérations du « monde réel » tels des processus, des systèmes ou des événements. Il ne s'agit pas de créer une reproduction exacte d'un phénomène mais plutôt d'explorer les influences de contingences variées et de raffiner la théorie (Bonabeau, 2002). L'approche de la simulation en sciences sociales est indissociable de l'étude des problèmes complexes pour lesquels les méthodes traditionnelles – i.e. modèles d'optimisation, études statistiques ou qualitatives – s'avèrent limitées (Chen et Edgington, 2005). L'étude des processus dynamiques et des interdépendances sont en effet au cœur des modèles de simulation. Comme le soulignent Boland et Thiel (2009, p.3), il s'agit de « *mieux comprendre*

les mécanismes imbriqués souvent non-linéaires et d'en extraire une connaissance ». Cette compréhension améliorée est possible grâce à une démarche de recherche expérimentale permettant à la manière d'un test en laboratoire de faire varier les différents paramètres du modèle et autorisant ainsi une exploration de la dynamique d'évolution du phénomène étudié. En effet, une fois le modèle construit les conditions d'expérimentation de la simulation sont très flexibles et permettent d'examiner l'influence d'une large variété de facteurs en peu de temps (Prietula et al., 1998). Les données générées par la simulation seront ensuite confrontées à des données collectées par le chercheur. *“Simulation comes into its own when the phenomena to be studied is either not directly accessible or difficult to observe directly.”* (Gilbert, 1996, p.2). Cette démarche de recherche, comme le souligne Axelrod (1997, p.24-25), constitue en outre un mode de raisonnement analytique à mi-chemin entre la déduction et l'induction: *“Simulation is a third way of doing science, Like deduction, it starts with a set of explicit assumptions. But unlike deduction, it does not prove theorems. Instead a simulation generates data that can be analysed inductively. Unlike typical induction, however, the simulated data comes from a rigorously specified set of rules, rather than direct measurement of the real world. While induction can be used to find patterns in data, and deduction can be used to find consequences of assumptions, simulation modeling can be used as an aid to intuition”*.

Néanmoins comme le note Gilbert (2004, p.3), *“Paradoxically, one of the main advantages of simulation is that it is hard to do.”* Une démarche de simulation nécessite, en effet, de suivre un certain nombre de phases distinctes et couteuses en temps : 1) le recueil de données sur le phénomène à modéliser ; 2) la construction du modèle de simulation ; 3) l'expérimentation du modèle par une série de scénarii de variation ; 4) la « validation » des résultats de la simulation par leur confrontation aux données réelles et 5) l'interprétation finale des résultats. Dès lors, si l'intérêt de la simulation comme mode d'apprentissage pour l'acteur « *en termes de savoir-faire ou de savoir être* » (Beaufils et al. 2009) est largement reconnu, dans l'objectif d'une contribution théorique l'engagement du chercheur demande de clarifier un certain nombre de points. Davis et al. (2007) proposent une « feuille de route » fort utile pour identifier les étapes d'une démarche de simulation et en comprendre les implications (tableau 1).

Tableau 1. Approche de simulation et étapes de construction théorique

Étapes	Activités	Raisonnement
Construire une question de recherche	<ul style="list-style-type: none"> • Déterminer une question de recherche théorique • Analyser les principales tensions liées à la question de recherche (i.e. structure vs chaos, long terme vs court terme) 	<ul style="list-style-type: none"> • Centrer les efforts sur une problématique théorique pertinente pour laquelle la simulation est particulièrement effective
Identifier une théorie	<ul style="list-style-type: none"> • Choisir une théorie dans la littérature qui renseigne la question de recherche • Chercher des processus entremêlés, non linéaires et aux effets longitudinaux 	<ul style="list-style-type: none"> • Construire les principes de base du modèle en travaillant sur les apports, propositions et hypothèses de la théorie mobilisée. • Centrer les efforts sur un développement théorique qui peut être appréhendé de façon pertinente par la simulation
Choisir une approche de simulation	<ul style="list-style-type: none"> • Choisir une méthode de simulation qui corresponde à la question de recherche, aux hypothèses et à l'approche théorique • Si la recherche ne correspond pas à une approche spécifique ou si l'approche nécessite des modifications étendues, les processus stochastiques peuvent être utilisés 	<ul style="list-style-type: none"> • S'assurer que la recherche utilise une méthode de simulation appropriée à l'objectif visé
Créer un modèle de simulation	<ul style="list-style-type: none"> • Opérationnaliser les apports théoriques • Construire l'algorithme informatique qui reflète les principes théoriques • Spécifier les hypothèses • S'assurer que la représentation informatique permet l'expérimentation de la théorie 	<ul style="list-style-type: none"> • Exprimer la théorie en modèle de simulation • Construire la validité du modèle • Améliorer la validité interne en construisant des propositions et hypothèses précises
Vérifier le modèle	<ul style="list-style-type: none"> • Répliquer les propositions de la théorie avec les résultats de la simulation • Conduire des tests de robustesse du modèle • Si les tests échouent, corriger la théorie et/ou la programmation du modèle 	<ul style="list-style-type: none"> • Confirmer la fidélité et la robustesse du modèle • Confirmer la validité de la théorie
Expérimenter la construction d'une nouvelle théorie	<ul style="list-style-type: none"> • Construire le design expérimental à partir de la contribution théorique mobilisée et du bon sens (i.e. plan d'expérience, scénarii, etc.) 	<ul style="list-style-type: none"> • Centrer l'expérimentation sur le développement de la théorie • Construire une nouvelle théorie à partir de l'exploration et de l'extension de la théorie existante
Valider avec des données empiriques	<ul style="list-style-type: none"> • Comparer les résultats de la simulation avec les données issues de l'observation directe du phénomène 	<ul style="list-style-type: none"> • Consolider la validité externe de la théorie

Source : Adapté de Davis, Eisenhardt et Bingham (2007)

Le point de départ d'une démarche de simulation est donc la question de recherche, c'est-à-dire le regard que l'on pose sur l'objet même de la recherche. Y-a-t-il des tensions dans le phénomène étudié ? Des processus imbriqués ? Des interdépendances ? Des comportements non linéaires ?

Si les réponses à ces questions sont positives, les méthodes traditionnelles seront limitées pour analyser des processus multiples interdépendants et opérants simultanément (Harrison et al., 2007). La simulation pourra dès lors constituer un outil puissant de développement de la

théorie, la programmation informatique du modèle nécessitant une formalisation approfondie du phénomène et de ses variables (Cartier et Forgues, 2006).

Comme dans les autres disciplines de la gestion, les perspectives d'utilisation de la simulation en systèmes d'information sont multiples. Plusieurs champs de recherche sont, en effet, susceptibles de pouvoir bénéficier d'une modélisation systémique. En premier lieu et historiquement, les recherches sur la prise de décision collective (groupe ou organisation) ont mobilisé la simulation pour évaluer la dynamique de ces processus complexes (Bonini, 1963, Cyert and March 1963 ; Rouwette et al., 2004, Otto et Siemer, 2009). Il en va de même des recherches portant sur la création de connaissances et les flux d'information (Ow et al. 1989 ; Chen et Edgington, 2005 ; Habib, 2008a). En parallèle de ces travaux étudiant les processus cognitifs, la simulation semble également utile pour des recherches de nature plus macro comme la diffusion des innovations technologiques (Repenning 2002) ou encore l'analyse des effets des technologies sur les organisations (Huber, 1990). Enfin, et c'est certainement le type de travaux où la simulation est le plus souvent employée, les recherches opérationnelles mobilisent cette méthodologie par exemple pour évaluer la dynamique d'une chaîne logistique (Bhaskaran, 1998 ; Minegishi et Thiel (2000), Nilsson et Darley, 2006, Sterman, 2006 ; Takeda et al., 2012 ; Wang et al. 2011) ou alors pour optimiser l'organisation de centres d'appels (Panayiotou et Evangelopoulos, 2009).

Si à l'aune de ces quelques travaux de recherche, le potentiel des simulations en systèmes d'information semble avéré, la faible fréquence d'utilisation peut être appréhendée par la controverse toujours d'actualité sur la validité des résultats de simulation.

1.2 Une controverse : la validité des résultats de simulation

“The type and degree of validation needed will (...) be dependent on the level of parsimony and generality claimed for the model”

(Carley, 1996, p.2)

Les modèles informatiques possèdent un avantage sur les théories verbales, leur fiabilité opérationnelle (Masuch et Lapotin, 1989). Mais cette fiabilité, c'est-à-dire la capacité à suivre les instructions de la programmation, n'est pas forcément source de validité. La validité est même la principale critique adressée aux méthodes de simulation, « *la question piège de ce domaine* » (Amblard et al., 2006, p.103). La question de la validité des résultats de simulation doit être traitée selon trois axes : celui de la validité interne, celui de la représentativité des résultats et celui de la validité externe.

La validité interne des simulations

Cartier et Forgues (2006, p.132) **notent** que « *la validité interne des résultats de simulation est assurée à partir du moment où le modèle est correctement construit.* » D'une façon similaire, Masuch et Lapotin (1989, p.62) considèrent que les méthodes de simulation peuvent dépasser la validité interne des méthodes classiques. La validité interne d'une simulation repose sur deux éléments. Tout d'abord, il faut s'assurer de la conformité entre les spécifications du modèle (ses variables) et le programme implémenté en se posant la question suivante : le modèle programmé correspond-t-il aux objectifs d'implémentation ? Ensuite, il convient de s'intéresser aux propriétés du modèle. Cela revient à évaluer dans quelle mesure le modèle possède les propriétés attendues pour explorer le phénomène étudié. Est-il suffisamment dynamique ? Permet-il d'observer des comportements émergents ? Ces deux conditions sont des pré-requis à l'utilisation du modèle dans un objectif de recherche. Si des ajustements sont souvent nécessaires, la validité interne du modèle posent en général peu de difficultés. En effet, le processus d'apprentissage itératif sous-jacent à la construction d'un modèle de simulation favorise l'atteinte d'une validité interne. Les questionnements relatifs à la validité de la simulation comme approche méthodologique renvoient davantage à la représentativité du phénomène étudié et à la validité externe des résultats.

