

ECOLE DOCTORALE DE SCIENCES ECONOMIQUES ET DE GESTION N°372

GROUPEMENT DE RECHERCHE EN ECONOMIE QUANTITATIVE
D'AIX-MARSEILLE (UMR CNRS 6579)

THESE POUR L'OBTENTION DU GRADE DE DOCTEUR DE
L'UNIVERSITE PAUL CEZANNE, AIX-MARSEILLE III

Discipline : SCIENCES ECONOMIQUES

Widad Guechtouli

**Dynamique du processus de transfert de connaissances au
sein d'une communauté de pratique :
Une modélisation multi-agents**

Membres du jury

Rapporteurs

Patrick Cohendet

*Professeur à l'Université Louis Pasteur,
Strasbourg I.*

Nigel Gilbert

Professeur à l'Université de Surrey.

Examineur

Juliette Rouchier

*Chargée de recherche CNRS – GREQAM,
Habilité à Diriger les Recherches.*

Directrice de thèse

Magali Orillard

Professeur à l'Université Paul Cézanne.

L'université Paul Cézanne n'entend accorder aucune approbation, ni improbation aux opinions émises dans les thèses ; ces opinions doivent être considérées comme propres à leur auteur.

Remerciements

Le travail entrepris dans une thèse est un travail de longue haleine, enrichi de rencontres et collaborations précieuses. J'ai eu la chance de bénéficier de l'aide de nombreuses personnes, à qui je me dois d'exprimer ma gratitude au travers de ces quelques lignes.

En tout premier lieu, mes remerciements et ma gratitude vont à Magali Orillard et Juliette Rouchier, qui ont accepté de codiriger cette thèse et sans qui ce travail n'aurait tout simplement pas été possible. Merci pour leur infinie patience et leurs nombreuses relectures. Merci également de m'avoir laissé la liberté d'explorer mes propres pistes et d'avoir ensuite été là pour me prodiguer de précieux conseils.

Un grand merci aux Professeurs Patrick Cohendet et Nigel Gilbert pour avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse. Merci pour leur disponibilité à un moment où les agendas universitaires sont très chargés. Je suis très honorée qu'ils aient pris le temps de lire et d'évaluer ce travail. Je les remercie également pour les nombreuses interactions que nous avons eues, et les précieuses remarques et suggestions données après maintes relectures.

Je tiens également à remercier l'équipe TERA du CIRAD qui m'a chaleureusement accueillie il y a trois ans de cela pour faire mon enquête. Cette enquête a constitué une part essentielle dans mon travail de recherche, et cela n'aurait pas été possible sans leur disponibilité et leur collaboration.

Un merci tout particulier à Martine Antona et Christophe Le Page pour tout le temps qu'ils ont bien voulu m'accorder et pour leur aide plus que précieuse dans la conception des modèles multi-agents.

Merci à Frédéric Amblard et Wander Jager pour nos nombreux échanges, et leurs précieux conseils.

Je n'oublie pas de remercier toute l'équipe du GREQAM qui a permis que ma thèse se passe dans les meilleures conditions possibles.

Enfin, je tiens à adresser un grand merci à ma famille et mes amis proches pour leur soutien indéfectible. Merci tout particulièrement à mes parents, à mes sœurs, à Yasmine et à Yacine pour avoir toujours cru en moi et m'avoir encouragée à aller au bout de mes objectifs. Ce travail est aussi le vôtre.

Enfin, merci à tous ceux qui ont contribué de quelque manière que ce soit à l'élaboration de ce travail et que je n'ai pas pu citer ici.

A mes parents.

Sommaire

Introduction générale	1
I. Le transfert de connaissances : objet de l'étude.....	5
II. Le choix du contexte de l'étude.....	6
i. Contexte de l'étude : une communauté de pratique	6
ii. Le transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique	8
iii. Les questions secondaires	9
III. Méthodologie de recherche :.....	12
i. Une approche par les simulations multi-agents :	12
ii. L'apport de la littérature.....	13
IV. Structure de la thèse	14
Partie 1 : Concepts théoriques et méthodologie	17
Chapitre 1 : Quels éléments influencent le processus de transfert de connaissances ? ..	18
Introduction du chapitre 1	19

1.1. La nature de la connaissance :	21
1.2. Certaines propriétés d'un réseau social.....	33
Conclusion du chapitre 1	41
Chapitre 2 : Communautés de savoir et communautés de pratique.....	43
Introduction du chapitre 2	44
2.1. Différents types de communautés de savoir.....	47
2.2. Quelle frontière entre les deux ? Une enquête empirique.....	54
2.3. Présentation détaillée du contexte de l'étude : une CoP.....	62
Conclusion du chapitre 2.....	73
Chapitre 3 : Communautés de pratique et processus d'apprentissage	75
Introduction du chapitre 3	76
3.1. L'apprentissage individuel :	78
3.2. Apprentissage social : vers une vision intégrative du processus d'apprentissage..	80
3.3. Le méta apprentissage : un processus d'apprentissage endogène	82
3.4. Apprentissage au sein d'une CoP	84
Conclusion du chapitre 3.....	90
Chapitre 4 : SMA – une approche computationnelle de l'économie de la connaissance.....	92
Introduction du chapitre 4	93
4.1. Une approche de type « bottom-up ».....	96

4.2. Utilisation des SMA en économie de la connaissance.....	97
4.3. Des simulations suivant le principe KISS (Keep It Simple, Stupid)	102
4.4. Fiabilité des résultats : vérification et validation.....	104
Conclusion du chapitre 4.....	111
Partie 2 : Modélisation multi-agents des processus de transfert de connaissances	112
Chapitre 5 : De la théorie à la modélisation	113
Introduction du chapitre 5	114
5.1. Démarche de la recherche	116
5.2. Objectif de la modélisation : répondre aux questions secondaires.....	119
5.3. Analyse de la coordination des agents	125
Conclusion du chapitre 5.....	129
Chapitre 6 : Transfert direct de connaissances - une modélisation multi-agents	130
6.1. Description du modèle :	131
6.2. Le processus d'apprentissage :	140
6.3. Définition des simulations.....	141
6.4. Les paramètres :.....	144
6.5. Les indicateurs.....	144
Chapitre 7 : Simulations de transfert direct de connaissances avec connaissance préalable des compétences d'autrui	146
7.1. Rappel des paramètres :	147

7.2. Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire.....	148
7.3. Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance.....	159
7.4. Discussion des résultats :	160
Chapitre 8 : Simulations de transfert direct de connaissances sans connaissance préalable des compétences d'autrui	170
8.1. Rappel des paramètres	171
8.2. Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire.	172
8.3. Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance.....	186
8.4. Discussion des résultats :	187
Chapitre 9 : Transfert indirect de connaissances – une modélisation multi-agents.....	193
9.1. Description du modèle :	194
9.2. Définition des simulations de transfert indirect de connaissances :	199
9.3. Les paramètres :	199
9.4. Les indicateurs :	200
Chapitre 10 : Résultats des simulations de transfert indirect de connaissances.....	201
10.1. Rappel des paramètres.....	202
10.2. Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire.....	203
10.3. Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance	208

10.4. Discussion des résultats :	209
Discussion générale	215
11.1. La coordination des agents pour un apprentissage optimal	216
11.2. Le rôle des nouveaux venus	221
11.3. Validation des résultats	223
Conclusion générale	232
Bibliographie	242
Annexes	256
Liste des figures	279
Liste des tableaux	284
Table des matières	286

Introduction générale

L'économie fondée sur la connaissance confère au concept de connaissance une place importante autant dans le monde académique que professionnel. L'analyse de sa création et de son transfert ont connu un regain d'attention dans les travaux de recherche ces dernières années. En effet, la connaissance est devenue un concept central considéré comme un actif auquel les organisations accordent une attention toute particulière [Foray, 2000]. Le développement des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication (NTIC) a notamment amené des changements considérables dans la gestion des connaissances codifiées ou codifiables. De fait, un gain de productivité important peut être réalisé grâce aux NTIC, qui facilitent la diffusion, l'échange et le traitement de ces connaissances [Foray et Lundvall, 1996]. Néanmoins, la gestion d'un tel capital apparaît vite problématique. En effet, gérer des connaissances revient à transformer « *une nouvelle idée, individuelle et tacite, en un savoir collectif, qui est partagé et mémorisé* » [Foray, 2002, p. 246]. De fait, la complexité de ce processus tient notamment à la complexité que l'on retrouve à mesurer la connaissance ou à l'articuler avec d'autres actifs, ou encore à cause de la difficulté à la stocker au sein d'une organisation, par exemple.

Bien que certaines connaissances telles que les brevets de propriétés intellectuelles puissent être traitées comme des biens « classiques » sur le marché, dans la mesure où elles peuvent être achetées et vendues, cela ne semble pas être le cas pour toutes les connaissances. De fait, une grande quantité de connaissances ne se transmet pas de cette manière ; elle est plutôt diffusée au moyen de partenariats ou de réseaux de relations,

sans passer par le marché [Lazaric et Lorenz, 2000]. Dans cette perspective, il existe un type de communautés, qui représente un environnement particulièrement favorable à l'échange de ce type de connaissances. Ces communautés sont appelées « communautés de pratique » [Lave et Wenger, 1991]. Notre recherche porte sur le processus qui permet de transférer les connaissances précédemment évoquées, dans le contexte particulier d'une communauté de pratique.

Cette dernière peut être définie comme un groupe d'individus travaillant volontairement ensemble autour d'une problématique commune [Lesser et Storck, 2001]. Ils partagent ainsi leurs savoirs, leurs expériences et leurs idées, pour développer leurs compétences dans un domaine particulier, qui leur est commun [Créplet *et al*, 2003]. La communauté de pratique est donc considérée comme un lieu adéquat pour la gestion et le partage des connaissances, régi par des dispositifs de coordination qui lui sont propres [Dupouët, 2003].

D'un point de vue économique, ces communautés jouent un rôle important dans la réduction des coûts relatifs aux processus de transfert et de création des connaissances. En effet, elles peuvent prendre en charge les coûts liés à la construction de langages communs et de représentations et interprétations communes à leurs membres. De plus, les communautés de pratique, et les communautés de savoir en général, peuvent servir de gage de garantie de la qualité des connaissances traitées. En effet, la connaissance est accessible à tous les membres de la communauté, et de ce fait, peut être vérifiée, voire améliorée par chaque membre qui y accède. Cela représente une des propriétés de la diffusion des connaissances évoquées par Foray et Zimmermann [2001]. *“A knowledge-intensive community ... constitutes a public (or semi-public) space where codification and dissemination costs have been radically reduced by the pre-existence of commonly employed concepts and terminological conventions; the existence of the latter further facilitates information and communication technologies to enhance the circulation of new knowledge”* [David et Foray, 2002, p. 6].

En nous basant sur ces éléments de littérature, les communautés de pratique semblent constituer un contexte approprié à notre travail de recherche. De plus, bien que ces communautés existent depuis le début des années 1990s, notamment suite aux travaux de Lave et Wenger [1991] et de Brown et Duguid [1991], et aussi important que soit le

rôle de ce genre de communautés dans les processus de gestion et de diffusion des connaissances, nous avons remarqué à travers notre revue de la littérature qu'il existe un manque évident d'études abordant précisément le transfert de ces connaissances à *l'intérieur* de ces communautés. Les travaux traitant des communautés de pratique se sont focalisés jusque-là, sur l'articulation de ces dernières avec l'organisation [Dupouët, 2003], ou sur l'importance de ce type de communautés dans la performance organisationnelle [Lesser et Storck, 2001], ou bien encore sur le rôle qu'elles peuvent jouer dans le processus d'apprentissage organisationnel [Cohendet *et al*, 2000]. Cependant, il n'existe, à notre connaissance, que peu ou pas d'études abordant les problématiques de transfert ou de création de connaissances au sein de ces communautés.

Dans ce contexte, notre recherche trouve une place légitime dans la littérature autour des communautés de pratique. Nous nous attachons à y étudier le processus par lequel les connaissances y sont diffusées en soulevant des questionnements qui se posent lors de la création même d'une communauté de pratique, à une étape où les membres de cette communauté doivent décider des structures de communication à mettre en place. Répondre à ces questionnements mènerait à identifier certains paramètres qui permettraient à une communauté de pratique de favoriser le processus de transfert de connaissances.

Dans cette perspective, nous rejoignons les travaux de Witt *et al* [2007], notamment pour aborder ce processus de transfert par la notion de communication. Par conséquent, les paramètres que nous souhaitons étudier dans cette thèse sont relatifs aux **structures communicationnelles** qui doivent être mises en place au sein d'une communauté de pratique. En effet, selon le modèle de Andriessen [2002] (the dynamic group interaction model), le facteur premier de la réussite d'une communauté de pratique est la manière dont les individus interagissent. L'élément déterminant est que la structure de la communauté soit en adéquation avec ses objectifs. Si l'objectif est l'échange spontané de connaissances, une structure non formalisée serait plus adaptée. Si par contre l'objectif de la communauté est la longévité, alors une structure un peu plus institutionnalisée serait plus adéquate.

Finalement, cette argumentation nous amène à formuler la question centrale de cette thèse de la manière suivante :

Quelles structures communicationnelles devrait-on mettre en place afin de favoriser le processus de transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique ?

Pour répondre à cette question, nous proposons d'aborder ces structures communicationnelles suivant deux dimensions distinctes et complémentaires : la première est relative au type de transfert mis en place, tandis que la seconde abordera le rôle joué par différentes catégories d'individus dans un tel processus.