« Réalité simulée ou pour de vrai ? »¹ : la représentativité des résultats de simulation

La représentativité des résultats issus de la simulation n'est pas toujours évidente à évaluer, le rapport au réel étant parfois compliqué à estimer. « *Un modèle peut être techniquement parfait mais n'avoir aucune correspondance avec la réalité* » (Cartier, Forgues, 2006, p. 133). De même, un modèle peut produire des résultats cohérents avec les données empiriques collectées sur le phénomène étudié « *alors même que son contenu est éloigné des dynamiques qu'il est supposé représenter* » (Amblard et al., 2006, p.104). Cette représentativité est pourtant au cœur des préoccupations des recherches utilisant la simulation pour dépasser les limites inhérentes aux méthodologies traditionnelles. Le travail d'abstraction et de formalisation nécessaire à la spécification des variables d'un modèle de simulation peut être déroutant pour le chercheur. Le modèle, représentation simplifiée du phénomène étudié, peut s'avérer caricatural et s'assimiler à « *une simplification ravageuse* » (Durand, 2006, p.212). Au contraire, un modèle trop complexe produit rarement des résultats satisfaisants. Tout le travail de modélisation repose finalement sur un arbitrage fin permettant de construire un

¹ (Durand, 2006, p.211)

modèle ni trop simple ni trop complexe. En outre, « *En quoi ce qui ressort de mes modèles est-il différent de ce que j'y ai mis ?* » (Durand, 2006, p.212). En effet, la portée des conclusions issues d'une simulation dépend pour partie de la production de résultats contre intuitifs. Le rapport coût-avantage d'une simulation devient problématique lorsque la teneur des résultats est pauvre et de peu de relief. Pour éviter cet écueil, la simulation doit, à notre sens, être appréhendée ici comme un dépassement aux méthodes classiques capable d'offrir non pas systématiquement des résultats contre intuitifs mais plus simplement des résultats d'une autre nature axés sur la compréhension des interdépendances et l'exploration des phénomènes d'émergence et de coévolution.

La validité externe et la généralisation des résultats de simulation

Evaluer la validité externe des résultats d'une simulation revient à se poser la question de leur généralisation. Or, cette étape demande le dépassement des spécificités de l'étude et de la méthode employée. La généralisation des résultats à un univers plus vaste requiert en effet que la contextualisation des conclusions soit limitée. Pour atteindre cet objectif de généralisation, le recours à une autre méthode de simulation (Liarte, 2005) ou la confrontation des résultats de simulation à des données réelles statistiques peuvent être envisagés. Toutefois, comme le note Yin (1989, p.21), il ne faut pas confondre généralisation statistique et généralisation théorique. Lorsque la construction du modèle de simulation se fonde sur des éléments théoriques et que les conclusions de la recherche permettent de les questionner et de les raffiner, la généralisation théorique des résultats pourra être envisagée.

La section suivante présente un design de recherche combinant étude de cas et simulation multi-agents pour explorer les processus émergents en systèmes d'information.

2. Proposition d'un design de recherche combinant étude de cas et simulation multi-agents

Tout travail de recherche présuppose de sélectionner une démarche de recherche susceptible de produire des connaissances. Ce choix est une étape importante du processus de recherche, il conditionne la validité des résultats. La production de résultats actionnables nécessite, en effet, que la démarche d'action soit adaptée tant au projet de connaissance du chercheur qu'à l'espace empirique de la recherche (David, 2002).

2.1 Justification d'un design de recherche combinant deux méthodologies aux espaces empiriques distincts

Définir un design de recherche revient à élaborer « *la trame qui permet d'articuler les différents éléments d'une recherche : problématique, littérature, données, analyse et résultats* » (Royer et Zarlowski, 2003, p. 139). Ossature de la recherche, il conditionne sa cohérence et sa pertinence. La qualité d'un design de recherche s'évalue à l'aune de la problématique de recherche – *Quoi ?* –, de sa finalité – *Pourquoi ?* – et des choix méthodologiques opérés – *Comment ?* – (Lauriol, 2003). De même, les liaisons établies entre ces éléments déterminent la pertinence et la cohérence de la démarche générale de la recherche. Il s'agit de veiller à rechercher un équilibre dynamique entre les différents choix relatifs au quoi, pourquoi et comment. « *D'une manière générale, l'évaluation de la qualité d'un design repose, d'une part sur la logique de l'ensemble de la démarche de recherche et, d'autre part, sur la cohérence de tous les éléments qui la constituent.* » (Royer, Zarlowski, 2003, p.140).

Si l'on se réfère à la proposition de Yin (1994) relative à la sélection d'une stratégie de recherche, il convient dans ce choix de se poser trois questions (tableau 2) : le type de questions de recherche, la nécessité de contrôler ou non les événements considérés et leur caractère contemporain.

Tableau 2. Les principales stratégies de recherche et leur utilisation

Stratégie de recherche	Type de questions de recherche	Nécessité de contrôler les événements	Nécessité de se focaliser sur des événements contemporains
Etude statistique	Qui, quoi, où, combien	Non	Oui
Etude d'archives	Qui, quoi, où, combien	Non	Oui/Non
Etude historique	Comment, pourquoi	Non	Non
Etude de cas	Comment, pourquoi	Non	Oui
Expérience - Expérimentation	Comment, pourquoi	Oui	Oui

Source: Traduit et adapté de Yin, *Case Study Research, Design and Methods*, (1994, p.6)

Les espaces empiriques des méthodologies de l'étude de cas et de la simulation (expérience ou expérimentation) se rejoignent sur le type de questions de recherche traité (comment et pourquoi) ainsi que sur le caractère contemporain des phénomènes étudiés. Ce qui distingue ces deux méthodologies, c'est finalement le contrôle des événements. Absent d'une approche par étude de cas, ce contrôle est possible dans une approche de simulation. A notre sens, cette caractéristique de la simulation en constitue le principal atout notamment dans une démarche méthodologique complémentaire à l'étude de cas. *Le comment et le pourquoi* de la question

de recherche ne peuvent être que mieux explorés et mieux discutés avec un tel croisement méthodologique.

Pour contextualiser notre proposition de design de recherche, il nous semble intéressant d'exposer dès à présent les objets et les questions de recherche de deux travaux à portée illustrative qui seront présentés dans la section suivante. Ces deux recherches s'intéressent à l'analyse des processus émergents de création et de transformation en systèmes d'information. Les questions de recherche portent sur *le comment et le pourquoi* des phénomènes étudiés. La première recherche étudie les processus de création de connaissances dans un projet d'innovation en systèmes d'information en se posant la question de l'influence des configurations d'innovation sur la création de connaissances. La seconde recherche analyse la transformation d'une chaîne logistique en questionnant l'influence des systèmes d'information et de la qualité de l'information sur la dynamique d'adoption d'une chaîne logistique verte.

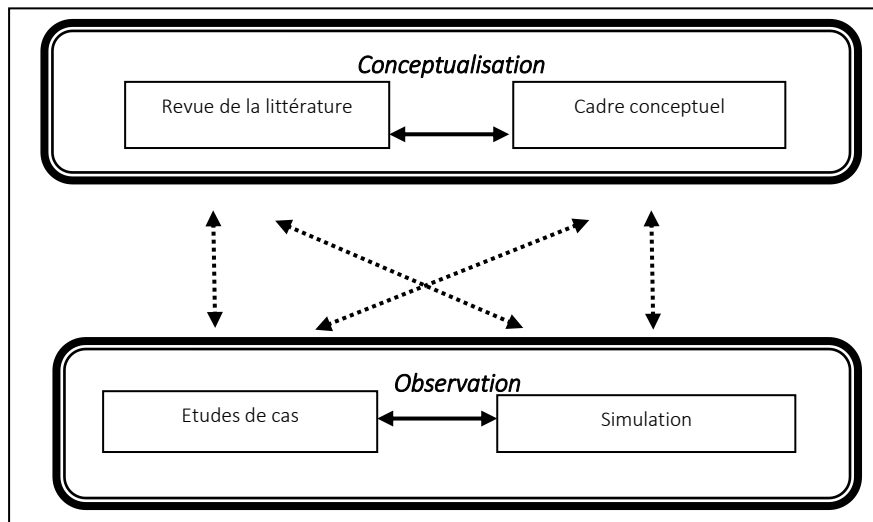
Dans ces recherches, les objectifs assignés à l'exploration empirique, invitent à recourir à des techniques de recherche diverses mais complémentaires reposant sur l'agrégation de deux méthodologies : l'une qualitative, l'autre simulative. La méthodologie d'étude de cas appelle une « approche terrain », celle de l'exploration et de la compréhension dans la première recherche des projets d'innovation SI et des processus de création de connaissance associés et dans la deuxième recherche de deux configurations logistiques, tant au niveau des flux physiques qu'informationnels, et de leurs effets économiques et environnementaux. La méthodologie de simulation quant à elle, se rapproche de l'expérimentation en « laboratoire » à partir d'une modélisation simplifiée du phénomène étudié. Elle offre ainsi la possibilité d'isoler des phénomènes inobservables sans un appareillage spécifique (à la manière d'un microscope). L'objectif est ici d'évaluer la dynamique d'émergence et d'évolution des phénomènes étudiés à partir d'un ensemble de variables clés identifiées par l'approche qualitative. En effet, si la première phase de recherche fondée sur l'étude de cas s'avère indispensable pour comprendre en profondeur le phénomène étudié, celle-ci se révèle peu efficace lorsque l'on souhaite explorer les interdépendances et les processus de co-évolution de ce même phénomène.

L'enjeu du design de recherche proposé est de permettre le passage de l'investigation du réel à sa construction à partir de modèles. La nature du raisonnement s'en trouve, de fait,

impactée. Ni la déduction ni l'induction² ne peuvent, judicieusement, constituer à elle seule le socle du mode de raisonnement. Il s'avère nécessaire d'inscrire la recherche dans une démarche abductive au sens de Charles Sanders Peirce (1958). Définie comme la logique du pragmatisme ou la logique contextualisée, l'abduction est une conjecture fondée sur l'expérience permettant l'explication de certains faits. *“Deduction proves that something must be; Induction shows that something actually is operative; Abduction merely suggests that something may be.”* (Peirce, 1958, V. 5, p.171).

Finalement, notre design de recherche peut être représenté par la figure 1 :

Figure 1. Un design de recherche double et itératif



Dans ce design de recherche, la simulation est appréhendée comme une méthode de recherche complémentaire à la méthode des cas. *« Dans la boucle ternaire modélisation-simulation-confrontation au réel, la connaissance progresse de façon significative »* (Beaufils et al. 2009). Dans la phase de construction du modèle, l'abstraction et la formalisation sont en prises avec l'observation d'un phénomène réel et, non déconnectées de celui-ci. Les données qualitatives offrent en effet la possibilité d'élaborer un modèle de simulation au plus proche du phénomène étudié en servant de fondement à la spécification des variables. Dans la phase d'expérimentation, les résultats issus de la simulation sont confrontés aux résultats issus des cas dans l'objectif d'enrichir l'interprétation des résultats de simulation et de renforcer la validité de chacune des méthodes (Denzin, 1984 ; Patton, 2002).