Intéressons-nous d'abord au **type de transfert à mettre en place** au sein d'une communauté, pour permettre l'échange de connaissances entre individus. Ce type de transfert peut varier selon le type de connaissances à transférer. Cette dimension est relative aux types d'infrastructures de communication à mettre en place. C'est l'approche classique abordée dans la littérature [Witt *et al*, 2007]. De fait, nous nous attachons dans ce travail de recherche à identifier quel type de transfert doit être mis en place selon les connaissances que l'on souhaite transférer.

La seconde dimension que nous abordons ensuite est basée sur **le rôle joué par différentes catégories d'individu dans le processus de transfert de connaissances** au sein d'une communauté de pratique. En théorie, les communautés de pratique présentent une structure un peu particulière. En effet, elles sont composées d'un noyau d'agents experts situé au cœur de la communauté, et d'individus moins compétentes à mesure que l'on se dirige vers sa périphérie [Lave et Wenger, 1991]. Par ailleurs, il existe au sein de ces communautés une diffusion du travail suivant une certaine diffusion des connaissances [Cohendet *et al*, 2006]. Or, la manière dont les connaissances sont diffusées au sein de la communauté peut être influencée par la catégorie d'individus prenant part à ce processus. A ce stade de notre réflexion, nous proposons de nous pencher sur le rôle joué par chaque catégorie d'individus évoluant au sein d'une communauté de pratique, dans un tel processus.

Pour tenter de répondre à ces questions, commençons par définir de manière plus précise l'objet de notre étude.

I. Le transfert de connaissances : objet de l'étude

En théorie économique, et plus spécialement en économie de la connaissance, le concept de connaissance est considéré comme une sorte de capital, qui peut être accumulé ou perdu. Il s'agit d'un capital immatériel avec des caractéristiques propres, qui nécessite une gestion particulière. Au sujet de ce concept, Walliser écrit : « *it is frequently incorporated into agents and cannot be encoded in an explicit way* » [Walliser, 2004, p. 194].

Dans cette perspective, le partage de connaissances entre différents individus est un processus complexe qu'il semble pertinent d'étudier. En effet, en amont de toute activité d'apprentissage ou d'innovation, le processus de transfert de connaissances est souvent considéré comme une première étape importante et nécessaire [Soekijad et Andriessen, 2003]. De fait, il faut que les individus impliqués dans ces activités puissent être à même d'échanger leurs différents savoirs, dans des conditions satisfaisantes. Dans ce contexte, Foray et Zimmermann [2001] parlent des « bonnes propriétés » de la distribution de la connaissance. Ils écrivent à ce sujet « *seule la circulation rapide et élargie des savoirs permet de bénéficier du potentiel unique d'un très grand nombre d'individus compétents* » [ibid., p.7]. La rapidité avec laquelle la connaissance est transmise entre différents individus permet donc à ces derniers de se coordonner de manière plus facile. Par ailleurs, la distribution de la connaissance au sein d'un réseau offre une « assurance qualité » [ibid.] à la connaissance produite qui est vérifiée par un certain nombre d'agents, par qui elle a transité à un moment ou à un autre.

Le processus de transfert de connaissances est souvent étudié dans le contexte d'un réseau social [Cowan et Jonard, 1999 ; Cowan et Jonard, 2006 ; Morone et Taylor, 2004a ; etc.]. En effet, une structure en réseau possède certaines propriétés qui peuvent être favorables à un tel processus. Une de ces propriétés réside dans le fait qu'une telle structure permet des interactions répétées entre différents individus. Or, la fréquence des interactions peut constituer un élément clé dans le transfert de certaines connaissances

(notamment les connaissances de type tacite [Nonaka et Takeuchi, 1995]). D'autres propriétés d'un réseau peuvent être citées à titre d'exemples telles que les caractéristiques structurelles d'un réseau ou encore les structures de communication au sein d'un réseau. C'est précisément à ces propriétés et à leur impact sur le processus de transfert de connaissances que nous nous intéresserons dans notre travail de recherche.

II. Le choix du contexte de l'étude

i. Contexte de l'étude : une communauté de pratique

Comme nous l'évoquions précédemment, un grand nombre de connaissances se diffusent au moyen de relations sociales. Ces dernières prennent souvent place au sein de réseaux sociaux, et plus particulièrement de structures sociales telles que des communautés par exemple [Dupouët, 2003]. Dans cette perspective, nous avons décidé d'étudier le processus de transfert de connaissances dans le contexte d'une de ces communautés. Notre choix s'est porté sur les communautés de pratique pour les raisons suivantes :

- Elles constituent un environnement particulièrement favorable à la diffusion de connaissances ;
- Leurs membres ont pour objectif de devenir experts dans la pratique de communauté : le processus d'apprentissage est mis en avant dans cette perspective ;
- L'objectif de ces communautés n'est pas la création de connaissances, mais l'apprentissage de leurs membres et le développement de leur pratique : **l'apprentissage par le transfert de connaissances** est donc favorisé.

Dans ce qui suit, nous allons donner une brève définition d'une communauté de pratique, nous y reviendrons plus longuement dans le second chapitre de cette thèse. De fait, nous choisissons de reprendre la définition qu'en offrent Dupouët et al [2003] : *«c'est un dispositif de coordination permettant à ses membres d'améliorer leurs compétences individuelles, à travers l'échange et le partage d'un répertoire commun de*

ressources qui se construisent en même temps que se développe la pratique de la communauté ».

Une communauté de pratique, telle que définie dans la littérature [Lave et Wenger, 1991 ; Brown et Duguid, 1991], présente une structure qui lui est spécifique. Elle est constituée d'un noyau d'individus experts, souvent à l'origine de la communauté, de nouveaux venus dont le but est de devenir des experts dans la pratique de la communauté, et qui sont situés à la périphérie, et d'individus moins compétents à mesure que l'on s'éloigne du noyau et que l'on se rapproche de la périphérie.

Ces individus augmentent leurs compétences grâce à un processus d'apprentissage que nous définissons comme un processus socialement construit. En effet, un individu ne peut apprendre de manière isolée, son apprentissage doit se faire à travers des interactions, directes ou indirectes, avec d'autres individus. En plus de l'aspect social, nous attribuons également à ce processus un caractère *situé* ou *contextualisé*. Plus précisément, l'apprentissage individuel ne peut être considéré indépendamment du contexte dans lequel il intervient. Un individu est *encastré*¹ [Granovetter, 1985] dans une structure sociale et son apprentissage dépend de ses interactions avec les autres individus qui l'entourent. L'activité se construit alors en situation, les individus apprennent au contact des autres, la cognition prend une dimension située où chaque action représente en fait une réponse à des circonstances particulières. Lave et Wenger [1991], les auteurs à l'origine de cette approche du processus d'apprentissage, ne se demandent pas quelle sorte de processus cognitif est impliquée dans l'apprentissage mais plutôt *quel est le type d'engagement social qui fournirait un contexte approprié à l'apprentissage*. Par conséquent, l'apprentissage n'est pas perçu uniquement comme un processus d'acquisition de connaissances, mais plus comme un processus de ***participation sociale***.

Dans ce qui suit, nous allons voir plus en détails, la démarche de recherche que nous adopterons pour répondre à la question principale de notre problématique.

¹ Moss [2001] définit un individu encastré dans une structure sociale comme un individu dont les décisions et actions ne peuvent être appréhendées en dehors d'un contexte social.

ii. Le transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique

Dans le contexte d'une communauté de pratique, le processus de transfert de connaissances est abordé à travers une approche traitant des structures communicationnelles. Dans ce type de communautés, les individus ont pour objectif de devenir des experts dans la pratique de la communauté. À cette fin, ils doivent acquérir de nouvelles connaissances afin d'augmenter leurs compétences dans ce domaine-là. Il est alors impératif pour un individu de s'adresser aux « bonnes » personnes.

Pour illustrer ce point, reprenons l'exemple de la communauté de pratique identifiée au cours de notre enquête empirique (cf. 2.2). Cette dernière a été effectuée au sein du CIRAD, un centre de recherche français, sujet à de nombreuses restructurations pas le passé, et donc potentiellement propice à l'émergence de communautés. De fait, nous avons pu identifier plusieurs communautés de savoir, parmi lesquelles la communauté autour du logiciel de simulation Cormas. Au sein de cette communauté, les *individus clés* sont implicitement identifiés. Il s'agit des co-concepteurs de la plateforme autour de laquelle s'est construite la communauté, et s'adresser à eux pour résoudre des problèmes liés à l'utilisation du logiciel devient évident pour chaque individu dans la communauté. Nous proposons donc d'étudier la coordination de ces individus autour de l'accès à la connaissance dans une situation similaire. Cependant, nous souhaitons également étudier la situation où les individus choisissent leurs interlocuteurs sur la base de leurs interactions passées, et non pas selon une certaine répartition des compétences, comme dans le cas précédents. Ici, les membres de la communauté doivent apprendre à identifier les individus les plus compétents.

Dans ce contexte, nous introduisons le concept de **méta apprentissage individuel**. Pour le définir, nous reprenons les termes de Koessler [2000, p. 1] : « ... *in interactive situations, not only such individual and independent knowledge of "fundamentals" (first-order knowledge) is important, but also interactive knowledge (higher-order knowledge), i.e., knowledge about others' knowledge* ». Le méta-apprentissage individuel consiste donc, pour un individu, à apprendre à connaître ce que sait chaque membre de la communauté.

Dans notre recherche, nous traiterons deux types de transfert identifiés dans la littérature [Witt *et al*, 2001] : le transfert direct de connaissances (où les connaissances sont transférées sans aucun intermédiaire en utilisant des moyens de communication tels que la parole) et le transfert indirect de connaissances (où celles-ci sont transférées au moyen d'un support tel qu'un forum électronique par exemple).

Nous tenterons alors de comprendre l'influence que peuvent avoir différentes structures de communications dans ces deux processus en nous basant sur les critères suivants :

- **L'apprentissage individuel de chaque membre de la communauté** : ces derniers ont pour objectif principal de devenir des experts dans la communauté. Nous tenterons alors de voir comment leur apprentissage individuel change avec et sans méta apprentissage individuel, ainsi que selon le type de transfert utilisé ;
- **La facilité d'accès à la connaissance** : nous étudierons, pour chaque type de transfert, la coordination des agents autour de l'accès à cette dernière, avec et sans méta apprentissage individuel.

Ainsi, la question principale sera divisée en deux questions secondaires, qui seront explicitées et détaillées dans ce qui suit.

iii. Les questions secondaires

L'objectif principal d'un individu en intégrant une communauté de pratique est d'augmenter sa compétence dans la pratique de la communauté, et de devenir expert dans ce domaine-là. Sa compétence change et peut évoluer tout au long de son parcours au sein de la communauté. En nous basant sur l'enquête menée au CIRAD, nous identifions trois étapes principales : débutant, intermédiaire et expert. Ces trois étapes constituent de fait trois catégories d'individus que l'on peut observer à un temps t au sein d'une communauté de pratique.

Nous supposons que le rôle joué par chaque catégorie d'individus peut orienter la structure de communication au sein de la communauté, et notamment la coordination des membres autour de l'accès à la connaissance. Néanmoins, nous supposons également que le rôle joué par chaque catégorie ne peut être défini que de manière relative au type de transfert utilisé.

La question que l'on se pose ici est de savoir comment favoriser le processus de transfert de connaissances, en tirant profit des différentes étapes par lesquelles passe un individu avant de devenir expert dans la pratique de la communauté.

Dans cette perspective, nous souhaitons étudier le rôle joué par chaque catégorie d'individu au sein d'une communauté de pratique, dans les différents processus de transferts de connaissances identifiés dans cette thèse. Nous formulons ainsi une première question secondaire :

Quel est le rôle joué par chaque catégorie d'individus au sein d'une communauté de pratique, dans les processus de transfert direct et indirect de connaissances ?

La seconde question est relative à la manière dont un individu choisit son interlocuteur. Cette question ne peut vraisemblablement se poser que dans une situation de transfert direct de connaissances. En effet, dans le cas d'interactions sur un forum électronique en transfert indirect de connaissances, les individus ne choisissent pas leurs interlocuteurs.

Ainsi, dans un transfert direct de connaissances, le choix de l'interlocuteur peut être fait en se basant sur une hiérarchie préétablie selon la répartition des compétences entre les individus, ou alors de manière endogène, selon l'historique des interactions de chaque individu. Nous proposons alors d'étudier l'impact du choix de la source de connaissances sur le processus d'apprentissage de chaque membre de la communauté. À ce stade de nos questionnements, nous supposons que le niveau d'apprentissage individuel observé à la fin des simulations sera totalement différent si les interactions sont formées sur la base d'interactions passées ou sur la base d'une répartition des compétences. Deux types d'interactions autour de l'accès à la connaissance sont alors étudiés :

- Des interactions avec des règles basées **sur une hiérarchie préétablie** selon la **répartition des compétences** au sein de la communauté. Elles sont dictées par le fait que les agents ont une connaissance préalable des compétences d'autrui, et par leur objectif premier qui est de devenir experts ;

- Des interactions basées sur l'historique des échanges entre les individus, qui **apprennent à connaître leurs compétences respectives** à travers un processus de méta apprentissage individuel tel que défini précédemment.

Il serait également intéressant d'observer le type de structure que nous obtenons à la suite de chaque type d'interactions. En effet, les travaux de [Cataldo *et al*, 2001] ont mis en perspective le fait que les réseaux avec une structure sous forme d'étoile, étaient plus restrictifs en termes de transfert de connaissances, que des réseaux avec des structures connectées, non hiérarchiques. Ces considérations nous mènent à formuler la seconde question secondaire sous la forme suivante :

La manière dont les sources de connaissances sont sélectionnées influence-t-elle le processus de transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique ?