² L'induction consiste à *« trouver la règle générale qui pourrait rendre compte de la conséquence si l'observation empirique était vraie »* (David et al. 2001, p.85)

2.2 Le choix d'une simulation multi-agents combinée à l'étude de cas

S'il y existe une grande variété de méthodes de simulation, quatre grandes familles structurent traditionnellement le champ des simulations informatiques : la dynamique des systèmes, les algorithmes génétiques, les automates cellulaires et les systèmes multi-agents (SMA). La sélection d'une méthode plutôt qu'une autre est une question importante car celle-ci « *contraint la logique théorique, les hypothèses et les questions de recherche qui peuvent être explorées* » (Davis et al. 2007, p.486). Notre objectif n'étant pas de présenter chacune de ces méthodes, leurs avantages et leurs inconvénients, seule la méthodologie des systèmes multi-agents est exposée et justifiée au vu des contextes de recherche considérés.

Le paradigme des systèmes multi-agents repose sur plusieurs postulats :

- Le système est constitué d'une multitude d'agents hétérogènes et autonomes en interaction
- Les agents proactifs perçoivent leur environnement interne et externe et ajustent leurs comportements.
- Les interactions sont influencées par l'ensemble des composantes du système (les agents, l'environnement et les structures sociales). Elles sont donc imprévisibles et interdépendantes.
- La dynamique du système provient des actions et des décisions décentralisées des agents

Les modélisations multi-agents permettent de conceptualiser et de simuler un ensemble d'agents en interaction constante. Les agents peuvent représenter des individus, des groupes ou des organisations. Ils se déplacent dans leur environnement et sont capables de s'organiser pour accomplir collectivement leurs fonctionnalités. « *Les perspectives de sophistication ouvertes sont immenses. Par exemple, un agent peut adopter un certain comportement en fonction de l'endroit où il se trouve, d'interactions avec d'autres agents, de son comportement passé, d'anticipation et même fréquemment d'intentions* » (Cartier et Forgues, 2006, p.29).

Un modèle multi-agents est un « *système comportant plusieurs entités informatiques, les "agents", qui interagissent entre eux dans un environnement commun. Les agents sont dotés de propriétés (perceptives, cognitives, computationnelles)* » (P. Roggero, 2006). C'est dans ce dernier point, la définition et la programmation des attributs des agents, que réside la grande différence des SMA avec les autres méthodes présentées citées. Les agents peuvent être dotés de capacités plus ou moins développées allant de l'agent réactif à l'agent cognitif³. Les SMA sont ainsi particulièrement pertinents lorsque le système à simuler doit intégrer des agents autonomes et décisionnels (ex : capacité de décision et d'action sur la chaîne logistique) ainsi

³ *L'agent réactif* n'a pas de représentation de son environnement ou des autres agents en interaction. Au contraire, *l'agent cognitif* peut être capable de « raisonner » à partir de la connaissance qu'il a de son environnement et des autres agents. Ici, l'agent est caractérisé par ses croyances, ses objectifs (tâches) et ses intentions.

qu'hétérogènes (ex : fournisseurs, distributeurs, prestataires logistiques). *“ABM is definitely the right choice in simulating the individual decisions and their variation based on different coordination mechanisms and different levels of information sharing.”* (Datta et al. 2012). L'intérêt des SMA semble donc avéré pour représenter un phénomène social où les acteurs impliqués ont des rôles et des périmètres de décision différents.

Ensuite, les SMA **offrent** une approche de simulation intéressante pour appréhender les systèmes complexes (Macy et Willer, 2002). Le comportement du système est ici appréhendé comme une propriété émergente des interactions entre les agents. La simulation porte au niveau micro sur le comportement des agents et la façon dont ils interagissent tant entre eux qu'avec leur environnement et analyse au niveau macro les dynamiques d'émergence de structures sociales. Les modèles multi-agents formalisent des systèmes décentralisés d'action et de décision où les structures globales résultent des interactions multiples au niveau individuel (les entités agents). Cette approche méthodologique d'exploration et d'expérimentation bottom-up (Beaufils et al., 2009) semble donc tout à fait complémentaire à celle de l'étude de cas qui se situe davantage dans la compréhension des dynamiques collectives à un niveau organisationnel ou inter-organisationnel.

Enfin, ces deux premiers principes de modélisation permettent d'observer une gestion dynamique des ressources des agents (connaissances individuelles, performances économiques et environnementales d'une solution logistique...). L'agent agit tant sur ses ressources que sur les ressources globales, et simultanément celles-ci l'influencent. Dans un modèle de création de connaissances, la modélisation des interactions des agents à partir de leurs connaissances individuelles et collectives paraît essentielle. La coordination des agents doit en effet dépendre, dans cette recherche, d'une gestion dynamique de leurs connaissances. Il en va de même pour la deuxième recherche présentée dans cet article. Simuler de façon réaliste l'évolution d'une chaîne logistique vers des considérations de performances environnementales nécessite d'intégrer dans la simulation une gestion dynamique des ressources des agents telles que les coûts des différentes méthodes de livraison ou encore ceux des solutions SI.

La simulation multi-agents est ainsi tout particulièrement recommandée : (1) quand l'autonomie et l'hétérogénéité des agents, plus généralement leurs attributs sont fondamentaux à la compréhension de la dynamique du système, 2) quand l'interaction réciproque entre les niveaux micro et macro est au centre de l'exploration, et (3) quand les processus d'émergence, d'auto-organisation et de co-évolution souhaitent être analysés.

Tableau 3. Les principales caractéristiques des systèmes multi-agents

Méthode	Focus	Nature des questions de recherche	Principales hypothèses	Logique théorique
Modèle multi-agents	Emergence de structures macro à partir des interactions micro d'agents autonomes et hétérogènes	<ul style="list-style-type: none"> • Comment les structures émergent, s'auto-organisent et co-évoluent ? • Comment l'autonomie et la décentralisation influencent les interactions entre les niveaux micro et macro ? 	<ul style="list-style-type: none"> • Multitude d'agents autonomes en interaction • Localité de la perception et de l'action • Système de contrôle décentralisé • Phase créatrice à la frontière du chaos 	<ul style="list-style-type: none"> • Description et exploration • Les interactions locales d'agents autonomes permettent l'émergence de structures globales

Source : traduit et adapté de Davis et al. 2007

Les principales caractéristiques des systèmes multi-agents sont synthétisées dans le tableau 3. Au vu de leurs différents avantages, les modèles agents sont mobilisés tant pour la résolution de problèmes concrets – i.e. applications agents pour la recherche d'information sur internet, le commerce électronique, les systèmes industriels distribués, etc. – que pour l'exploration conceptuelle et théorique. A titre d'exemple, March (1991) utilise un système multi-agents pour modéliser les comportements d'apprentissage organisationnel et examiner l'effet de l'exploration et de l'exploitation sur la connaissance organisationnelle et l'obtention d'un avantage concurrentiel. Rivkin et Siggelkow (2003) modélisent, quant à eux les comportements de décision des top managers pour identifier les interdépendances entre les éléments du design organisationnel, les phases de stabilité ou d'instabilité et les caractéristiques de la décision. D'autres travaux encore analysent les processus de diffusion des innovations (Abrahamson et Rosenkopf, 1997), les processus d'influence sociale sous l'angle de l'imitation et de la conformité aux normes (Kitts et al., 1999), l'impact de la médiation électronique sur la culture et la performance organisationnelle (Canessa et Riolo, 2006), la dynamique des réseaux sociaux selon leur degré d'ouverture (Desmond, 2004), etc.

De nombreuses plateformes⁴ de simulation *open source* sont disponibles et largement enrichies de modélisations déjà opérationnelles. Les plus connues sont certainement les plateformes Netlogo⁵, Swarm⁶, Repast⁷, etc. Ces plateformes et communautés d'experts

⁴ Une plate-forme de développement des systèmes multi-agents est une infrastructure de logiciels utilisée comme environnement pour le déploiement et l'exécution d'un ensemble d'agents

⁵ Netlogo est un environnement de programmation pour la modélisation et la programmation des phénomènes naturels ou sociaux. Il a été développé par Uri Wilensky en 1999. Ce logiciel est particulièrement bien adapté pour modéliser l'évolution des systèmes complexes dans le temps. Des milliers d'agents peuvent être programmés pour opérer indépendamment et interagir entre eux et avec leur environnement. (<http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>)

⁶ C'est une plate-forme multi-agents avec agents réactifs. L'inspiration du modèle d'agents utilisé vient de la vie artificielle. SWARM est l'outil privilégié de la communauté américaine et des chercheurs en vie artificielle. (http://www.swarm.org/index.php/Main_Page)

⁷ Repast (Recursive Porous Agent Simulation Toolkit) est une plate-forme générique multi-agents pour la modélisation des comportements d'agents, de sociétés, d'organisations et d'institutions, qui est particulièrement adaptée à la simulation sociale. (<http://repast.sourceforge.net/>)

facilitent la modélisation et la simulation multi-agents des chercheurs en sciences sociales, la plupart du temps novices en programmation informatique.

3. Illustration du design de recherche : l'exemple de deux modèles de simulation en SI

Afin d'illustrer le potentiel de ce design de recherche, cette section présente deux recherches en SI l'ayant appliqué pour explorer des processus émergents et complexes. La première simulation explore l'influence des configurations d'innovation sur les processus de création de connaissances (Habib, 2008a) tandis que la deuxième étudie l'influence des SI et de la qualité de l'information sur la dynamique de transformation d'une chaîne logistique (Takeda et al., 2012).

3.1. Une simulation pour explorer l'influence des configurations d'innovation SI sur le processus de création de connaissances

Ce premier modèle de simulation vise à mieux comprendre une problématique organisationnelle celle du management des projets d'innovation SI. La construction du modèle de simulation repose sur une approche itérative entre littérature, études de cas et modélisation. Les données qualitatives collectées à partir de quatre études de cas ont permis d'explorer les processus de création de connaissances dans un projet d'innovation SI, d'identifier les facteurs pouvant favoriser ces processus et de prendre connaissance de plusieurs configurations d'innovation.

L'influence des configurations d'innovation sur le processus de création de connaissances

1. Problématique managériale

Ce recherche vise à d'explorer la dynamique d'influence entre les configurations d'innovation et la création de connaissances. Les innovations considérées ici sont fondées sur les technologies et systèmes d'information et appréhendées comme des processus complexes de création de connaissances. Le modèle de simulation est construit à partir de l'analyse de quatre études de cas dans le secteur de la santé. Ces études de cas ont permis de développer une connaissance approfondie du phénomène étudié et de repérer les interdépendances et les tensions paradoxales entre ses principales dimensions. La gestion de ces « équilibres » est au cœur de la problématique de simulation.