Répondre aux deux questions secondaires ainsi développées nous permettrait de mieux comprendre le rôle joué par le processus de méta apprentissage individuel et ainsi que par chaque catégorie d'individus appartenant à une communauté de pratique, dans la coordination autour de l'accès à la connaissance, et également dans l'apprentissage de chaque individu. Le processus de transfert de connaissances pourrait présenter certaines différences si les agents connaissaient *ex ante* les compétences détenues par les autres ou si ces connaissances étaient construites au fur et à mesure que les individus interagissent. De fait, ces différences pourraient éventuellement nous renseigner quant aux structures communicationnelles adéquates à mettre en place, lors d'un transfert direct ou indirect de connaissances.

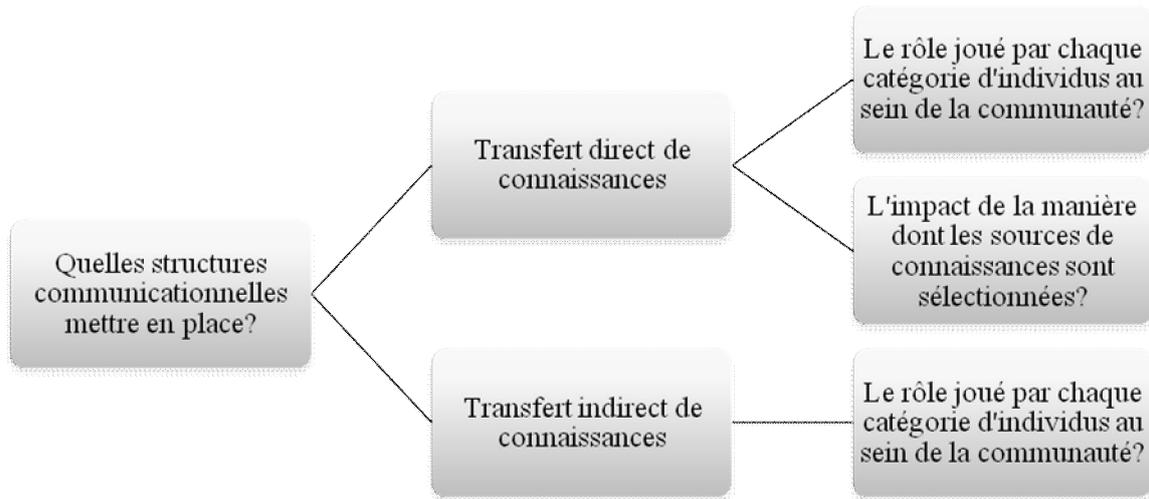


Fig. 1 Les questions principale et secondaires

Pour tenter de répondre à ces questions nous avons choisi une méthodologie de recherche basée essentiellement sur les simulations multi-agents. Cette méthodologie est détaillée dans la section suivante.

III. Méthodologie de recherche :

i. Une approche par les simulations multi-agents :

Les simulations multi-agents (SMA) peuvent être considérées comme un outil approprié pour étudier les problématiques d'apprentissage dans des réseaux sociaux. En effet, elles permettent d'étudier des phénomènes dynamiques et de capturer en partie la

complexité au sein d'un modèle [Phan, 2003 ; Gilbert *et al*, 2001 ; Taylor et Morone, 2006]. De plus, elles permettent de tester différents scénarii de simulations, ce qui est particulièrement pertinent pour une étude comme la nôtre, où l'on cherche à connaître l'impact des différents paramètres mentionnés précédemment, sur un processus complexe qu'est le transfert de connaissances. Cet outil a d'ailleurs souvent été utilisé dans l'étude de ce processus (voir par exemple les travaux de Cowan et Jonard, 1999 ; Morone et Taylor, 2004a ; Cataldo *et al*, 2001).

Nous avons alors construit plusieurs modèles multi-agents, où les agents représentent des individus, dotés d'une rationalité limitée [Simon, 1991], qui constituent une communauté de pratique et interagissent dans le seul but d'apprendre et de devenir des experts dans la pratique de la communauté.

L'objectif de ces modèles est d'apporter des éléments de réponse à la question principale de la problématique, en répondant à chacune des questions secondaires auparavant mentionnées.

ii. L'apport de la littérature

Les allers-retours entre la littérature sur les communautés de pratique et les communautés de savoir en général nous ont aidée à mieux définir nos hypothèses quant à la structure de la société artificielle que nous avons créée. Nous avons également déterminé deux types de transferts de connaissances (direct et indirect) pris en compte dans les simulations, en nous référant notamment à la littérature sur la connaissance et son transfert [cf. Witt *et al*, 2007 ; Cowan et Jonard, 1999]. Cela a également permis de délimiter les paramètres à étudier, dans le contexte de la problématique de recherche, à savoir le rôle de la participation sociale recommandée par Lave et Wenger [1991], ainsi que la manière dont les sources de connaissances sont sélectionnées par les membres de la communauté.

En ce qui concerne les caractéristiques attribuées aux agents artificiels créés, nous nous sommes rapprochée de la littérature relative à l'économie cognitive où le comportement de l'agent économique est analysé à la lumière de concepts tels que : l'information limitée, la rationalité procédurale et limitée, et le comportement satisfaisant (au sens de

satisficing) [Simon, 1992, 2004]. En effet, nous avons attribué aux agents une rationalité de type procédural telle que définie par Simon [1992]. Ce type de rationalité nous a semblé convenir parfaitement aux tâches et aux objectifs alloués aux agents. Comme l'écrit Simon : « *on étudie généralement la rationalité procédurale dans des situations problématiques – des situations dans lesquelles le sujet doit rassembler des informations très variées et les traiter de différentes façons pour aboutir à un déroulement raisonnable de son action, à une solution au problème* » [ibid., p. 3]. Néanmoins, les caractéristiques de nos agents en font des agents simples à étudier, et suffisamment simples pour entraîner des phénomènes collectifs [Walliser, 2004]. Ces derniers seront étudiés au travers des simulations multi-agents.

IV. Structure de la thèse

Globalement la thèse se divise en deux grandes parties. Une première partie, composée de quatre chapitres, traite des concepts théoriques que nous mobilisons. Un premier chapitre sera consacré à la notion de **connaissance** et aux différents processus qui permettent son transfert entre individus. Une distinction est faite alors entre deux types de transfert : direct et indirect [Witt *et al*, 2007].

L'objectif de ce chapitre est de nous permettre de mieux cerner l'entité complexe qu'est la connaissance, et les différents types de transferts qui sont possibles. Comme nous l'avons évoqué plus haut (cf. page 13), cela nous permet d'identifier certaines propriétés d'un réseau qui peuvent avoir une influence (positive ou négative) sur le processus de transfert de connaissances.

Nous effectuerons ensuite dans le chapitre 2 une revue de la littérature sur les **communautés de savoir** et plus particulièrement sur les **communautés de pratique**. Nous étudierons notamment leurs caractéristiques et les normes qui les régissent. Par ailleurs, nous justifierons notre choix quant à ce type de communautés en nous démarquant dans ce contexte d'un concept relativement proche : celui d'une communauté épistémique.

Dans le chapitre 3, nous nous intéresserons aux processus d'apprentissage au sein d'une communauté de pratique. L'adoption d'une approche contextualisée de la connaissance, nous mène à nous positionner par rapport aux nombreuses approches de l'apprentissage rencontrées dans la littérature. De fait, nous passerons en revue les différents types d'apprentissage traités dans la littérature, puis nous nous positionnerons vers un **apprentissage situé**, suivant la théorie de Lave et Wenger [1991].

Les travaux synthétisés dans cette revue de littérature nous ont confortée dans l'importance de traiter les questionnements soulevés par notre problématique, car il n'existe pas, à notre connaissance d'études menées dans le but de modéliser les processus d'apprentissage et de transfert de connaissance *à l'intérieur* d'une communauté de pratique. Nous définissons notre méthodologie de recherche et la présentons dans le cadre de notre étude en chapitres 4 et 5.

La deuxième partie de la thèse est consacrée à la modélisation multi-agents du transfert direct et indirect des connaissances. Le premier modèle traite du **transfert direct de connaissances**, lorsque les interactions sont basées sur une hiérarchie préétablie ou sur l'historique des interactions d'un individu. Par ce modèle, nous souhaitons voir l'impact du processus de méta apprentissage sur l'apprentissage individuel des agents et sur leur coordination autour de l'accès à la connaissance. Nous souhaitons alors voir s'il existe une différence majeure selon ces deux critères, dans les deux types de simulations. De plus, nous souhaitons, à travers ce modèle, apporter une réponse aux deux questions secondaires formulées plus haut.

Le second modèle est utilisé dans un objectif analogue, mais cette fois dans une situation de **transfert indirect de connaissances**. Les interactions sont construites de manière à modéliser des interactions sur un forum électronique. Rappelons que ce type de transfert est préconisé pour les connaissances codifiées (explicites ou implicites codifiées). Ces dernières ayant la particularité de ne pas dépendre du facteur humain pour se diffuser, la question que l'on se pose ici est de savoir si les trois catégories d'individus identifiées précédemment jouent le même rôle lorsqu'il s'agit de transfert indirect de connaissances.

Enfin, nous testerons, dans chaque modèle, **différentes représentations des savoirs**, toujours grâce aux simulations multi-agents. Nous modéliserons alors la connaissance sous la forme de différentes connaissances cumulées, ou sous la forme d'un vecteur binaire de différentes connaissances, où on ne cumule pas de connaissances. Voyons à présent la première partie de cette thèse, où nous aborderons les différents concepts théoriques mobilisés dans ce travail, ainsi que la méthodologie adoptée.

Partie 1 : Concepts théoriques et méthodologie

Chapitre 1 : Quels éléments influencent le processus de transfert de connaissances ?

Introduction du chapitre 1	19
1.1. La nature de la connaissance :	21
1.1.1. Différentes approches de la connaissance	21
1.1.2. La transférabilité de la connaissance	29
1.2. Certaines propriétés d'un réseau social	33
1.2.1. Les caractéristiques structurelles d'un réseau	34
1.2.2. Les structures communicationnelles au sein d'un réseau.....	38
Conclusion du chapitre 1	41

Introduction du chapitre 1

Dans le contexte de l'économie fondée sur la connaissance, une attention particulière doit être accordée à la notion de connaissance. Cette dernière occupe une place centrale dans cette discipline, et plus particulièrement dans l'économie de l'innovation à laquelle nous relions notre travail. La gestion des connaissances en est l'un des piliers principaux [Foray, 2002] et le transfert de connaissances représente un élément essentiel dans un tel contexte. Cela pour une raison évidente : pour que des individus innovent ensemble, ils doivent avant tout être capables d'échanger leurs connaissances et cela peut se faire à travers un processus de transfert de connaissances.

Dans cette perspective, des recherches récentes (cf. notamment les travaux de Cowan [2004], Cowan et Jonard [2006], Inkpen et Tsang [2005]) se sont précisément intéressées à la problématique de diffusion des connaissances. Notre travail se place dans la même perspective que ces auteurs. Plus particulièrement, nous aborderons le transfert de la connaissance dans le contexte d'une communauté de pratique, une forme particulière de réseaux sociaux.

Par ailleurs, de nombreux travaux ont identifié la structure d'un réseau comme un élément essentiel qui peut avoir un rôle déterminant dans la manière dont la connaissance sera diffusée au sein du réseau en question. Cette structure peut s'appréhender de deux manières : selon les caractéristiques structurelles d'un réseau, et

selon les structures communicationnelles qui façonnent les interactions entre les individus.

Ce chapitre sera structuré en deux parties principales, présentant deux paramètres qui peuvent avoir une influence sur le processus de transfert de connaissances. Le premier paramètre est la nature de la connaissance. La première partie du chapitre lui sera consacrée. Nous y tâcherons, en premier lieu, d'offrir des définitions claires et distinctes des deux concepts de connaissance et d'information. Ces deux notions sont certes très proches, mais il est nécessaire de bien les différencier avant d'aller plus loin dans notre travail. Nous présenterons ensuite de manière brève les différentes approches du concept de connaissances, pour nous intéresser plus particulièrement à l'approche épistémique dont dépend la manière dont les connaissances peuvent être transférées. Nous verrons alors qu'il existe deux types de transferts, et nous déterminerons quel type de transfert convient à quel type de connaissance.

La seconde partie du chapitre traitera des propriétés d'un réseau social qui sont susceptibles d'avoir une influence sur le processus de transfert de connaissances. Nous reviendrons notamment sur les caractéristiques structurelles d'un réseau ainsi que sur les structures de communication au sein d'un réseau, qui peuvent avoir une influence, positive ou négative, sur la manière dont les connaissances sont transférées.

1.1. La nature de la connaissance :

La nature de la connaissance peut avoir une influence sur la manière dont cette dernière peut être transmise entre différents individus. Dans ce qui suit, nous allons voir qu'il existe plusieurs approches du concept de connaissance, et la manière dont chaque approche peut influencer sur le processus qui permet son transfert.

1.1.1. Différentes approches de la connaissance

1.1.1.1. Connaissance vs. Information : convergence ou complémentarité ?

Il n'est plus possible de considérer la connaissance comme des partitions d'information détenues par des individus, avec pour seule différence entre ces derniers, la composition de ces partitions [Lazaric et Lorenz, 2000]. Ces auteurs insistent sur le fait que le problème soulevé n'est pas un problème d'asymétrie d'information, où les individus ont différemment accès à certaines partitions d'informations. La définition des connaissances détenues par un individu relève plutôt d'un problème d'articulation et de traitement d'information. Ils écrivent : *“The idea is that knowing something requires active interpretation of information, and this knowing may be highly unevenly distributed despite the fact that access to information is symmetric or equal”*.

La connaissance apparaît alors beaucoup plus complexe que l'information. Cette dernière, si elle n'est pas interprétée pour être utilisée dans un contexte particulier, n'a pas de valeur en tant que telle [Cohendet *et al*, 2006]. Si, par contre, elle passe par ce processus d'interprétation et de contextualisation, alors elle se transforme en connaissance. La connaissance est alors construite à base d'information traitée et interprétée dans un contexte donné. Une connaissance existante peut également être complétée par une nouvelle information. La connaissance « se nourrit » d'informations [Créplet, 2001].