2. Etapes de construction du modèle de simulation

La première étape a consisté à identifier les variables entrantes du modèle⁸. Dans une démarche abductive avec les études de cas, l'analyse orientée des champs théoriques de l'innovation, de la complexité et de la création de connaissance a permis de souligner l'importance de six dimensions des configurations d'innovation sur les processus de création de connaissances.

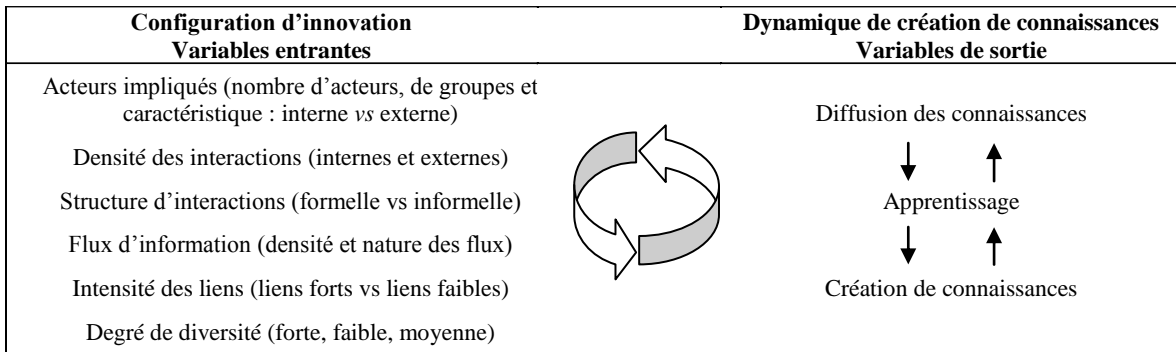
⁸ Pour une revue de littérature plus exhaustive de ces variables, cf. Habib (2008b).

La première dimension se rapporte aux acteurs impliqués, leur nombre et leurs caractéristiques. L'innovation se développe dans un réseau social d'acteurs interdépendants aux compétences complémentaires et comporte par essence une dimension collective (Van de Ven et al., 2000). La seconde dimension concerne le rôle essentiel dans les processus de création de connaissances tant des interactions internes au sein du collectif d'acteurs impliqués que des interactions externes avec l'environnement du projet d'innovation (Nonaka et Takeuchi, 1995). La troisième dimension souligne la nécessité d'équilibrer les structures d'échanges formelles et informelles dans un processus d'innovation (Weick, 1995). La quatrième dimension concerne l'importance des flux d'information entre les membres du collectif d'innovation et entre ce collectif et son environnement (Gellmann, 1994 ; Brown et Eisenhardt, 1998). La cinquième dimension se rapporte à la force des liens faibles entre les acteurs impliqués en termes de création de nouvelles connaissances (Granovetter, 1973, 1982). La sixième dimension concerne l'importance de la diversité des membres du collectif d'innovation (March, 1991 ; Andriani, 2001).

La deuxième étape de construction du modèle visait à créer l'environnement de la simulation. Le modèle est composé d'agents qui interagissent pour diffuser et créer des connaissances. Ces agents représentent des individus impliqués dans un processus d'innovation. Ils échangent leurs connaissances selon deux modalités d'interaction ; des rencontres formelles et programmées avec un ordre du jour (interaction de type réunion entre plusieurs agents) et des rencontres informelles et non programmée sans objet de discussion préétabli (interaction de type face à face entre deux agents). Ces espaces d'interactions induisent des différences en termes de flux d'information et de nombre d'agents (jusqu'à 10 agents pour un échange formel et 2 agents pour un échange informel). L'implication des agents est discontinue au cours de la simulation. Ils entrent et sortent de la simulation en fonction de leur degré de participation au projet d'innovation. Le degré de participation dépend du rôle de l'agent dans la simulation. Trois rôles sont modélisés: le rôle de coordinateur, le rôle de conseil, et le rôle d'exécutant. Les agents appartiennent, en outre, à des groupes internes ou externes qui reflètent la structure organisationnelle du projet. L'appartenance à ces différents groupes permet de définir l'intensité des liens entre les agents du modèle. L'objectif des agents est la maximisation de leurs actifs de connaissances. Pour chaque agent, un fonds individuel de connaissances est modélisé et capitalise l'ensemble de ses actifs de connaissances. A partir de ce fonds de connaissances, nous pouvons calculer la valeur des connaissances créées par groupe, par rôle, par type d'interactions et par simulation (fonds collectif de connaissances). La valeur des connaissances créées permet d'évaluer la capacité d'innovation du collectif d'agents et ainsi la pertinence de la configuration d'innovation simulée.

Enfin, la troisième étape de construction du modèle concernait la modélisation des processus de diffusion et de création de connaissances. Le modèle (figure 2) propose ici une représentation originale de la connaissance fondée sur la théorie de graphes. Les actifs de connaissances de chaque agent sont représentés sous forme de graphes composés de concepts (sommet étiqueté d'un graphe) et de liaisons entre ces concepts (arêtes orientées). Lors d'une interaction entre deux ou plusieurs agents, l'échange porte sur un sous-graphe de connaissances (concepts et liaisons). La création de connaissances se produit lorsque l'agent peut relier ce sous-graphe à son graphe général de connaissances. Plusieurs types de connaissances sont définis dans le modèle et chaque type de connaissances est représenté sous forme de graphe ; 1) graphe de la connaissance commune, 2) graphe de la connaissance projet et 3) graphe des connaissances métiers (groupes internes ; i.e connaissance du service juridique) ou des connaissances spécifiques (groupes externes, i.e connaissance du groupe fournisseur). Le graphe de connaissances d'un agent dépend du paramétrage de distribution des graphes de la connaissance commune, de la connaissance projet et de l'appartenance à un groupe interne ou externe. La diversité est reliée aux actifs de connaissances des agents (graphe de connaissances initial). Elle est calculée pour chaque couple d'agents à partir d'une mesure de similarité entre graphes de connaissances. Moins les agents ont de sommets et d'arêtes en commun, plus la diversité est forte, et vice versa. La diversité dépend ainsi du paramétrage des connaissances et du nombre de groupes d'agents dans la simulation. Cette variable évolue au cours de la simulation. Plus les agents échangent et apprennent, plus la diversité diminue. La présence discontinue des agents permet toutefois de limiter la décroissance logique de la diversité.

Figure 2. Modèle de simulation

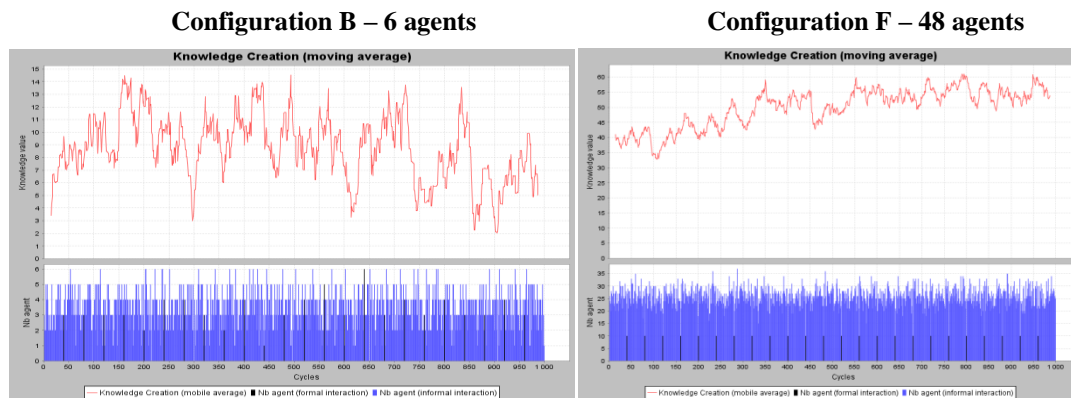


Le modèle est programmé sur la plateforme multi-agents modulaire Madkit (Multi-Agents Développement Kit) développée par Gutknecht et Ferber (1996)

3. L'exemple d'un scénario de simulation : l'influence des acteurs sur la dynamique de création de connaissance.

Ce scénario évalue à la fois l'influence du nombre d'acteurs et celle de la répartition entre acteurs internes et externes. Le modèle initial compte 22 agents répartis en 10 groupes différents (7 groupes internes et 3 groupes externes). Nous avons ainsi construit six configurations d'innovation distinctes permettant de faire varier l'effectif des agents du modèle initial – 3, 6, 12, 24, 36 et enfin 48 agents. Ensuite pour chacune d'elle, nous avons paramétré trois tests faisant évoluer la répartition entre agents internes et externes de la façon suivante : 0% d'acteurs externes, 25% d'agents externes et 50% d'agents externes.

Figure 3. Représentation graphique de la création de connaissances en fonction du nombre d'agents



Les courbes de la figure 3 montrent que la configuration B (6 agents) permet d'atteindre plus rapidement des « pics » de création de valeur maximale. Les agents explorent plus rapidement les connaissances des autres agents en présence et valorisent plus vite leur fonds de connaissances. La seconde courbe (configuration F : 48 agents) révèle, au contraire, que la valeur de la création de connaissances progresse de façon plus linéaire. Les « pics » les plus hauts sont obtenus à la toute fin de cette simulation. Ainsi nous pouvons remarquer que la multiplication du nombre d'agents favorise la création de connaissances tout en augmentant la période l'exploration des connaissances et donc la durée du processus d'innovation. Par conséquent, tant un nombre d'agents trop faible que trop élevé pourrait nuire au développement de connaissances collectives dans un processus d'innovation. Dans le premier cas, les sources de connaissances n'étant pas assez diversifiées la création de connaissances risque d'être limitée et de s'essouffler. Dans le second cas, les sources de connaissances étant à l'inverse trop diversifiées, la création de connaissances risque d'être peu rapide.

Tableau 4. Taux de variation de la création de connaissances en fonction du nombre d'agents externes

Configurations	Tests	Taux de variation
Configuration A 3 agents	De 0% à 25% d'agents externes	619%
	De 25% à 50% d'agents externes	7%
Configuration B 6 agents	De 0% à 25% d'agents externes	98%
	De 25% à 50% d'agents externes	3%
Configuration C 12 agents	De 0% à 25% d'agents externes	85%
	De 25% à 50% d'agents externes	6%
Configuration D 24 agents	De 0% à 25% d'agents externes	34%
	De 25% à 50% d'agents externes	0,4%
Configuration E 36 agents	De 0% à 25% d'agents externes	37%
	De 25% à 50% d'agents externes	6%
Configuration F 48 agents	De 0% à 25% d'agents externes	57%
	De 25% à 50% d'agents externes	15%

Ces résultats montrent que l'intégration d'agents externes au collectif d'innovation augmente très significativement l'apprentissage et la création de connaissances. Plus l'effectif est restreint, plus l'introduction de sources de connaissances externes tend à favoriser la création de connaissances (configuration A, B et C). Cependant, l'influence des agents externes sur la création de connaissances tend à se réduire lorsque leur proportion est trop importante (50% d'agents externes). En effet, l'intégration de quelques agents externes favorise presque autant la création de connaissances que l'intégration d'une multitude d'agents externes. En d'autres termes, l'association de quelques nouvelles sources de connaissances externes, en augmentant la diversité du collectif, suffit à influencer positivement une création de connaissances riche. Ce résultat semble quelque peu contre intuitif au vu des éléments mobilisés notamment dans la théorie des systèmes adaptatifs complexes (nombreux flux d'information ou interactions avec l'environnement externe).