La différence entre connaissance et information peut être nuancée comme le font Andriessen *et al* [2004]. En effet, l'on peut se représenter ces deux concepts comme deux extrémités d'un même continuum avec différentes zones de gris. Par exemple, une

liste de noms ne peut représenter plus qu'une information, tandis que des données sur la manière de résoudre un problème peuvent représenter une connaissance.

Situer ces données dans le contexte de résolution d'un problème semble constituer un élément important dans leur définition en tant que connaissance. Cela correspond à une information interprétée par un individu pour qui elle est compréhensible, et définie de manière relative à une situation donnée [Andriessen *et al*, 2004]. De fait, nous supposons que la connaissance n'existe que de manière relative à une situation donnée, où un acteur doit la mettre en œuvre dans un objectif précis.

Zacklad [2004] en offre une définition qui rejoint cela et que nous adoptons dans ce qui suit. Il définit la connaissance comme « *un potentiel d'action attribué à un acteur individuel ou collectif dans le contexte d'une situation au sein de laquelle celui-ci poursuit un projet* ».

Pour illustrer cela, nous proposons de schématiser la relation entre information et connaissance dans la figure suivante :

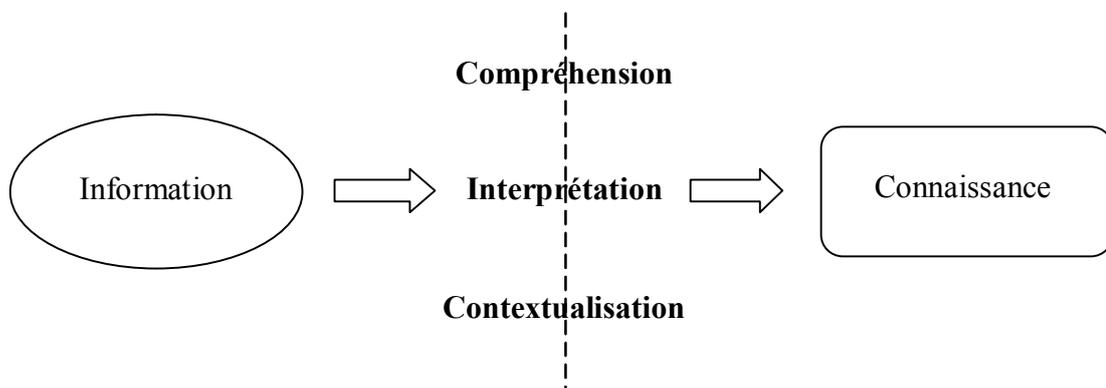


Fig. 2 De l'information à la connaissance

En conclusion, nous adoptons dans notre travail de recherche une définition de la connaissance qui est celle d'un concept complexe, qui se définit dans l'action [Zacklad,

2004], et construit à partir d'informations interprétées et contextualisées [Lazaric et Lorenz, 2000].

Selon cette définition, le transfert de la connaissance est différent du transfert de l'information. La complexité inhérente au concept même de connaissance implique une certaine complexité également dans sa diffusion. De fait, le transfert dépend de processus déterminants dans la définition de la connaissance. Ces processus sont illustrés dans la figure Fig. 2. Transférer une connaissance dépend ainsi des capacités cognitives des individus impliqués dans le transfert (compréhension et interprétation), ainsi que du contexte dans lequel se situe ce processus. Ces deux paramètres sont relatifs à l'approche épistémologique de la connaissance. Cependant, avant d'aborder en détail cette approche, nous commencerons par donner une brève présentation de deux autres approches possibles de la connaissance : l'approche ontologique et l'approche économique.

1.1.1.2. Une approche ontologique de la connaissance

Il existe une classification que l'on retrouve dans la littérature, notamment dans les travaux de Nonaka et Takeuchi [1995], relative à la dimension ontologique des connaissances. Elles sont alors classées dans deux catégories : connaissances individuelles et connaissances collectives.

Les connaissances individuelles sont des connaissances détenues par l'individu, qui lui permettent de donner du sens aux informations qu'il reçoit de son environnement et de construire ses propres représentations autour de ce dernier. L'individu devient ainsi capable de construire des représentations de ce qui l'entoure [Dupouët, 2003].

Ces connaissances permettent à l'individu d'accomplir des tâches comme la résolution d'un problème mathématique ou la réparation d'un appareil électronique. Dans cette perspective, elles expriment la compétence individuelle dans un domaine particulier. Ces connaissances peuvent être accumulées, perdues ou encore modifiées grâce à un processus cognitif.

Cependant, l'individu est rarement isolé, mais plutôt intégré dans une structure sociale. Les connaissances individuelles qu'il détient sont mises à contribution dans

l'accomplissement de tâches de manière collective. De fait, la coordination des connaissances individuelles de plusieurs individus permettent à un groupe d'individus de développer des connaissances au niveau social. Reprenons ici les exemples cités par Zacklad [2004] qui fait référence aux connaissances qui permettent à une équipe médicale de prendre en charge un patient ou encore les connaissances qui permettent à un orchestre de jouer une partition de musique. Brown et Duguid [1998, p. 32] abondent dans ce sens et écrivent : *“Individual and collective knowledge in this context bear on one another much like the parts of individual performers to a complete musical score, the lines of each actor to a movie script, or the roles of team members to the overall performance of a team and a game. Each player may know his or her part. But on its own, that part doesn't make much sense. Alone it is significantly incomplete: it requires the ensemble to make sense of it.”*

Chaque individu dans le groupe est doté de connaissances individuelles qui lui sont propres, mais qui, mises en commun avec les connaissances individuelles des autres membres du groupe, permettent l'apparition d'une connaissance collective. Comme l'écrivent Ashworth et Carley [2006, p. 43]: *“Teams require the right combination of personalities, capabilities, and knowledge to achieve maximum effectiveness”*. Les résultats de leurs travaux démontrent d'ailleurs empiriquement que le degré de contribution d'un individu à la performance d'un groupe dépend plus de ses connaissances individuelles que de sa position dans le groupe.

1.1.1.3. Une approche économique de la connaissance

De manière générale, et plus particulièrement en économie de l'innovation, l'on attribue à la connaissance les propriétés économiques suivantes, résumées par Guellec [2002], et qui démontrent l'importance de ce concept dans le domaine de l'innovation :

- Le principe de non rivalité : il n'est pas intéressant pour une entreprise d'inventer deux fois la même chose. Le fait que la connaissance est accessible de manière illimitée par les individus rend « tout doublon inutile » [*ibid.*, p. 150].
- Le coût marginal de la production de la connaissance est quasi nul : une fois une connaissance produite, en produire plusieurs exemplaires se fait à moindre coût, ce qui favorise l'apparition d'un monopole sur le marché, selon le principe du

« vainqueur emporte tout » qui implique que les situations de concurrence mènent à des situations de monopole : « *l'entreprise qui sort vainqueur remporte une grande part de marché, si ce n'est la totalité* » [ibid.].

- La destruction créatrice de Shumpeter est particulièrement adaptée à la notion de connaissance. Lorsqu'une invention apparaît sur le marché (un nouveau produit plus performant ou moins cher), elle remplace les produits déjà présents. Cette spécificité apporte également un risque concurrentiel sur le marché, étant donné qu'une entreprise peut être évincée par ses concurrents et perdre de grandes parts de marché. Guellec [2002] insiste sur la différence entre la concurrence par l'innovation et la concurrence par les prix du fait de l'instabilité des parts de marché. Le principe du « vainqueur emporte tout » joue également un rôle ici, puisqu'il mène à des situations de monopoles, mais non stables.

Ces spécificités distinguent la connaissance des autres actifs tangibles, et la rapproche du concept de bien public. Cependant, pour répondre à la question posée quant à la définition de la connaissance en tant que bien public, il nous semble nécessaire de prendre en compte le type de connaissance traité.

En effet, un bien public peut être défini selon deux critères :

- Le critère de non-rivalité : ce critère stipule que la consommation de ce bien par un individu n'affecte en rien la consommation des autres.
- Le critère de non-exclusion : selon ce critère, tout individu intéressé par ce bien doit y avoir accès, aucun individu ne peut être exclu de la consommation de ce bien.

En se basant sur ces deux critères, Witt *et al* [2007] offrent deux exemples qui démontrent que certaines connaissances ne peuvent être considérées comme des biens publics.

- Selon le critère de non-rivalité : les auteurs citent le cas de connaissances qui perdent de leurs valeurs à mesure que le nombre d'individus qui les utilisent augmente. Notamment, les connaissances utilisées à des fins commerciales par

exemple. Ce genre de connaissances ne peut, selon les auteurs, être considéré comme un bien public pur.

- Selon le critère de non-exclusion : ils citent l'exemple des connaissances qui ne peuvent se transmettre qu'à travers un processus d'essai-erreur. Ces connaissances ne sont pas considérées comme un bien public. En effet, selon ces auteurs, le processus qui permet d'acquérir ces connaissances constitue en lui-même une barrière « naturelle » à l'accès.

Nous pouvons également imaginer d'autres types de barrières à l'accès telles que les brevets qui empêchent une connaissance d'être diffusée auprès de certains individus.

À la suite de ces exemples, considérer la connaissance comme un bien public serait une grande simplification. Cela dépend notamment de plusieurs paramètres relatifs à son accessibilité et son utilité.

1.1.1.4. Une approche épistémologique de la connaissance

Cette dimension, qui remonte aux travaux de Polanyi [1958], est largement utilisée dans la littérature et classe la connaissance comme connaissance implicite ou tacite, et connaissance explicite. Voyons cela plus en détail.

a. La connaissance explicite

La connaissance explicite est une connaissance qui peut être transmise sans prendre le risque qu'elle perde tout ou partie de son sens. Cela est assuré à travers un processus de codification, car la connaissance explicite est une connaissance codifiable ou codifiée. Comme l'écrit Foray [2000, p. 48], la connaissance explicite est placée sur un support, elle se retrouve alors « *libérée de son rattachement à une personne* ».

Une connaissance explicite peut être manipulée comme de l'information [Cowan et Foray, 1997]. Nous émettons cependant une certaine réserve à confondre ces deux concepts, qui sont certes étroitement liés, mais que nous considérons comme totalement distincts, comme nous l'expliquions au début de ce chapitre. La connaissance explicite et l'information partagent certes une caractéristique importante qui est la facilité de circulation, mais comme nous l'avons précisé précédemment la connaissance est

construite à partir de l'information. Cette dernière doit encore être sujette à interprétation de la part des acteurs en situation, pour se transformer en connaissance. L'information en tant que telle n'a que peu de valeur ; ce qui la valorise est l'interprétation qu'en font les individus dans un contexte particulier.

Les connaissances explicitées sont souvent retranscrites dans un codebook [Cowan *et al*, 2000]. Le processus de codification de la connaissance apporte quelques changements fondamentaux dans l'aspect économique de la création et de la diffusion des connaissances. Le principal changement réside dans les coûts d'accès à la connaissance. Codifier la connaissance peut en soi engendrer des coûts fixes importants, relatifs aux différentes étapes du processus de codification. Cependant, une fois ce processus établi, la transmission de ces connaissances codifiées peut se faire à moindre coût [Cowan et Foray, 1997]. La connaissance est stockée sur des supports qui en facilitent l'accès et qui conservent l'intégrité de son sens. Elle pourra être consultée un nombre infini de fois, sans que cela n'altère sa qualité ou sa quantité.

De plus, la codification des connaissances apporte des changements relatifs aux activités économiques en général et au processus d'innovation en particulier. La codification de la connaissance permet l'externalisation des processus de création de connaissance. Certaines connaissances peuvent être achetées, au lieu d'être produites en interne par la firme [*ibid.*].

b. La connaissance tacite

Pour définir ce concept, nous nous baserons sur les travaux de Cowan *et al* [2000], qui offrent une synthèse des travaux traitant du caractère tacite de la connaissance. Le terme tacite a été popularisé par les travaux de Polanyi [1958], qui considérait la connaissance tacite comme une composante de la connaissance humaine distincte, mais complémentaire de la connaissance explicite dans les processus cognitifs conscients.

Polanyi illustre ce concept en référence au fait que l'individu est conscient de certains objets, sans que son attention soit nécessairement focalisée dessus. Ceci ne les rendait pas moins importants, car ils constituaient le contexte qui rendait la focalisation de l'attention possible [Cowan *et al*, 2000]. Dans la même perspective, Andriessen *et al*

[2004] définissent une connaissance tacite comme souvent implicite et inconsciemment articulée. À la suite de cela, le concept de « connaissance tacite » a été largement appliqué aux connaissances personnelles **difficilement transmises** entre individus.

Dans la littérature, les deux concepts de connaissance explicite et tacite sont souvent opposés. L'on pourrait alors, en se basant sur la définition de la connaissance explicite, tenter de définir la connaissance tacite. La connaissance explicite étant définie comme une connaissance codifiée, une connaissance tacite pourrait être définie comme une connaissance non codifiée ou non codifiable. Or, nous allons voir que ce n'est pas aussi simple. En effet, le caractère tacite (tout comme le caractère explicite) n'est pas inhérent à la connaissance en question. Cowan *et al* [2000], en reprenant les travaux de Nelson et Winter [1982], reviennent en détail sur ce point-là.