4. Discussion des résultats du scénario et retour sur les études de cas

Le management des processus d'innovation doit porter une attention particulière à la constitution de l'équipe projet. En fonction des spécificités du projet et du temps imparti à sa réalisation, il convient d'évaluer le nombre d'acteurs adéquat (ni trop faible – ni trop élevé). Les tests que nous avons réalisés soulignent que les configurations d'innovation situées entre 12 et 24 agents cumulent tous les avantages du nombre. La création de connaissances est facilitée par des échanges riches et l'apprentissage est rapide. Lorsque l'on confronte ces données simulées aux études de cas, on observe que les désavantages des collectifs très restreints ou au contraire très élargis peuvent tout à fait être compensés par leur composition. Plus le collectif est restreint, plus l'intégration de sources de connaissances diversifiées est essentielle (acteurs externes ou acteurs internes issus de groupes différents). Se pose dès lors la question de la cohésion d'un groupe restreint très diversifié. Une étude de cas souligne sur ce point une stratégie intéressante ; celle de l'intégration très progressive (l'un après l'autre) des acteurs dans le collectif d'innovation. A l'inverse dans le cas d'un collectif très élargi, il apparaît nécessaire que les acteurs puissent faire la liaison entre leurs différentes expertises. De ce fait, c'est la coordination qui devient essentielle et non plus la diversité. L'organisation de sous-groupes de travail et la constitution d'un groupe de coordinateurs sont des solutions mises en place dans l'un des projets d'innovation étudiés.

Cette modélisation multi-agents permet de tester plusieurs configurations d'innovation (acteurs, flux d'information, interactions, relations sociales...) et d'observer leurs effets positifs ou négatifs sur la création de connaissance. Sans ce dispositif de simulation, une telle expérimentation serait impossible. Des relations non-linéaires ont pu être identifiées et commentées à l'aune des études de cas. Plus généralement, les résultats de simulation autorisent une compréhension fine de la forte sensibilité aux conditions initiales de la création de connaissance et de l'apprentissage au sein d'un collectif d'acteurs aux expertises variées. Les différents scénarii et tests de simulation à partir de la variation des variables entrantes du

modèle ont incité le chercheur à construire des configurations d'innovation « idéales-types » (Weber, 1965) en formulant une nouvelle question : *quelles sont les configurations d'innovation les plus propices à la création de connaissances ?* L'objectif n'est pas de proposer des configurations d'innovation représentant le réel, l'innovation étant par essence un panachage complexe, mais bien d'une construction théorique servant de grille de lecture à l'explicitation de certains aspects empiriques du phénomène étudié. Les configurations d'innovation proposent ainsi une combinaison des propriétés organisationnelles favorisant la création de connaissances dans un projet l'innovation SI. Outre leur portée théorique, ces configurations idéales-types peuvent concrètement aider à la réflexion, *a priori* et continue, des managers de projets d'innovation. Elles permettent en effet de proposer des implications managériales pour chacune des dimensions importantes d'un collectif d'innovation.

3.2 Une simulation pour explorer l'influence des SI et de la qualité de l'information dans la transformation d'une chaîne logistique

Ce deuxième modèle de simulation repose sur la même démarche de construction que celui présenté précédemment ; « allers-retours » entre théorie, terrain et modélisation. Il se fonde toutefois sur l'analyse d'un cas unique exemplaire (Yin, 1989), celui de la transformation d'une chaîne logistique dans la grande distribution reposant sur la mise en place de centres de consolidation et de collaboration (entrepôts mutualisés). L'étude de cas a ici autorisé une compréhension fine du fonctionnement de la chaîne logistique, de ses acteurs, des configurations inter-organisationnelles associées et des informations logistiques mutualisées.

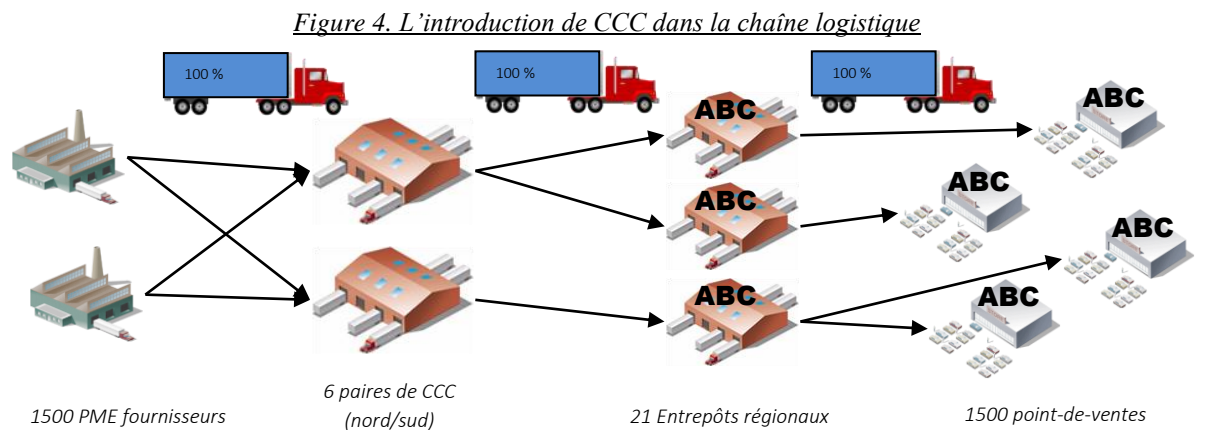
L'influence des systèmes d'information sur la dynamique d'adoption d'une green supply chain

1. Problématique managériale

Dans cette recherche, nous cherchons à comprendre l'influence de différents facteurs, et notamment du système d'information, sur la décision des fournisseurs de transformer leur mode de livraison en adoptant une green supply chain proposée par un de leur client, grand distributeur généraliste français (ABC).

Quand le distributeur déploie la nouvelle architecture de sa chaîne d'approvisionnement en 2009, il poursuit trois objectifs principaux. Le premier est d'augmenter le taux de remplissage des camions tout en augmentant la fréquence de livraison de ses magasins. Le deuxième objectif est de réduire sa propre activité d'entrepasage. Enfin, le troisième objectif est de réduire les émissions de CO₂. Pour atteindre ces trois objectifs, le distributeur a proposé une nouvelle configuration logistique par la mise en œuvre de centres de consolidation (de Corbière et Rowe, 2013) (cf figure 4 avec l'introduction des centres de consolidation et de collaboration (CCC), gérés par un prestataire logistique (PSL), entre les fournisseurs et les entrepôts régionaux sur lesquels sont réceptionnés les marchandises). Les grands fournisseurs étant capables de livrer directement les plateformes régionales, voire les magasins, de manière plus fréquentes, le distributeur propose ce schéma logistique pour les PME. Si le fournisseur se tourne vers le schéma logistique via les CCC, alors il ne doit plus livrer un ensemble d'entrepôts régionaux pouvant aller jusqu'à 21, mais seulement 2 CCC, un au sud et un au

nord de la France, fonctionnant en miroir (figure 4). Les PSL des CCC ayant alors l'objectif de remplir des camions multi-fournisseurs pour acheminer les marchandises commandées jusqu'aux entrepôts régionaux.



D'un point de vue managérial, la question des facteurs qui influencent la décision des fournisseurs d'adopter le mode de livraison par CCC est particulièrement intéressante, d'une part pour comprendre la réussite, ou non, de ce schéma logistique, mais aussi pour mettre en valeur les leviers sur lesquels peuvent jouer le distributeur, les prestataires, les fournisseurs, voire les autorités publiques si la nouvelle configuration logistique permet en effet de réduire l'émission des gaz à effet de serre.