Ces auteurs font alors référence à plusieurs arguments qui permettent de caractériser la connaissance tacite :

- *La connaissance tacite est une connaissance dont on n'a pas conscience :*

La connaissance tacite est une connaissance qui repose sur des compétences individuelles dont l'acteur n'a pas conscience. L'exemple avancé par Polanyi et repris par Cowan *et al* [2000] est celui du nageur qui n'est pas conscient des efforts qu'il produit pour réguler sa respiration, de manière à arriver à nager. La règle de ne jamais totalement vider l'air de ses poumons peut facilement être expliquée à un individu par le nageur, si ce dernier était conscient d'appliquer une telle règle. Cependant, une connaissance qui est basée sur le respect d'une règle est une connaissance codifiable, ou au moins articulable [*ibid.*].

- *Une connaissance tacite est contextuelle et non absolue :*

Le caractère tacite n'est pas intrinsèque à une connaissance. Cela dépend plutôt des capacités cognitives des individus. Comme nous l'avons cité plus haut, une connaissance tacite pour un individu peut être partiellement ou complètement explicite pour un autre. Dans ce sens, Nelson et Winter affirment également qu'une connaissance jusqu'alors tacite peut être explicitée dans des conditions particulières, où l'on exerce une certaine pression sur l'individu qui la détient. Là

encore, ils offrent l'exemple d'un pilote expérimenté qui réussit à donner des instructions par radio à un pilote novice quant à la manière de réussir un atterrissage. Cette connaissance, de nature tacite a priori et qui relève des compétences individuelles du pilote expérimenté, a pu être explicitée dans des circonstances particulières, en utilisant un langage commun aux deux parties.

Cependant, aucun des auteurs cités jusqu'ici ne définit la connaissance tacite comme une connaissance *non codifiable* mais plus comme une connaissance dont on n'a pas conscience. Selon eux, ce n'est pas tant le fait que l'on ne peut pas codifier une connaissance particulière qui la rend tacite, mais plus le fait qu'on n'en a pas conscience. Nous pensons qu'il existe tout de même certaines connaissances dont nous avons conscience, et que l'on ne peut pas pour autant articuler ou exprimer verbalement. Un exemple donné par Witt *et al* [2007] illustre bien nos propos : comment garder l'équilibre sur un vélo ? Chaque individu qui sait monter à vélo, sait de fait garder l'équilibre. Pourtant, c'est quelque chose qu'il peut difficilement expliquer ou détailler s'il devait apprendre à quelqu'un d'autre à monter à vélo. Ce genre de connaissances est également une connaissance tacite. Elle se traduit par l'action et défie toute expression verbale [*ibid.*], et peut être classée dans la catégorie des connaissances non codifiables et non articulables. C'est une connaissance qui ne peut être acquise que par l'action, et s'inscrit dans le « learning by doing » ou l'apprentissage comportemental [Leroy, 1998]. Ce genre de connaissances traduit alors un « savoir-faire ».

Pour voir comment cette typologie de la connaissance peut changer la manière dont elle doit être transférée, nous allons d'abord définir les différents types de transfert possibles, puis voir quel type de transfert peut convenir à quel type de connaissances.

1.1.2. La transférabilité de la connaissance

Dans ce qui suit, nous allons étudier le processus par lequel les différents types de connaissances cités plus haut peuvent être échangés entre deux individus, ou diffusés au sein d'un réseau. Les différences majeures entre connaissances tacites et explicites entraînent des différences importantes dans la manière de les transférer d'un individu à un autre. Witt *et al* [2007] présentent deux types de transfert de connaissances que nous avons choisi de reprendre dans notre travail.

1.1.2.1. Transfert direct de connaissances

Le transfert direct de connaissance se fait grâce aux moyens de communication utilisés entre deux individus, tels que la parole, qui exigent une communication face-à-face. Witt *et al* [ibid.] parlent de transfert de connaissances en termes de communication entre individus. “*Knowledge is communicated directly only in oral or visual transmissions requiring face-to-face contact between transmitter and recipient – the communication technology that humans are naturally endowed with*” [ibid, p. 3]. Nous pouvons alors définir ce processus comme une communication entre deux parties (émetteur et récepteur) où ces dernières échangent une ou plusieurs connaissances.

Ce type de transfert mobilise alors les moyens de communication dont disposent deux individus pour transmettre des connaissances. Les auteurs n’y incluent toutefois que les moyens de communication dont les individus sont dotés naturellement, tels que la parole.

Pour notre part, nous étendons cette définition à tous les moyens de communication qui permettent à deux individus de communiquer instantanément et sans intermédiaire. Nous y incluons alors les moyens technologiques disponibles qui remplissent ces fonctions. Nous pouvons citer à titre d’exemple, le téléphone, les visioconférences, etc.

Nous complétons alors la définition offerte par Witt *et al* [2007] et nous définissons le transfert direct de connaissance comme tout transfert de connaissance qui permet à deux individus de communiquer sans intermédiaire.

Ce transfert peut être de nature intentionnelle ou non. Si la connaissance est transmise selon les moyens du transfert direct, de manière intentionnelle de la part de l’individu qui la détient à un individu récepteur, nous considérons ce type de transfert direct comme intentionnel. Si par contre, une connaissance détenue par un individu est transmise à un autre individu, sans qu’il soit dans son intention de le faire, ce transfert direct est dit non intentionnel. Cela peut se traduire par exemple par une action entreprise par un agent, qui si elle est observée par un autre individu, lui transmet la connaissance qu’elle met en action [Witt *et al*, 2007].

1.1.2.2. Transfert indirect de connaissances

De manière analogue, le transfert indirect de connaissance est le transfert qui se fait grâce à des supports de communication indirecte. La connaissance doit d'abord être explicitée par l'émetteur puis transmise ou stockée au moyen d'un support artificiel qui permettra au récepteur de la consulter ultérieurement, un nombre de fois illimité. « *Indirect knowledge transmission relies on optical, acoustic, or electronic signals. Examples of communication by means of intermediate knowledge storage are written documents and visual and acoustic displays* » [Witt et al, 2007, p. 3].

Ce type de transfert suppose donc une codification préalable des connaissances non codifiées et codifiables. Le transfert indirect permet au récepteur de consulter la connaissance autant de fois qu'il le désire, sans contrainte de temps. Les auteurs considèrent ce type de transfert plus intéressant en termes de transfert de connaissance que le transfert direct, car une fois la connaissance codifiée et envoyée au récepteur, elle est stockée sur un support accessible par le récepteur, qui peut la consulter instantanément ou ultérieurement. « *Indirect communication making use of technical media enables a more powerful knowledge transfer than direct communication* » [ibid]. Cela pour les raisons suivantes :

- Ce type de transfert n'est pas cantonné à deux individus seulement, la connaissance peut avoir plusieurs récepteurs, et ainsi être diffusée plus largement, sans contrainte, pour peu que tous les récepteurs comprennent le code utilisé pour codifier la connaissance ;
- La connaissance codifiée est transmise indépendamment de la présence physique de l'individu qui la détient.
- Le support technologique peut être structuré et amélioré par les différents individus impliqués dans le transfert.

À cette définition du transfert indirect, nous pouvons apporter les exemples suivants : les connaissances postées sur un forum électronique, les connaissances codifiées et transcrites sur des documents papiers ou électroniques, etc.

Le transfert de connaissances peut avoir une autre dimension qui relève de l'intention de l'individu qui détient la connaissance dans sa mémoire. Cela amène Witt *et al* [2007] au caractère intentionnel ou non du transfert de connaissances. Comme pour le transfert direct de connaissance, un transfert est dit intentionnel lorsqu'il y a une volonté explicite de la part de l'individu émetteur (individu qui détient la connaissance) de la partager avec un autre individu (récepteur).

Ce transfert peut également être fortuit lorsque cette volonté n'est pas présente chez l'individu émetteur. « *Knowledge is communicated unintentionally ... in indirect communication when agents gain access to knowledge encoded on, and/or transmitted by, an artificial medium whose access has not been intended by the transmitter and/or the legal owner of the storage medium. Unintentional knowledge transmission is often involved when action or artifacts are imitated* » [ibid, p. 4].

1.1.2.3. *Quel transfert pour quel type de connaissance*

Au vu de la définition des deux types de transferts précédents, il apparaît que ce qui détermine le type de transfert à mettre en place n'est pas le caractère explicite/tacite d'une connaissance. En fait, cette classification très répandue dans la littérature n'est pas très pertinente dans la prise d'une telle décision. En nous basant sur ce qui est évoqué plus haut, ce qui détermine qu'une connaissance soit transférée de manière directe ou indirecte est son caractère codifiable ou non. C'est sur cette condition que se base la classification que nous proposons.

À ce stade, nous pensons qu'il est nécessaire d'apporter quelques précisions, quant au caractère codifié d'une connaissance. Si celle-ci est codifiée, elle peut aussi bien être transmise de vive voix qu'à travers un support écrit par exemple. Dans certains cas, il est plus facile de transmettre des connaissances codifiables de manière indirecte. Par exemple, pour résoudre un problème mathématique, il est plus facile de transmettre la solution en notant la démonstration mathématique, qu'en la transférant de manière verbale. Il serait alors plus intéressant de codifier cette connaissance pour la retranscrire, d'autant plus qu'elle peut être stockée de manière illimitée. Cela représente un avantage considérable si elle est destinée à plusieurs individus.

En revanche, une connaissance non codifiée et non codifiable ne peut être transmise au moyen d'un support écrit. Si l'on prend l'exemple de la connaissance qui permet de monter à vélo, elle ne peut être transcrite ou transmise au moyen d'un support quelconque. C'est une connaissance tacite, non articulable et qui ne peut s'exprimer que dans l'action de l'individu qui la détient. Donc pour transmettre une telle connaissance, « l'émetteur » doit *montrer* au « récepteur » comment faire. Il s'agit d'un savoir-faire. Pour ce type de connaissance, le seul type de transfert possible est le transfert direct.

Résumons dans ce qui suit les types de transferts correspondants aux différentes sortes de connaissances, classées selon leur caractère codifiable.

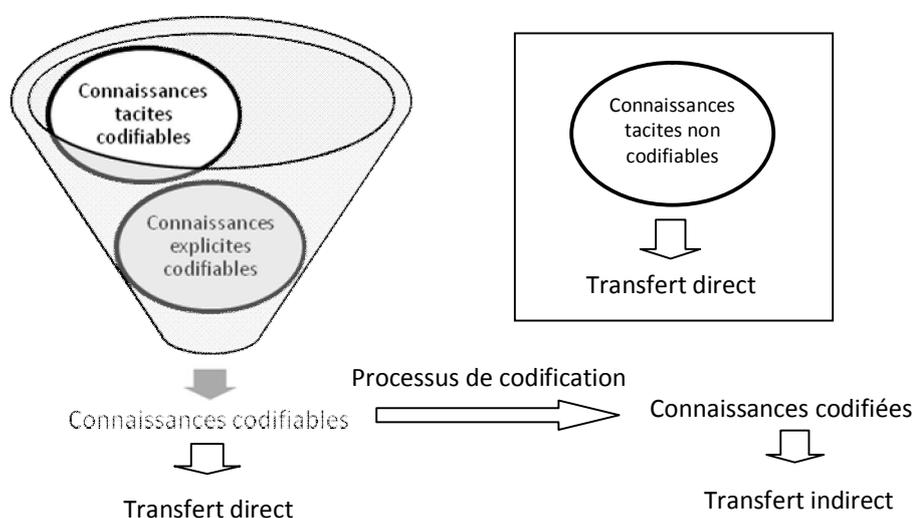


Fig. 3 Une classification alternative des connaissances

Toutefois, dans ce travail de recherche, nous nous intéresserons à d'autres paramètres qu'au caractère codifiable d'une connaissance. Notre approche du processus de transfert de connaissances se fera par le biais de la notion de réseau. Nous nous intéresserons alors au rôle joué par les réseaux sociaux dans ce processus, ainsi qu'à leurs différentes caractéristiques. C'est ce que nous abordons dans la prochaine section.

1.2. Certaines propriétés d'un réseau social

Le transfert de connaissance est toujours étudié comme un processus se passant au sein d'un réseau d'individus. Il est d'ailleurs défini comme un processus au cours duquel un

membre d'un réseau peut être influencé par un autre [Mothe et Ingram, 2000]. L'influence ici est relative à ce que connaît un individu. « *Knowledge transfer manifests itself through changes in knowledge or performance of the recipient unit* » [Inkpen et Tsang, 2005, p. 4]. En interagissant avec d'autres agents, un individu peut « apprendre » de leurs interactions, les connaissances explicites sont facilement transmises. Quant aux connaissances tacites, leur transmission, bien que complexe, peut se trouver facilitée par le fait que les deux individus appartiennent au même réseau.

Par ailleurs, les économistes reconnaissent que souvent le processus de transfert de connaissances est observé à travers des interactions bilatérales ou multilatérales [Cowan *et al*, 2004]². Partant de ce principe-là, la nature et la structure de ces interactions doivent jouer un rôle central dans la détermination de la vitesse et du degré de diffusion des connaissances dans une économie. Étudier la diffusion des connaissances implique inévitablement d'étudier les réseaux dans lesquels cette diffusion prend place [ibid.].

Voyons à présent quelles structures ont une influence quelconque sur le processus de transfert de connaissances au sein d'un réseau. En effet, une majorité des travaux traitant du transfert de connaissances que nous avons parcourus identifie la structure du réseau dans lequel se passe la diffusion de connaissance comme un élément clé dans ce processus. La structure d'un réseau peut être approchée de deux manières : à travers les caractéristiques structurelles d'un réseau ou à travers les structures de communication présentes au sein d'un réseau. C'est ce que nous détaillons dans ce qui suit.

1.2.1. Les caractéristiques structurelles d'un réseau

1.2.1.1. Un réseau de type « small world »

Il est souvent affirmé que l'innovation est facilitée par l'agglomération du capital humain et la diffusion de connaissances est plus rapide quand les chemins reliant les individus sont courts [Cowan, 2004]. Ces deux paramètres caractérisent un type particulier de réseaux : le réseau de type small world.

² Cowan *et al* citent les travaux de David et Foray [1992], Valente [1995], Steyer et Zimmermann [1998] ou encore Cowan et Jonard [1999, 2000]. À cette liste, nous pouvons ajouter les travaux de Morone et Taylor [2003, 2004a, 2004b], Taylor et Morone [2006].

Lorsque la distance entre l'individu qui détient la connaissance et qui est prêt à la transmettre (émetteur), et un autre individu qui la reçoit (récepteur) est réduite et peut être parcouru en un nombre d'étapes minime, la diffusion de la connaissance est plus rapide. D'un autre côté, la création de connaissance est souvent facilitée lorsque le degré de densité locale d'un réseau est élevé [Morone et Taylor, 2003, 2004b]. Ces deux conditions se retrouvent satisfaites dans un réseau de type Small World.

À l'origine de ce concept, Watts et Strogatz [1998] étudient des réseaux intermédiaires entre des réseaux réguliers et des réseaux aléatoires. « *We find that these systems can be highly clustered, like regular lattices, yet have small characteristic path lengths, like random graphs* » [ibid., p. 440].

Cowan [2004] aborde les travaux de Watts et Strogatz [1998] qui ont développé un graphe aléatoire avec un paramètre qui, lorsqu'ils le font varier, fait varier la structure du graphe entre un graphe régulier et un graphe aléatoire, cela sans changer la densité ni le nombre total de connexions dans le graphe. Ce paramètre est en fait la probabilité de modifier un lien reliant deux agents et de reconnecter un des deux agents avec un autre individu choisi aléatoirement parmi les individus qui constituent ce réseau. Lorsque ce paramètre est nul, le graphe obtenu est similaire à un graphe régulier ; lorsqu'il est égal à 1, le graphe obtenu est un graphe aléatoire.

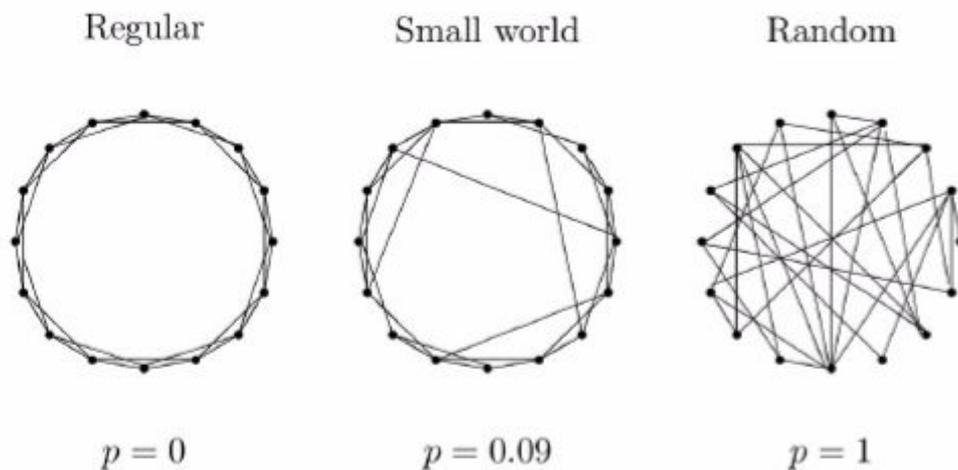


Fig. 4 Le passage d'un graphe régulier à un graphe aléatoire selon différentes valeurs du paramètre p [source : Cowan, 2004, p. 9]

Un réseau de type Small World est un réseau défini par les caractéristiques suivantes :

- Une forte densité locale ;
- La longueur moyenne des chemins reliant les individus réseaux est faible.

Lorsque le paramètre p augmente, la cohérence locale chute avec l'introduction de nouveaux liens aléatoires, et donc le degré de cliquicité diminue. Cela entraîne également une baisse par la longueur du chemin moyen. Cependant, cette dernière est beaucoup plus rapide que la densité locale. Il arrive alors à un point (lorsque $p=0.09$, cf. Fig. 4) où le degré de densité est proche de celui d'un graphe régulier, et où la longueur moyenne des chemins est proche de celle observée dans un graphe aléatoire. À ce moment-là, ces deux conditions sont propices à la création et à la diffusion de connaissances.

1.2.1.2. La « qualité » des liens entre les différents agents

Les motivations individuelles à s'engager dans un processus d'innovation ou d'imitation, peuvent jouer un rôle dans le processus de diffusion des connaissances au sein d'un réseau social [Chang et Harrington, 2005]. Cependant, au-delà de cette

question, la qualité des liens entre les individus est identifiée comme un facteur clé favorisant la diffusion de connaissances au sein d'un réseau social.

Il est à préciser que la qualité des liens est jugée par la fréquence d'un individu à y avoir recours, cette fréquence étant une conséquence endogène des interactions passées. La qualité des liens déterminerait alors la qualité du réseau : *“a network is of higher quality if it is used more frequently, and agents will use a network more frequently when it is of higher quality”* [ibid., p. 974].

1.2.1.3. Clusters vs. trous structuraux

Il existe une certaine dualité quant à l'utilité des clusters et des trous structuraux dans un processus de diffusion de connaissances au sein d'un réseau [Cowan et Jonard, 2006]. Deux écoles s'opposent dans cette perspective : l'une préconise les clusters (définis comme des sous-groupes d'individus étroitement connectés [ibid.]) comme un élément favorable dans ce contexte [Coleman, 1988], et l'autre met en avant le rôle des trous structuraux dans un tel processus [Burt, 1992].

Les clusters peuvent constituer une source de capital social, favorable à la diffusion des connaissances au sein d'un réseau. En effet, il apparaît que ces sous-groupes peuvent générer de la confiance, un langage commun à leurs membres ainsi que des normes sociales qui découragent des comportements opportunistes [Cowan et Jonard, 2006]. Le partage des connaissances se ferait alors dans un environnement qui lui serait favorable.

Cependant, l'argument qui est opposé à cette approche est relatif à la redondance des liens dans un cluster [Burt, 1992]. Les trous structuraux sont alors présentés comme une alternative plus intéressante en termes de transfert de connaissances. Plus précisément, le rôle de l'intermédiation des individus est mis en avant ici. Il serait alors plus profitable de créer des liens de manière à conserver les trous structuraux déjà en place, qui confèrent à certains individus un moyen de contrôle sur le transfert de certaines connaissances. De fait, cet argument peut s'avérer intéressant dans un contexte concurrentiel, où les individus sont en compétition pour l'accès à la connaissance. Ce type de structure peut alors représenter un moyen de contrôler les flux de connaissances au sein d'un réseau, pour donner l'avantage à certains individus. Cependant, les trous

structuraux peuvent également permettre à un individu d'accéder à des connaissances distantes. Dans cette perspective, ils peuvent constituer un élément favorable à la diffusion rapide de connaissances au sein d'un réseau.

Néanmoins, il existe une approche qui « réconcilie » ces deux visions opposées. Dans le contexte d'une industrie où un ensemble de firmes doit innover, il serait plus intéressant de considérer que chacune des approches intervient dans une étape différente du cycle de vie de cette industrie [Cowan et Jonard, 2006]:

- Les trous structuraux représentent une structure profitable aux différentes firmes lorsque l'industrie est encore jeune et les avancées technologiques restent encore à explorer. L'accès à des connaissances distantes est alors avantageux pour les firmes.
- Lorsque l'industrie est plus mûre, et que les activités d'innovations technologiques se font plus rares, les clusters peuvent jouer un rôle favorable pour l'innovation et la diffusion des connaissances.

Si nous tentons de résumer ces deux arguments dans un contexte plus général, nous pouvons constater qu'un réseau avec des trous structuraux est favorable à la diffusion de connaissance lorsque les individus sont engagés dans un processus d'apprentissage basé sur l'approche de l'exploration. Par ailleurs, si le mode d'apprentissage utilisé est l'exploitation, alors les clusters peuvent à leur tour faciliter la diffusion de la connaissance au sein d'un réseau social. Nous aborderons plus en détail ces deux modes d'apprentissage dans le chapitre 3 de cette thèse (cf. 3.4.3).

1.2.2. Les structures communicationnelles au sein d'un réseau

1.2.2.1. Une structure hiérarchique est moins favorable au transfert de connaissances

Le processus de transfert de connaissances au sein d'un réseau peut être appréhendé à travers la notion de centralité de degré. Dans cette perspective, Cataldo *et al* [2001] ont étudié ce processus au sein d'une hiérarchie centralisée, au sein d'une équipe, ainsi que dans un réseau de forme hybride située entre les deux. « *The centralized hierarchy is modeled as a 2-tier hierarchical relationship among the groups and as a 2-tier*

hierarchical structure within each group. The team structure is modeled as a fully connected graph, that is, each group might interact with the rest of the groups. The group structure is modeled in the same way. Finally, the hybrid form is modeled as a 2-tier hierarchical relationship among the groups and as a 2-tier hierarchical structure within each group» [Cataldo et al, 2001, p. 28].

Les résultats des simulations ont montré que les structures hiérarchiques étaient les plus restrictives en termes de transfert de connaissances. Dans ce cas, le partage d'informations entre deux membres du groupe se fait inévitablement par le biais de l'individu central, qui se trouve être le manager. Le rôle d'intermédiaire joué par le manager représente un goulot d'étranglement dans le processus de transfert de connaissances. En conséquence, la quantité de connaissance transférée se trouve considérablement réduite.

En ce qui concerne le réseau avec une structure connectée (où les individus sont reliés les uns aux autres sans hiérarchie particulière), les individus ont plus de possibilités de communication, ce qui a facilité le partage de connaissances. Il est cependant peu probable de rencontrer ce genre de réseau dans la réalité. Une structure organisationnelle hybride représente une alternative intéressante aux deux structures précédemment citées (structure hiérarchique et structure connectée) [*ibid.*].

1.2.2.2. Une structure non hiérarchique est favorable au transfert de connaissances mais instable

Les configurations en réseau sont plus profitables pour l'organisation en termes de diffusion de connaissances, grâce à leur dynamique d'apprentissage, mais elles sont également très sensibles aux problèmes internes de l'organisation [Lazaric et Raybaut, 2004].

En effet, dans des configurations hiérarchiques, la fonction globale d'apprentissage est satisfaisante et une certaine cohérence entre les actions de l'organisation et la sélection des pratiques organisationnelles est observée. Cependant, contrairement à ce type de situation, dans une configuration en réseau, cette cohérence est plus difficile à obtenir et les mécanismes de sélection des pratiques organisationnelles sont lents. Malgré cela,

cette configuration est hautement profitable lorsque les dimensions politiques et cognitives s'accordent. Cependant lorsqu'il existe des conflits entre ces deux dimensions, les profits de l'organisation sont relativement bas et la profitabilité de cette configuration devient étonnamment faible, compromettant ainsi les chances de survie de cette configuration sur le long terme [*ibid.*].

1.2.2.3. *Hiérarchie et réseau : deux configurations complémentaires*

Comme nous l'évoquions précédemment, les configurations hiérarchiques sont assez restrictives en termes de transfert de connaissances. En fait, ce résultat est dû notamment au fait que la connaissance doit toujours transiter par un sous-ensemble plus ou moins stable d'individus centraux. Or, d'autres individus moins centraux, peuvent également être détenteurs de cette connaissance mais ils ne sont pas en mesure de la partager dans une configuration hiérarchique. Basculer vers une configuration en réseau dans ce cas peut être bénéfique en termes de transfert de connaissances. En effet, cela permettrait à ces individus moins centraux d'augmenter leurs centralités de degré [Rouchier *et al*, 2004], et cela réduirait l'effet de « goulot d'étranglement » pour l'accès à la connaissance observé dans ce genre de situations.

De manière analogue, une configuration en réseau, non hiérarchique, même si elle est plus favorable au partage de connaissances au sein d'un réseau, présente l'inconvénient d'une instabilité en cas de conflits. Nous pouvons imaginer à titre d'exemple des conflits relatifs à l'absence d'autorité au sein d'un réseau, comme par exemple des conflits autour de la participation de chaque individu à l'activité du réseau en question. Ce genre de conflit peut se rapprocher des questions soulevées autour des biens publics et la contribution de chacun à la production de ces biens. L'autorité est alors identifiée comme un élément qui peut réguler les conflits internes et pérenniser le réseau en question [Lazaric et Raybaut, 2004]. Concrètement, rajouter de la hiérarchie dans une configuration en réseau joue un rôle important dans la répartition de la centralité au sein du réseau et la diffusion des connaissances parmi les individus [Rouchier *et al*, 2004].

Conclusion du chapitre 1

Dans ce chapitre, nous avons tenté d'identifier les éléments qui peuvent avoir une influence sur le processus de transfert de connaissances entre différents individus. Le premier paramètre que nous avons abordé est la nature même de la connaissance à transmettre. En effet, selon qu'une connaissance soit de type codifiable ou non, le processus qui permet son transfert diffère. Dans cette perspective, nous avons défini deux types de transfert : direct et indirect.

Par ailleurs, lorsque le processus de transfert de connaissances est situé dans le contexte d'un réseau social, certaines caractéristiques de ce dernier peuvent avoir une influence sur la manière dont la connaissance peut être diffusée au sein du réseau en question. Nous avons regroupé ces caractéristiques en deux catégories : celles relatives aux caractéristiques structurelles d'un réseau, et celles relatives aux structures communicationnelles au sein d'un réseau.

Parmi les premières, les clusters et les trous structuraux jouent un rôle important dans différentes étapes du processus d'innovation. Les clusters étant favorables lorsque les connaissances sont abondantes, et les trous structuraux dans le cas contraire. En effet, ils permettent aux individus d'atteindre des connaissances distantes (géographiquement ou technologiquement) [Cowan et Jonard, 2006].