2. Etapes de construction du modèle de simulation

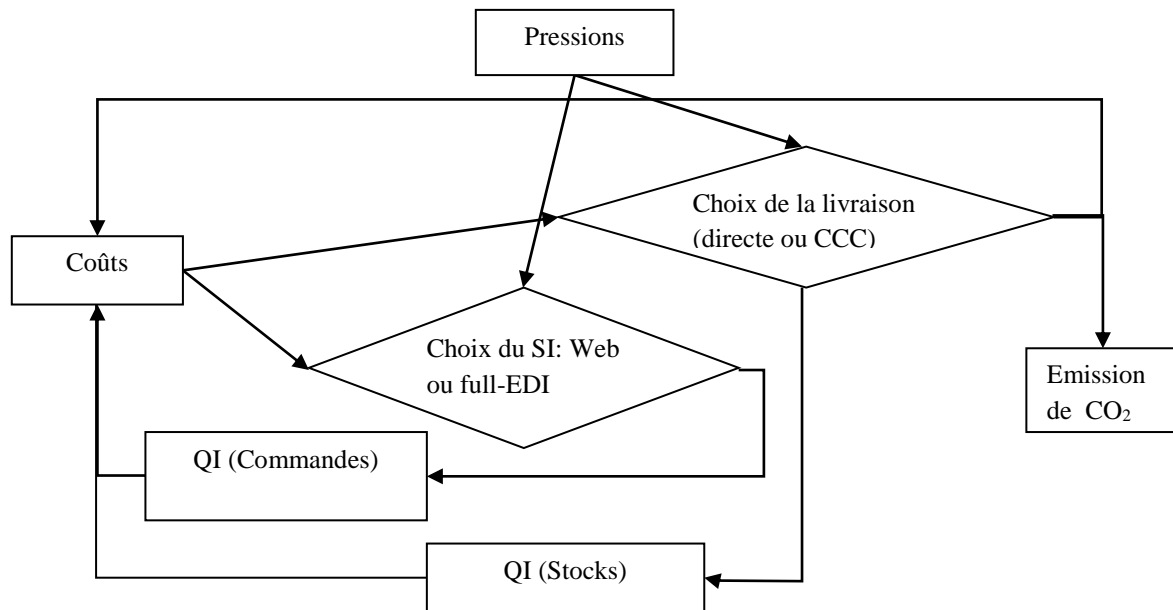
La première étape a consisté à identifier les variables entrantes du modèle. La première dimension se rapporte à la supply chain en elle-même (Mentzer et al., 2001), c'est-à-dire aux acteurs impliqués, leur nombre et leur position dans la supply chain. Etant donné les caractéristiques de la supply chain analysée dans l'étude de cas (le distributeur, le PSL gérant un CCC, l'éditeur du logiciel intégré au CCC, et un fournisseur participant au CCC), le modèle se concentre sur l'analyse du distributeur avec ses 21 entrepôts régionaux, des deux PSL gérant la paire de CCC, et de 300 fournisseurs (objectif visé par la paire de CCC parmi les 1500 au total) qui doivent choisir entre la configuration logistique traditionnelle et la configuration logistique par CCC). La seconde dimension concerne les caractéristiques des fournisseurs, à qui revient la décision de changer de configuration logistique. A ce titre, deux catégories de fournisseurs sont distinguées, en fonction de leur volume de commande. La troisième dimension se réfère aux coûts logistiques. L'étude de cas a confirmé les résultats de la littérature sur la performance des supply chain (Hall, 2001) : il est clair que le choix d'une organisation logistique repose avant tout sur une question de coûts. Trois formes de coûts sont distinguées : la première au prorata des kilomètres parcourus et du nombre de palettes ; la seconde est liée au stockage des palettes dans le CCC, les stocks appartenant au fournisseur dans le CCC ; la dernière se réfère au coût de transport entre le CCC et les entrepôts régionaux, puisque le coût de transport est facturé 18€ par palette au fournisseur, quelque soit la distance. Les positions géographiques des différentes entités participant aux flux physiques sont donc intégrées au modèle. La quatrième dimension concerne l'importance des flux d'information et notamment des caractéristiques du système d'information sur la performance (Rai et al., 2006 ; Prajogo and Olhager, 2012). Le choix d'un type de SI (full EDI pour la réception automatisée des commandes versus Web EDI pour l'automatisation partielle des flux de commandes) et le choix de l'architecture logistique (partage du niveau de stocks entre le distributeur, le PSL et le fournisseur dans les CCC) n'ont pas les mêmes impacts en termes de qualité de l'information et de performance. Trois niveaux de qualités d'information, en se référant à ces différentes dimensions de la qualité de l'information (de Corbière, 2011), sont donc intégrées (qualité des commandes via full EDI, qualité des commandes via Web EDI, qualité des niveaux de stocks via CCC). La cinquième dimension est issue de l'environnement de la supply chain. En se référant au courant néo-institutionnaliste (DiMaggio et Powell, 1983) dans les supply chains (Tang et al. 2011 ; Teo et al. 2003), nous intégrons au modèle des niveaux de pressions coercitives (issues du distributeur) et

mimétiques (issues des autres fournisseurs).

La deuxième étape de construction du modèle visait à créer l'environnement de la simulation. Le modèle (figure 5) est composé d'agents qui interagissent pour partager et gérer les flux physiques et informationnels. Ces agents représentent les organisations impliquées dans le processus de commande et de livraison des produits. Puisque les choix des configurations logistiques reposent avant tout sur la recherche d'optimisation de la performance (réduction des coûts logistiques), et que les coûts logistiques reposent en grande partie sur les distances entre les entités physiques, les positions géographiques de ces entités dans l'environnement de simulation sont primordiales. Pour cela, nous avons opéré le choix de positionner les CCC et les entrepôts régionaux au plus près de leurs positions réelles (en transformant l'hexagone en carré), et de positionner les fournisseurs aléatoirement dans un secteur géographique plausible (ouest de la France, les autres PME ayant tendance à opter pour une paire de CCC positionnés plus à l'est). En fonction des volumes de commandes demandées par chaque entrepôt aux deux catégories de fournisseurs (commande aléatoire à chaque cycle de simulation pour chaque entrepôt comprise entre un nombre minimal et un nombre maximal de palettes), nous calculons les coûts des deux configurations logistiques (traditionnelle et via CCC). A partir du calcul de coûts des deux configurations logistiques possibles, nous créons un facteur qui représente le pourcentage de chance que le fournisseur transforme son organisation logistique. Ainsi plus le différentiel de coût est élevé en faveur de l'autre configuration logistique, plus forte est la probabilité que le fournisseur change de configuration logistique. Un système de mémorisation est mis en place pour retenir le type de configuration logistique utilisée au tour précédent, et pour empêcher le changement à chaque cycle (un embargo de 50 cycles est retenu avant de pouvoir remodeler la configuration logistique). Au démarrage de la simulation, tous les fournisseurs débutent avec le mode de livraison traditionnel et en Web EDI. Le pourcentage de chance de changer de configuration logistique par la comparaison des coûts est atténué ou amplifié selon les cas par :

- la qualité de l'information sur les commandes. Selon que le fournisseur utilise le Web EDI, ou le full EDI, la fiabilité et la temporalité de la transmission des commandes ne sont pas équivalentes. De ce fait, il y a plus de chances que des erreurs émergent lorsque le fournisseur utilise le Web EDI plutôt que le full EDI, et les erreurs introduites augmentent le coût de transport (modélisé comme étant double lorsqu'une erreur survient effectivement sur le trajet de livraison des entrepôts régionaux). Le différentiel de coût est donc impacté. A noter qu'un coût fixe de passage du web EDI au full EDI est aussi modélisé pour influencer la décision des fournisseurs de changer leur SI.
- la qualité de l'information sur les niveaux de stocks. Nous modélisons ainsi la capacité du prestataire gérant le CCC à rendre accessible et à jour le niveau de stock du fournisseur. Plus le niveau de qualité est important, moins il y a de chances d'intégration d'erreurs. Quand une erreur intervient, le coût de livraison du CCC par le fournisseur est augmenté et influence de ce fait le différentiel de coût entre les deux modes de livraison.
- l'intensité des pressions coercitives exercées par le distributeur pour que ses fournisseurs adoptent la configuration CCC (variant selon sa volonté de plus ou moins imposer le nouveau schéma logistique)
- l'intensité des pressions mimétiques exercées par les autres fournisseurs (selon que les fournisseurs évoluent dans un environnement ultra concurrentiel ou pas du tout, chaque fournisseur est plus ou moins influencé par les décisions des autres)

Figure 5. Le modèle de simulation



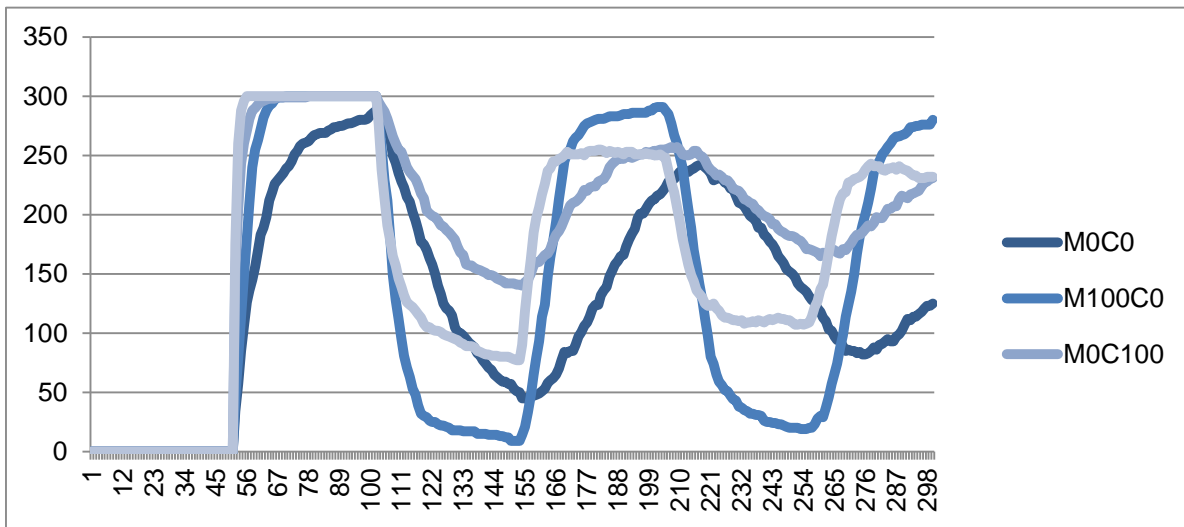
La troisième étape de construction du modèle concerne les variables de sorties. Les deux variables de sorties, liées à la problématique de la recherche, sont bien entendu les effets économiques et environnementaux de la transformation de la supply chain proposée par le distributeur. Pour bien interpréter les résultats, il est nécessaire aussi d'intégrer comme variable de sortie le nombre de fournisseurs qui utilise la configuration logistique par CCC à chaque cycle de simulation, d'une part pour appréhender la dynamique d'adoption de la configuration logistique par CCC, et d'autre part pour identifier les effets économiques et environnementaux de la transformation organisationnelle pour un réseau d'acteurs. A des fins conclusives, il est important de pouvoir confirmer que la configuration logistique via CCC est effectivement plus « verte » que la traditionnelle à un niveau global, et cela nécessite de pouvoir comparer les émissions de gaz à effet de serre dans des simulations où la dynamique d'adoption de la configuration logistique par CCC n'est pas la même.

Le modèle est programmé sur la plateforme multi-agents Netlogo.

3. L'exemple d'un scénario de simulation : l'influence des pressions institutionnelles sur la dynamique d'adoption des CCC.

Ce scénario vise à montrer et comprendre l'influence que peuvent avoir les pressions institutionnelles modélisées sur la dynamique d'adoption des CCC. Les autres paramètres sont fixés (volumes des commandes pour les deux types de fournisseurs, les niveaux de qualité de l'information), et sont simulées quatre environnements institutionnels (figure 6) : un où il n'y a pas de pressions institutionnelles (facteurs des pressions mimétiques et coercitives à 0), un où l'environnement institutionnel influence très fortement les décisions des fournisseurs (facteurs des pressions mimétiques et coercitives à 100), un où les fournisseurs sont dans un environnement concurrentiel extrêmement fort mais sans pressions de la part du distributeur (facteurs des pressions mimétiques à 100 et coercitives à 0), et le dernier où les fournisseurs sont fortement influencés par le distributeur, mais sans l'être entre eux (facteurs des pressions mimétiques à 0 et coercitives à 100).