Les réseaux de type Small World semblent également représenter des structures favorable à une diffusion rapide des connaissances. Ce type de réseaux présente une forte connectivité locale qui a également été identifiée par Morone et Taylor [2003, 2004b] comme un élément favorisant l'échange de connaissances entre individus au sein d'un réseau.

La seconde catégorie de paramètres ayant une influence sur le processus de transfert de connaissances représente les structures communicationnelles. Ainsi, les structures hiérarchiques s'avèrent plus restrictives en termes de transfert de connaissances que les structures connectées ou aléatoires [Cataldo *et al*, 2001]. Néanmoins, elles offrent l'avantage d'être relativement stables dans des situations de conflits au sein du réseau, où l'autorité est présentée comme un élément qui peut aider à pérenniser le réseau en question. A contrario, les structures non hiérarchiques, bien que favorisant le transfert de connaissances, sont nettement moins stables et leur longévité peut être compromise en cas de conflits internes au réseau [Lazaric et Raybaut, 2004].

De ces différents résultats nous pouvons conclure qu'en termes de paramètres déterminant la manière dont les connaissances peuvent être diffusées au sein d'un réseau, la structure de ce dernier et la communication mise en place importent beaucoup. Ces paramètres varient d'un réseau à un autre. Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à un type particulier de réseaux sociaux qui est présenté comme une structure pertinente pour le transfert de connaissances d'un individu à un autre ou à un groupe d'individus. Ce sont des communautés de savoir, et plus particulièrement des communautés de pratique.

Chapitre 2 : Communautés de savoir et communautés de pratique

Introduction du chapitre 2	44
2.1. Différents types de communautés de savoir	47
2.1.1. Les communautés de pratique (CoPs).....	47
2.1.2. Les communautés épistémiques (CEs)	49
2.1.3. CoP et CE : une comparaison.....	52
2.2. Quelle frontière entre les deux ? Une enquête empirique	54
2.2.1. Description de l'enquête empirique	55
2.2.2. Le réseau Cormas : une CoP ?.....	58
2.3. Présentation détaillée du contexte de l'étude : une CoP	62
2.3.1. Les propriétés dynamiques d'une CoP : auto-organisation et perméabilité	62
2.3.2. Les phases d'évolution d'une CoP.....	63
2.3.3. Les communautés de pratique : sources de capital social	67
2.3.4. Les principes d'interaction au sein d'une CoP	69
Conclusion du chapitre 2.....	73

Introduction du chapitre 2

Une grande partie des connaissances acquises par les membres d'une organisation se passe hors des frontières de cette dernière. Des structures sociales entrent alors en jeu. « *Ce sont des réseaux informels, dont les frontières ne coïncident pas nécessairement avec les limites juridiques de l'entreprise, qui sont les infrastructures sociales des connaissances et des mécanismes d'apprentissage* » [Dupouët, 2003]. Ces réseaux informels peuvent être définis comme des communautés de savoirs [Cohendet *et al*, 2006].

Pour définir une communauté de savoir, nous nous basons sur la définition qu'en donnent Cohendet *et al* [2006, p. 9]. Elle est définie comme « *un groupe informel qui se distingue des autres entités formelles dans une organisation comme les groupes fonctionnels ou les équipes de projet* ». Elle est caractérisée par les propriétés suivantes :

- a. Un engagement volontaire de leurs membres « *dans la construction, l'échange et le partage d'un répertoire de ressources cognitives communes* ».
- b. La construction d'une identité commune à travers les interactions répétées.
- c. Des normes sociales qui constituent « *le ciment de la communauté de savoir* ».

Ces caractéristiques suggèrent que l'échange et le transfert de connaissances tiennent une place importante dans les activités d'une communauté de savoir. Au vu de ces écrits, ils représentent même l'objectif principal des individus qui intègrent ce type de communautés. Le fait que les individus s'engagent *volontairement* à participer aux échanges qui peuvent prendre place à l'intérieur d'une communauté de savoir démontre leur motivation à *apprendre*. C'est dans cette perspective qu'ils s'engagent dans un processus d'interactions répétées, où les *normes sociales* jouent un grand rôle. L'importance accordée à ces normes tient au caractère informel de ces communautés.

En y adhérant, les individus acceptent de respecter les normes sociales si ces dernières sont déjà en place. Dans le cas contraire, les individus participent, à travers leurs interactions, à la création de ces normes.

La gouvernance communautaire joue un rôle important dans ce contexte. Grâce à cette notion, les communautés peuvent représenter un mode de coordination alternatif aux organisations et au marché [Bowles et Gintis, 2002]. En effet, aux côtés des deux mécanismes de coordinations classiques que sont le marché basé sur une régulation par les prix, et la hiérarchie basée sur une régulation par l'autorité, nous pouvons retrouver le concept de communautés, régulées par la confiance [Cohendet et Diani, 2003]. À titre d'exemple, l'utilité de certaines communautés de savoir dans des domaines tels que la politique internationale a été mise en évidence par Adler et Haas [1992]. C'est le cas des communautés épistémiques, qui sont présentées par ces auteurs comme des groupes d'individus œuvrant à créer des connaissances communes, qu'ils soumettent à des dirigeants politiques, pour faciliter leur prise de décisions. L'on peut également citer l'exemple des « communautés de sécurité » (security communities) dont le rôle est de prévenir les risques de violence entre pays [Adler et Barnett, 1998].

De fait, l'« efficacité collective » que présentent les communautés permet de résoudre certains problèmes qui paraissent comme des échecs économiques [Bowles et Gintis, 2002]. Cependant, bien que, comme le marché ou une organisation, elles traitent notamment de problèmes d'allocation de ressources, elles ne se basent pas sur des systèmes de prix, mais plus sur des notions telles que la confiance, les croyances communes à leurs membres et les normes sociales qui les régissent [Cohendet et Diani, 2003]. Ces éléments constituent notamment un capital social qui joue un rôle important dans les mécanismes de coordination au sein de ces communautés.

Les communautés peuvent ainsi résoudre certains problèmes, qu'une hiérarchie ou le marché échoueraient à résoudre, lorsque les biens échangés ou la nature des interactions sociales rendent l'établissement de tout contrat fastidieux, incomplet ou onéreux. C'est notamment le cas lorsqu'il s'agit de connaissances. L'on parle alors de communautés de savoir.

Il existe plusieurs types de communautés de savoir, Sawnhey et Prandelli [2000] ont étudié les « communautés de création », Storck [2000] élabore le concept de « communauté stratégique » à la suite d'études empiriques menées chez Xerox, Lynn *et al.* [1996 ; 1997] emploient le concept de « communauté d'innovation », tandis que Zacklad [2003] parle de « communautés d'action ». Les plus répandus dans la littérature sont les communautés de pratique et les communautés épistémiques. Leur différenciation repose sur certains paramètres liés à la structure des interactions à l'intérieur de ces communautés, ainsi qu'aux différents mécanismes en place.

À travers une revue de la littérature et une enquête empirique, nous allons voir dans ce chapitre que ces communautés sont considérées comme propices au partage des connaissances. L'objectif de ce chapitre est de déterminer quel type de communautés peut constituer un contexte adéquat à notre travail de recherche. Notre choix va se porter sur les communautés de pratique, que nous allons présenter en détails dans la troisième section de ce chapitre.

2.1. Différents types de communautés de savoir

2.1.1. Les communautés de pratique (CoPs)

2.1.1.1. Définition

Le concept de communauté de pratique est apparu au début des années 1990s suite aux travaux de Lave et Wenger [1991] et Brown et Duguid [1991]. Depuis, une grande quantité de travaux sur le sujet ont vu le jour [Lesser et Storck, 2001 ; Créplet *et al*, 2003 ; Dupouët *et al*, 2003, Cohendet *et al*, 2006]. On y retrouve cette notion comme un élément clé pour la capitalisation des connaissances et l'innovation.

Une communauté de pratique est définie comme un groupe d'individus travaillant *volontairement* ensemble autour d'une problématique commune [Lesser et Storck, 2001]. Ces individus partagent ainsi leurs savoirs, leurs expériences et leurs idées, pour développer leurs compétences dans un domaine particulier, qui leur est commun [Créplet *et al*, 2003].

La définition que donne Orillard [1997] d'un groupe peut parfaitement correspondre au concept de communauté de pratique : "... *a group arises from the emergence of goals common to its members... these goals can be formulated with the same reference frame*" [Ibid., p. 67]. L'on retient de cette définition la notion d'émergence ainsi que le partage d'un langage commun entre les membres du groupe. Ceci rejoint la définition d'une communauté de pratique donnée par Dupouët *et al* [2003] : « *c'est un dispositif de coordination permettant à ses membres d'améliorer leurs compétences individuelles, à travers l'échange et le partage d'un répertoire commun de ressources qui se construisent en même temps que se développe la pratique de la communauté* ». La communauté de pratique est donc un lieu adéquat pour la création et la gestion des connaissances, régi par des dispositifs de coordination qui lui sont propres.

Les communautés de pratique peuvent différer selon leurs objectifs (ces derniers peuvent aller de la résolution de simples problèmes quotidiens, à la recherche de pratiques innovantes), leur formalisation (certaines communautés sont créées selon une

approche top-down, avec des agents experts centraux et un agent chargé de la coordination, et d'autres se créent de manière spontanée, où les individus centraux émergent), leur taille (de petites à très grandes), la perméabilité de leurs frontières, leur composition (elles peuvent contenir experts et débutants, ou experts seulement), leur degré de virtualité (qui peut aller d'un degré nul où les individus n'interagissent qu'à travers des face-à-face, à un degré très élevés où les interactions se font principalement au moyen des TIC) [Andriessen *et al*, 2004].

Des exemples de communautés de pratique ont été cités par Gongla et Rizzuto [2001], tels que les « Learning communities » à Hewlett-Packard Company, Les « family groups » à Xerox Corporation, les « thematic groups » à la Banque Mondiale, les « peer groups » à British Petroleum, p.l.c., et les « knowledge networks » à IBM Global Services. Les auteurs indiquent que ces groupes, bien qu'identifiés sous des noms différents, représentent tous des communautés de pratique.

2.1.1.2. Interactions au sein d'une CoP

Les définitions évoquées plus haut suggèrent qu'une communauté de pratique peut se définir autour de trois critères principaux :

- la pratique commune aux membres de la communauté ;
- l'engagement mutuel qui les lie en une même entité sociale ;
- l'éventail de ressources communes élaboré par ces membres avec le temps.

Ces trois critères rejoignent les caractéristiques globales d'une communauté de savoir développées précédemment (cf. page 44). Les individus qui intègrent une CoP sont liés par un engagement mutuel et volontaire à participer à la vie de la communauté, à échanger leurs ressources cognitives, tout cela dans le respect des normes qui régissent les interactions au sein de la communauté. Toutefois, un nouvel élément apparaît ici : la pratique de la communauté.

Cette dernière représente l'élément qui pousse les individus à intégrer une CoP. En plus de partager leurs ressources cognitives et ainsi créer un répertoire commun, ces derniers ont pour objectif de développer la pratique en question. Cette pratique peut représenter

un outil de travail, un courant de pensée ou simplement un hobby que les membres de la communauté ont en commun.

Lorsque ces individus montrent une envie d'interagir ensemble afin de devenir plus compétent dans cette pratique, une CoP émerge. Par exemple, au sein d'une organisation, une CoP peut se créer de façon tout à fait informelle, suite au besoin que ressentent certains individus de se rapprocher d'autres individus à l'intérieur de l'organisation, faisant face à des problèmes similaires aux leurs [Lesser et Prusak, 1999]. « ... *Interaction with others on work-related topics often leads naturally to the formation of communities of practice* » [Gongla et Rizzuto, 2001, p. 1].

2.1.2. Les communautés épistémiques (CEs)

2.1.2.1. Définition

Il existe un autre type de communautés, que l'on retrouve souvent dans la littérature aux côtés du concept de communautés de pratique : ce sont les communautés épistémiques. Elles sont définies de la manière suivante : “*Such communities, which may be small working groups, comprise agents who work on a mutually recognized sub-set of knowledge issues, and who at the very least accept some commonly understood procedural authority as essential to the success of their collective knowledge-building activities*” [Cowan et al, 2000, p. 226].

Ces groupes d'agents émergent pour permettre aux individus de travailler ensemble. Ils se trouvent liés par l'engagement de développer une certaine connaissance. Pour cela les membres de cette communauté dépendent pour le moins d'une autorité procédurale, explicite ou non, qui les aiderait à atteindre ce but.

Pour illustrer le concept d'autorité procédurale, Créplet *et al* [2003] affirment que cette autorité n'est en rien comparable à celle d'un gourou, et que son rôle est de guider les agents vers l'accomplissement de leur objectif, c'est-à-dire la création de la connaissance, tout en les laissant jouir d'une certaine autonomie. Elle émergerait suite aux interactions répétées des membres de la communauté épistémique. Pour notre part, nous supposons que cette autorité est représentée par un agent ou un petit nombre d'agents au sein de la communauté épistémique, qui seraient considérés comme les plus

compétents en ce qui concerne la connaissance traitée. Il serait toutefois intéressant d'étudier l'émergence de cette autorité. Dans le cas où elle serait représentée par un agent, comment ce dernier a-t-il été désigné ? Si par contre, cette autorité est représentée par une règle propre à la communauté, comment cette règle a-t-elle émergé ? À notre connaissance, il n'existe pas d'études répondant à ce types de questionnement. Nous ne les abordons pas non plus dans cette thèse, qui est plus axée sur la problématique du transfert de connaissances dans une communauté.