Figure 6. L'adoption des CCC dans différents environnements institutionnels



Pour interpréter ce graphique de résultats et donc l'influence des pressions mimétiques et coercitives sur l'adoption de la configuration logistique par CCC, il s'agit alors de comparer les différentes courbes entre elles, avec la plus foncée en référence puisque celle-ci représente un environnement où il n'y a pas de pressions institutionnelles. Par la comparaison avec la seconde courbe, il apparaît alors que les pressions mimétiques créent de l'incertitude dans le choix d'un mode de livraison pour les fournisseurs, puisque ceux-ci changent plus souvent et plus rapidement leur mode de livraison dès que le choix leur est offert : les oscillations sont en effets plus intenses. Par la comparaison avec la troisième courbe, il apparaît que les pressions coercitives favorisent l'adoption du mode CCC par un plus grand nombre de fournisseurs, puisque les extremums (minimums ou maximums) de la courbe à chaque oscillation sont toujours plus importants que quand il n'y a pas de pressions coercitives. Enfin, les effets des pressions coercitives et mimétiques se cumulent quand les deux sont importantes. On n'a donc pas une prépondérance d'un des pressions sur l'autre.

4. Discussion des résultats du scénario et retour sur l'étude de cas

Les résultats de la simulation montrent aussi que le mode de livraison par CCC a en effet un impact global positif sur la réduction des émissions de CO₂. Notamment, les émissions globales de CO₂ issues des transports pour le scénario où il n'y a pas de pressions coercitives sont 20% plus importantes que pour le scénario où les pressions coercitives sont fortes. Ainsi, on peut conclure que plus le nombre de fournisseurs qui choisit le mode de livraison par CCC est important, plus la chaîne logistique est « verte », au sens où il y a une réduction des émissions de CO₂. Au niveau des gains économiques, le distributeur est gagnant quand les fournisseurs choisissent le mode de livraison par CCC, puisqu'il réduit ses coûts de stockage (un des objectifs annoncés). Côté fournisseurs, le constat est plus mitigé. Certains, comme la PME que nous avons analysée, sont gagnants (5% de réduction des coûts logistiques sur un an en passant par les CCC). Mais d'autres y perdent, ce qui explique que tous les fournisseurs ne choisissent pas unanimement le nouveau mode logistique. Dès lors, les pressions coercitives forcent finalement certains fournisseurs à adopter les CCC alors que ce n'est pas avantageux économiquement pour eux. Ainsi, pousser les fournisseurs par des pressions coercitives à adopter le nouveau schéma logistique implique des pertes économiques pour certains mais des gains environnementaux pour l'ensemble de la chaîne. Des résultats similaires sont observés pour le type de SI et le niveau de qualité de l'information, car une qualité de l'information insuffisante freine l'adoption de la nouvelle chaîne logistique « verte » par la réduction des gains économiques pour certains fournisseurs.

En synthèse, cette recherche analyse la façon dont la qualité de l'information, le type de système d'information, et les pressions institutionnelles affectent les coûts logistiques et les

émissions de CO2 dans une transformation de chaîne logistique. Nous avons utilisé l'étude de cas pour développer une simulation multi-agents et modéliser la chaîne logistique. D'un point de vue managérial, plusieurs conséquences peuvent être mises en exergue.

D'une part, les caractéristiques du SI utilisé et les niveaux de qualité de l'information influencent les performances économiques et environnementales. Ces conclusions déjà observées par le passé (Rai et al , 2006; . Prajogo et Olhager , 2012 ; Hartono et al , 2010 ; Wiengarten et Humphreys, 2010) dans des études empiriques le sont cette fois par la simulation, permettant de combiner différentes variables pour en tirer des pistes de généralisation sur la capacité d'une chaîne logistique à générer des gains économiques et environnementaux. Les managers des différentes organisations impliquées dans une chaîne logistique peuvent ainsi se saisir de ces résultats pour les adapter à leur propre décision de mettre en œuvre des formes de mutualisation.

D'autre part, la méthode de livraison via les CCC offre globalement une meilleure performance environnementale que la livraison directe des entrepôts régionaux. De plus, la pression institutionnelle sous la forme de pressions mimétiques et coercitives influencent la décision des fournisseurs à adopter une *green supply chain* (Zhu et Sarkis, 2007 ; Chen et al., 2011). Ainsi, les pouvoirs publics pourraient se saisir des résultats de cette simulation pour valoriser les formes de mutualisation, et notamment la méthode des CCC. L'implication des pouvoirs publics n'a pas été observée dans l'étude de cas, ce qui explique son absence dans le modèle développé. En particulier, des pressions coercitives (par la législation) ou normatives (par la mise en exergue des bonnes pratiques) de la part des pouvoirs publics (Delmas et Montes-Sancho, 2011) pourraient alors influencer les entreprises dans leur décision d'adopter une *green supply chain*.

Conclusion

Peu de recherches en systèmes d'information croisent les méthodologies de l'étude de cas et de la simulation. Bien souvent les modèles de simulation sont, en effet, construits sur des données secondaires (voire quelques entretiens d'experts) ne permettant pas forcément d'appréhender le phénomène sous l'angle de ses interdépendances et de produire une modélisation proche des réalités observables. Il en va de même pour la confrontation « au réel » des résultats de simulation. Les recherches mobilisant la simulation complètent fréquemment les données simulées par des données statistiques afin de démontrer l'adéquation des deux méthodes. Le design de recherche proposé et illustré dans cet article

relève d'une autre approche de la simulation. L'étude de cas **qu'elle** soit unique ou multiple (en fonction de l'objectif de recherche) est au cœur de la simulation. Les données qualitatives conditionnent tant la qualité des données simulées que la pertinence de leur analyse. En retour, la simulation est appréhendée comme une méthodologie complémentaire, un dépassement à l'approche qualitative, permettant de poser des questions de nature plus prospective et/ou plus théorique. Ainsi, dans ce design l'étude de cas contribue à la simulation en l'ancrant dans le réel tout autant que la simulation contribue à l'étude de cas en la complétant par d'autres questionnements.

Dans les deux recherches présentées, l'étude de cas s'est ainsi avérée être un fondement empirique indispensable :

- à l'exercice d'abstraction et de construction du modèle de simulation,
- à l'évaluation de la fiabilité du modèle
- à la construction des scénarii de simulation,
- à l'analyse et à l'interprétation des résultats,
- et à l'identification des implications managériales de la recherche.

Ces différentes contributions de l'étude de cas pour la simulation se révèlent d'autant plus importantes que la méthodologie sélectionnée est de type multi-agents. En effet, la dynamique étant le principe même de fonctionnement d'une modélisation multi-agents, des variations doivent être observées dans les séries statistiques relatives aux principales variables de sortie du modèle. Comment dès lors s'assurer de la fiabilité du modèle ? Seule une compréhension approfondie de la problématique organisationnelle peut permettre d'évaluer ces variations et d'expliquer les écarts types.

A notre sens, et c'est le propos de l'article, ce design de recherche double et équilibré renforce la validité des résultats de la simulation. Tout d'abord, la validité interne de la simulation (conformité des spécifications du modèle) est grandement facilitée dans le cadre d'une modélisation contextualisée. Ensuite, la représentativité du modèle s'en trouve également renforcée. Outre les points évoqués précédemment, l'arbitrage fin auquel le chercheur doit procéder dans la construction du modèle entre simplification caricaturale et modélisation trop complexe est rendu plus aisé lorsque ce dernier a une compréhension en profondeur du phénomène étudié. Enfin, la validité externe sous l'angle de la généralisation théorique (et non statistique) profite elle aussi de ce croisement méthodologique. Combiner étude de cas et simulation s'avère tout à fait intéressant pour questionner les théories et identifier de nouvelles problématiques et de nouvelles réponses.

Bibliographie

- Abrahamson, E., and Rosenkopf, L., (1997), "Social Network Effects on the Extent of Innovation Diffusion: A Computer Simulation.", *Organization Science*, 8(3), pp.289-309.
- Amblard, F., Rouchier, J., et Bommel, P., (2006), « Evaluation et validation de modèles multi-agents », in Amblard, F. et Phan, D. *Modélisation et simulation multi-agents, applications pour les sciences de l'Homme et de la Société*, Hermès Science, Lavoisier, Paris, pp.103-140.
- Andriani, P., (2001), "Diversity, Knowledge and Complexity Theory: Some Introductory Issues", *International Journal of Innovation Management*, 5(2), pp.257-274.
- Axelrod, R., (1997), "Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences", *Complexity*, 3(2), John Wiley N.Y. p.p.16- 22.
- Bhaskaran, S., (1998), Simulation Analysis of a Manufacturing Supply Chain, *Decision Sciences*, 29(3), pp.633-657.
- Beaufils, B., Brandouy, O., Ma, L. et Mathieu, P., (2009), Simuler pour comprendre : un éclairage sur les dynamiques de marchés financiers à l'aide des systèmes multi-agents, *Systèmes d'Information et Management*, 14(4), pp.51-70.
- Boland, R.J. Jr., et Thiel D., (2009), éditorial « un numéro spécial consacré aux simulations », *Systèmes d'Information et Management*, 2009, 14(4), pp.3-5
- Bonini, C., (1963), *Simulation of Information and Decision Systems in the Firm*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Brown, S.L., and Eisenhardt, K.M., (1997), "The art of continuous change: linking complexity theory and time-paced evolution in relentlessly shifting organizations", *Administrative Science Quarterly*, 42(1), pp.1-35.
- Canessa, E., and Riolo, R., (2006), "An agent-based model of the impact of computer-mediated communication on organizational culture and performance: an example of the application of complex systems analysis tools to the study of CIS", *Journal of Information Technology*, 21(4), pp.272-283.
- Cartier, M. et Forgues, B., (2006), « Simulation et recherche en gestion. Intérêt de la simulation pour les sciences de gestion », *Revue Française de Gestion*, n°165, pp.125-138.
- Chen, A.J., Watson, R.T., Boudreau, M.-C., and Karahanna, E., (2011), "An Institutional Perspective on the Adoption of Green IS & IT," *Australasian Journal of Information Systems*, 17(1).
- Chen, A., and Edgington, T., (2005), "Assessing Value in Organizational Knowledge Creation: Considerations for Knowledge Workers", *MIS Quarterly*, 29(2), pp.279–309
- Cyert, R.M., and March, J.M, (1963), *A Behavioral Theory of the Firm*, Englewood cliffs, NJ: Prentice Hall, In.
- David, A., (2002), « Décision, conception et recherche en gestion », *Revue Française de Gestion*, n° 139, pp. 173-185.
- Datta, P.P., Allen, P.M., and Christopher, M.G., (2012), "Combined Information Sharing and Coordination Mechanisms for Managing Uncertainty in Supply Chains: An Agent-based Study," *European Journal of Operational Research*.
- Davis, J., Eisenhardt, K., and Bingham, C., (2007), "Developing theory through simulation methods," *Academy of Management Review*, 32(2), pp 480-499.
- de Corbière, F. (2011). "SIIO et amélioration de la qualité des données: analyse de la synchronisation des données par catalogues électroniques", *Systèmes d'Information et Management*, 16(3), pp. 45-79.

- de Corbière, F., Rowe, F. (2013). "Systèmes d'information et gouvernance des chaînes logistiques : le cas des Centres de Consolidation et de Collaboration", *Logistique & Management*, 21(2), pp. 47-56.
- Delmas, M., and Montes-Sancho, M. (2011), "An Institutional Perspective on the Diffusion of International Management System Standards: The Case of the Environmental Management Standard ISO 14001," *Business Ethics Quarterly*, 21(1) 2011, pp 103-132.
- DiMaggio, P., and Powell, W., (1983), "The iron cage revisited: Institutional isomorphism and collective rationality in organizational fields", *American Sociological Review*, 48(2), pp. 147-160.
- Denzin, N.K, (1978), *Sociological methods*. New York, NY: McGraw Hill.
- Denzin, N.K, (1984), *The research act*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Dooley, K., (2002), *Simulation research methods*. In Baum J. A.C (Ed) *Companion to organizations*, Oxford, UK: Blackwell.
- Durand, R. (2006), « Essai : réalité simulée ou « pour de vrai »? », *Revue française de gestion*, n°165, pp.211-217.
- Eve, R.A., Horsfall, S., and Lee, M.E., (1997), *Chaos, Complexity and Sociology*. Sage, London.
- Gell-Mann, M., (1994), *Le quark et le jaguar. Voyage au cœur du simple et du complexe*. Albin Michel Sciences, Paris.
- Gilbert, N., (1996a), "Computer Simulation of Social Processes", *Social Research Update*, Issue Six, <http://www.soc.surrey.ac.uk/sru/SRU6.html>.
- Gilbert, N., and Troitzsch, K.G., (1999), *Simulation for the Social Scientist*. Open University Press, London.
- Gilbert, N., (2004), "Quality, quantity and the third way", In J. Holland & J. Campbell (Eds.), *Methods in development research: Combining qualitative and quantitative approaches*. London: ITDG Publications.
- Granovetter, M.S., (1973), "The strength of weak ties", *American journal of sociology*, 78, pp.1360-1380
- Granovetter, M.S., (1982), "The Strength of Weak Ties: a Network Theory Revisited". In Marsden P.V., Lin N. *Social structure and Network analysis*. Beverly Hills, Sage, pp.105-130.
- Hall, J., (2001), "Environmental Supply Chain Innovation," *Greener Management International* (35), pp.105-119.
- Habib, J. (2008a), *La dynamique de création de connaissances dans les processus d'innovation, Etudes de cas et simulation multi-agents*, Thèse de doctorat en Sciences de Gestion, Université Paul Cézanne, Aix-Marseille III, IAE Aix-en-Provence.
- Habib J., (2008b), "The dynamics of Knowledge Creation within Innovation Processes: From Case studies to Agent-based Modelling", *International Conference on Information Systems*, December 2008, Paris.
- Harrison, J.R., Lin, Z., Carroll, G.R., and Carley, K.M., (2007), "Simulation modelling in organizational and management research", *Academy of Management Review*, 32(4): 1229-1245.
- Hartono, E., Li, X., Na, K.S., and Simpson, J.T., (2010), "The Role of the Quality of shared information in Interorganizational systems use," *International Journal of Information Management*, 30(5), pp.399-407.
- Holland, J. H. (1998). *Emergence: From Chaos to Order*. Oxford UK: Oxford University Press.
- Huber, G., (1990), "A Theory of the Effects of Advanced Information Technologies on Organizational Design, Intelligence, and Decision Making", *Academy of Management Review*, 15(1), 47-71.

- Kitts, A.J, Michael, M.W., and Flache, A., (1999), "Structural Learning : Attraction and Conformity in Task-Oriented Groups", *Computational & Mathematical Organization Theory*, 5(2), pp.129-145.
- Kleindorfer, G. B., O'Neill, L., and Ganeshan, R., (1998), "Validation in Simulation: Various Positions in the Philosophy of Sciences", *Management Science*, 44(8), pp.1087-1099.
- Lauriol, J., (2003), « La Recherche Doctorale en Management Stratégique: Quelques Propositions pour Définir et Apprécier une Bonne Thèse », Cahier de recherche N° 02-01, *Les Cahiers de la Chaire de management stratégique international*, Novembre 2003.
- Le Moigne, J.L. (1990), *La modélisation des systèmes complexes*, Éd. Dunod. Réédité en 1995.
- Liarte, S., (2005), *Stratégies d'implantation et interactions concurrentielles : le cas des entreprises multi-unités multi-marchés*, Thèse de Doctorat en Sciences de Gestion, Université Paris Dauphine, 2005.
- Macy, M.W., and Willer, R., (2002), "From factors to actors: Computational sociology and agent-based modelling", *Annual Review of Sociology*, Vol. 28, pp.143–166.
- March, J.G., (1991), "Exploration and exploitation in organizational learning", *Organization Science*, Vol.2, pp.71–87.
- Marion, R., (1999), *The Edge of Organization: Chaos and Complexity Theories of Formal Social Systems*. Sage, CA.
- Masuch M., and LaPotin, P., (1989), "Beyond Garbage Cans: An AI Model of Organizational Choice", *Administrative Science Quarterly*, 34(1), pp.38-67.
- McKelvey, B., (1997), "Quasi-natural organization science", *Organization Science*, 8, pp. 352-380.
- Mentzer, J.T., DeWitt, W., Keebler, J.S., Min, S., Nix, N.W., Smith, C.D., and Zacharia, Z.G., (2001), "Defining supply chain management," *Journal of Business Logistics*, 22(2), pp.1-25.
- Minegishi, S., and Thiel, D., (2000), Dynamics Modelling and Simulation of a Particular Food Supply Chain, *Simulation Practice and Theory*, 8(5), pp.321–339
- Nonaka, I., and Takeuchi, H, (1995), *The Knowledge-creating company: how japanese companies create the dynamics of innovation*, Oxford University Press, New York.
- Otto, P., and Siemer, W. (2009), « Learning from cognitive feedback mapping and simulation: A group modeling intervention », *Systèmes d'Information et Management*, 2009, 14, pp.9-30.
- Ow, P.S., Prietula, M., and Hsu, W., (1989), "Configuring Knowledge-based Systems to Organizational Structures: Issues and Examples in Multiple Agent Support," In L. F. Pau, Y. H. Pao, J. Motiwalla and H.H. Teh (Eds.), *Proceedings of the Second International IFIP/IFAC/IFORS Workshop on Artificial Intelligence in Economics and Management*, Elsevier, Amsterdam.
- Panayiotis, N., and Evangelopoulos, N., (2009), "Simulation applied to Evaluate and Improve the Operation of a Soccer Ticket Club Call Centre", *Systèmes d'Information et Management*, 14, pp.31-50
- Patton, M.Q., (2002), *Qualitative research & evaluation methods* (3rd ed.). Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- Pierce, C.S., (1958), *The Collected Works of Charles Sanders Peirce*. Harvard University Press.
- Prajogo, D., and Olhager, J., (2012), "Supply chain integration and performance: The effects of long-term relationships, information technology and sharing, and logistics integration," *International Journal of Production Economics*, 135(1), pp.514-522.
- Prietula, M.J., Carley, K.M, and Gasser, L., (1998), *Simulating Organizations*. M.I.T. Press, Ca.
- Rai A., Patnayakuni R., Seth N., (2006), "Firm Performance Impacts of Digitally Enabled Supply Chain Integration Capabilities", *MIS Quarterly*, 30(2), pp. 225-246.

- Repenning, N., (2002), "A simulation-based approach to understanding the dynamics of innovation implementation", *Organization Science*, 13, pp.109–127.
- Rivkin, J.W., and Siggelkow, N., (2003), "Balancing search and stability: Interdependencies among elements of organizational design", *Management Science*, 49, pp.290–311.
- Roggero, P., (2005), *De la complexité des politiques locales. Systèmes d'action et, enseignement supérieur dans les villes moyennes de Midi-Pyrénées*. L'Harmattan, coll. Pratique de la systémique, Paris, 2005, 278 p.
- Rouvette, E.A.J.A, Vennix, J.A.M., and Thijssen, C.M., (2000), "Group model building: a decision room approach", *Simulation and Gaming*, 31(3), pp.359-379.
- Royer, I., et Zarlowski, P., (2003). Le design de la recherche, in Thiétart, R - A. (Dir.), *Méthodes de recherche en management*, Paris, Dunod, pp. 139-168.
- Stacey, R. D., (1995), "The science of complexity: an alternative perspective for strategic change processes", *Strategic Management Journal*, 16, pp.477-495.
- Sterman, J.D., (2006), Operational and Behavioural Causes of Supply Chain Instability, in: O. Carranza, F. Villegas (Eds.), *The Bullwhip Effect in Supply Chain*, Palgrave MacMillan
- Takeda, H., Rowe, F., Habib, J., de Corbière, F., Antheaume, N. (2012). "A Simulation for Understanding the Enabling Role of Information Systems and Information Quality within a Transformation to a Green Supply Chain", *20th European Conference on Information Systems (ECIS)*, Barcelona, Spain.
- Tang, X., Patnayakuni, R., and Rai, A., (2011), "Why Do They Share Information with Supply Chain Partners? A Comparison of Supplier and Buyer Perspectives," in: *ICIS 2011 Proceedings*, Shanghai, China.
- Teo, H.H., Wei, K.K., and Benbasat, I., (2003), "Predicting Intention to Adopt Interorganizational Linkages: An Institutional Perspective," *MIS Quarterly*, 27(1), pp.19-49.
- Van de Ven, A. H., Angle, H. L., Poole, M.S et alii (2000), *Research on the Management of Innovation: the Minnesota Studies*, Oxford: Oxford University Press, 719 p.
- Yin, R. K., (1989). *Case study research: Design and methods* (Rev. ed.). Newbury Park, CA: Sage Publishing.
- Yin, R.K., (1994), *Applications of case study research, Design and methods, Applied social research methods series*. 5. Leonard Bickman, Beverly Hills, Sage.
- Wang, S.J, Wang, W.L, Huang, C.T, and Chen, S-C, (2011), "Improving inventory effectiveness in RFID-enabled global supply chain with Grey forecasting model", *The Journal of Strategic Information Systems*, 20(3), pp. 307-322
- Weick, K. E., (1995), *Sensemaking in organizations*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications, Inc.
- Wiengarten, F., and Humphreys, P., (2010), "Collaborative Supply Chain Practices and Performance: exploring the key role of information quality," *Supply Chain Management: An International Journal*, 15(6), pp.463-473.
- Zhu, Q., and Sarkis, J., (2007), "The moderating effects of institutional pressures on emergent green supply chain practices and performance," *International Journal Of Production Research*, 45(18/19) pp.4333-4355.