2.1.2.2. *Interactions au sein d'une CE*

La répétition des interactions entre les membres d'une communauté épistémique instaure une certaine confiance entre ces derniers. Lorentz [1993]³ estime en effet que des interactions répétées apportent aux agents un échange d'information et de connaissances tacites, qui sont essentielles à l'instauration de la confiance. Ils en viennent également à se constituer une représentation commune de leur environnement, des problèmes rencontrés et des connaissances traitées. A travers leurs interactions, ils procèdent à un échange de leurs connaissances respectives, ce qui favorise l'émergence de compétences individuelles et collectives. Cela se fait à travers la création de connaissances nouvelles ainsi qu'à travers un processus d'apprentissage au sein de cette communauté.

Comme l'écrit Conein [2004] : « *une communauté épistémique suppose une dynamique d'action collective où les processus cognitifs se construisent dans des contextes de coordination* ». Ces processus cognitifs et notamment le processus d'apprentissage permettront la création d'un langage commun aux membres de la communauté ainsi qu'une base commune de connaissances. Cela peut aider les individus à communiquer plus efficacement et à coordonner leurs actions [Marengo, 1998].

Le savoir créé au sein d'une communauté épistémique, est automatiquement rendu explicite grâce à un simple processus d'externalisation [Nonaka et Takeuchi, 1995] au moyen d'un « codebook » créé par les membres de la communauté. Cela s'avère nécessaire au regard du caractère totalement hétérogène des membres de ce type de communautés [Créplet *et al*, 2003]. À ce niveau-là, l'autorité procédurale joue un rôle

³ Cité par Diani et Muller [2004]

important, bien que laissant une certaine autonomie aux membres d'une communauté épistémique. Elle les incite à réaliser leur objectif premier, à savoir la création de connaissances [ibid.]. Ces connaissances doivent avant tout être validées par l'autorité procédurale, selon des critères fixés par cette dernière, avant d'être partagées avec le « reste du monde ». Elle jugera si ces connaissances sont assez pertinentes pour être explicitées, publiées et mises à la disposition du reste du monde.

Par ailleurs, les individus au sein d'une communauté épistémique sont, comme nous l'avons précédemment dit, liés par l'engagement de créer de la connaissance. Ainsi, l'appartenance d'un individu à ce type de communauté, est jugée et évaluée par l'autorité procédurale selon sa contribution à la réalisation de cet objectif [Créplet *et al*, 2003]. D'autre part, les notions d'identité et d'appartenance importent moins aux membres d'une communauté épistémique qu'à ceux d'une communauté de pratique, où les agents ont un grand besoin de s'identifier en tant que membres d'une entité spécifique, partageant un but commun, pour pouvoir agir dans ce sens et poursuivre cet objectif de manière collective.

Il est un autre élément qu'il semble important de soulever à ce stade de notre description des interactions au sein d'une communauté épistémique. Cet élément est relatif à la notion de conflit au sein d'une CE, qui présente des types de régulation et d'échanges qui lui sont particuliers [Conein, 2004]. En effet, des conflits peuvent exister dans ce type de communauté du fait de la confrontation de deux principes de base dans ces structures. Le premier de ces deux principes est relatif à la *qualité* des connaissances produites. Comme nous l'avons précédemment évoqué, les connaissances issues des CEs sont contrôlées par l'autorité procédurale avant d'être explicitées au sein d'un codebook. Cette dernière peut aller jusqu'à adopter des mesures de sanctions informelles contre des individus ne respectant pas le code social de la communauté, et qui entraveraient ainsi la production de connaissances de qualité, comme l'ont observé Conein et Delsalle [2005].

Le non respect du code social de la communauté est souvent dû au second principe relatif aux notions de solidarité et d'entraide [Conein, 2004], largement répandus dans les communautés de savoir. La propension des membres de la communauté à s'entraider peut générer des conflits au sein de communautés épistémiques comme celle étudiée par

Conein et Delsalle [2005] : la liste des utilisateurs Debian. Dans cette communauté, il semble que la régulation de la liste passe par des modalités formelles transcrites dans « le code social de Debian », et d'autres informelles comme des rappels à l'ordre ou des sanctions diffuses au sein des listes. « *Les agents de sanction informelle se trouvent être généralement des contributeurs actifs et des usagers réguliers de la liste. Il semble qu'il existe une complémentarité entre autorité d'expertise (fréquence des conseils), autorité morales (fréquence des aides) et autorité sociales (émission de sanctions et de rappels à l'ordre)* » [Conein et Delsalle, p. 53].

2.1.3. CoP et CE : une comparaison

Une communauté de pratique et une communauté épistémique montrent certes toutes deux un intérêt pour la création et le partage des connaissances, néanmoins, elles diffèrent quant à leurs structures, leurs activités et le type de connaissances créées. En effet, les membres d'une communauté épistémique sont liés par l'engagement de développer une certaine connaissance et dépendent pour le moins d'une autorité procédurale, explicite ou non, qui les aiderait à atteindre ce but. La création de connaissances est faite de manière volontaire, c'est un but en soi, alors que cela relève plus d'une conséquence involontaire dans le cas d'une communauté de pratique. Ceci est l'un des arguments qui justifient le choix de focaliser notre étude sur une communauté de pratique, car on s'intéresse principalement au processus de transfert de connaissances dans une communauté de savoir. Le choix d'une communauté de pratique était tout indiqué.

En outre, le savoir est automatiquement rendu explicite dans une communauté épistémique grâce à un simple processus d'externalisation au moyen d'un « codebook » créé par les membres de la communauté. De plus, les connaissances créées par cette communauté doivent avant tout être validées par l'autorité procédurale, avant d'être partagée avec le « reste du monde ». À ce sujet, Cohendet *et al* [2006] écrivent : « *Le risque principal pour une communauté promouvant une connaissance nouvelle est de ne pas être comprise par les agents qui constituent son environnement social. Les inventeurs entreprennent donc des efforts considérables pour convaincre de l'utilité de leur découverte. Knorr Cetina (1999) révèle que ces efforts de communication sont menés par l'intermédiaire d'un agent spécifique. Il s'agit de l'agent central de la*

communauté, celui bénéficiant de la position de leader et de porteur de l'autorité procédurale qui joue le rôle de porte-parole dans le monde extérieur. En conséquence chaque communauté ne tisse qu'un lien vers l'extérieur, assuré par le porte-parole » [ibid., p. 50].

Dans le cas d'une communauté de pratique, la création de connaissance est totalement involontaire, l'objectif principal étant le développement de la pratique commune aux membres. Les connaissances créées ne sont pas codifiées, ni partagées avec le reste du monde. Elles restent à la disposition exclusive des membres de la communauté de pratique.

Nous pouvons résumer dans le tableau qui suit, les points communs (en gris foncé) et les points de divergence (en gris clair) de ces deux types de communautés :

Communautés de pratique	Communautés épistémiques
<ul style="list-style-type: none"> • entités émergentes et auto-organisatrices • constituées d'agents hétérogènes • apprentissage situé 	<ul style="list-style-type: none"> • entités émergentes et auto-organisatrices • constituées d'agents hétérogènes • apprentissage situé
<ul style="list-style-type: none"> • leur objectif est le développement de leur pratique • forte importance accordée à l'appartenance et l'identité sociale • création de connaissances involontaire • connaissances tacites non explicitées • n'acceptent aucune autorité 	<ul style="list-style-type: none"> • leur objectif est la création de connaissances • peu d'importance accordée à l'appartenance et l'identité sociale • création de connaissances volontaire • connaissances explicitées dans un « codebook » • acceptent une autorité procédurale, explicite ou non

Tableau 1 Communautés de pratique vs communautés épistémiques

A la suite de ce tableau, nous pouvons constater que la barrière séparant ces deux types de communautés est extrêmement fine. En effet, les deux communautés sont des entités émergentes, elles sont constituées d'agents hétérogènes avec un objectif commun et elles créent toutes deux de la connaissance. La différence majeure réside dans la manière de créer ces connaissances et l'usage qu'en font les membres de ces communautés.

Pour une communauté épistémique, la création de connaissance est l'objectif principal des individus qui la constituent. Cela se fait donc au terme d'un processus volontaire et collectif. Cela se passe tout à fait autrement au sein d'une communauté de pratique, il y a certes création de connaissances mais cela n'est que le résultat d'interactions des agents qui tendent à développer leur compétences individuelles.

2.2. Quelle frontière entre les deux ? Une enquête empirique

Cette barrière si fine en théorie apparaît de manière encore plus flagrante dans la réalité. Les travaux de Créplet *et al* [2003] illustrent bien nos propos. Les auteurs étudient un groupe d'individus au sein d'un laboratoire biologique qu'ils identifient en tant que communauté de pratique *et* en tant que communauté épistémique. Cette différence de diagnostic ne tient qu'à un seul paramètre : le contenu des interactions reliant les membres de ce réseau. « ... *we distinguished between two types of relationships (respectively involving exchanges regarding the making of experiments or scientific advancement). Such distinction represented a mean for us to try to distinguish, and then analyze, the two potential kinds of communities* » [*ibid*, p. 17].

Pour notre part, nous avons également effectué une enquête empirique (en juin 2004 et juin 2005), avec pour objectif d'identifier l'un ou l'autre type de communautés. Nous avons cherché une organisation qui pourrait être un terrain propice à l'émergence de groupes de travail informels et dotés d'une autonomie dans leur fonctionnement interne (ils ne dépendent pas d'une autorité hiérarchique à qui ils doivent rendre des comptes). Le centre de coopération internationale en recherche agronomique pour le développement (CIRAD), nous a semblé intéressant dans cette perspective et a constitué le terrain pour cette étude.

2.2.1. Description de l'enquête empirique

Notre enquête s'est effectuée en deux temps :

- 1^{ère} partie – juin 2004 : L'objectif de cette première partie était d'évaluer le CIRAD en tant que communauté de communautés. Créé en 1984, ce dernier jouit d'un statut d'Établissement public à caractère industriel et commercial (Épic). Ce centre à vocation de recherche et développement semble abriter un grand nombre de communautés et a connu de nombreuses restructurations à ce jour. Il nous a alors semblé intéressant de tenter d'identifier quel type de communauté (entre CoPs et communautés épistémiques) était présent au CIRAD.

Ce dernier est un centre de recherche et développement scientifique dont un des buts, si ce n'est le plus important, est la création de connaissances. Intuitivement, nous pouvons présumer de l'existence de communautés épistémiques étant donné leur définition comme des groupes d'individus travaillant volontairement ensemble dans le but de créer de la connaissance.

Cependant, la même présomption peut être faite pour ce qui est des communautés de pratique. En effet, au CIRAD, les individus sont souvent amenés à travailler ensemble en utilisant un même outil, comme par exemple des machines à manipuler ou des logiciels à utiliser. Cela pourrait les rapprocher et être propice à la création d'une communauté de pratique, dont la pratique en question serait l'outil utilisé par les individus qui souhaitent le développer.

Notre enquête était basée sur des entretiens semi-directifs qui ont duré en moyenne deux heures. Nous avons rencontré 9 personnes, susceptibles d'appartenir à des communautés potentielles.

À la fin de cette première étape, nous avons la certitude que les deux types de communautés existaient. Nous avons interviewé des acteurs ayant appartenu à des communautés ayant existé ou qui avaient disparu au moment de l'enquête. Nous pouvons prendre l'exemple du Département Élevage et Médecine Vétérinaire (Emvt). Dans ce programme, deux communautés coexistent : les économistes et les modélisateurs. Il y a sept ans de cela, deux thésards en économie ont été recrutés,

dont un est resté et a précédé le recrutement de cinq ou six autres personnes constituant une équipe de travail en cette discipline. Cette équipe qui s'est constituée de manière totalement spontanée s'est affirmée avec le temps, en créant un système de références bibliographiques, un séminaire de formation et des projets communs à mener à terme. Cette équipe a néanmoins disparu suite à une restructuration au sein du CIRAD qui a donné naissance à un groupe de travail transversal. Le directeur de ce département estimait que cette disparition est « *principalement due à une perte des compétences causée par les différents départs des membres de cette équipe* ».

Quant à la communauté des modélisateurs, elle s'est constituée par une volonté des modélisateurs de collaborer ensemble à la réalisation d'un certain nombre d'objectifs communs. Au départ, une équipe transversale institutionnelle a été formellement créée par le CIRAD. Cette équipe a échoué. Aussi, depuis un peu plus d'un an, un groupe transversal et informel constitué de modélisateurs s'est formé. Cela ne s'est pas fait par un processus de recrutement, mais plutôt par cooptation. Il comprend un animateur, implicite, et n'est pas tenu de remettre des rapports au CIRAD.

Un autre exemple peut être cité au sein du même département. C'est celui d'une communauté qui est apparu autour du courant systémique. Elle est constituée d'un groupe de personnes de différentes disciplines (économistes, agronomes...) et qui partageaient un intérêt pour l'approche systémique. Ces personnes jouissaient d'un sentiment d'appartenance à une même entité et de la conviction de la pertinence de cette approche. La communauté du courant systémique a cependant tendance à disparaître parce que, affirme l'un de ses membres « *... c'est une communauté qui date des années 1980 et le message qu'elle avait à délivrer était passé et ses buts atteints, et non pas parce qu'elle n'était pas performante* ». Elle a donc amorcé une phase de déclin, déclin qui n'a été perçu que de l'intérieur, car elle n'a jamais été établie explicitement comme étant une communauté.

Nous avons ensuite procédé à la sélection d'une communauté à étudier. De manière à pouvoir éventuellement identifier une communauté de pratique, nous avons sélectionné un réseau d'individus, utilisant un outil dans leur travail, à savoir : le

réseau autour du logiciel CORMAS, que nous appellerons pour plus de simplicité réseau Cormas. Nous avons consacré l'année suivante à compléter notre base bibliographique, de manière à être plus aptes à étudier ce réseau-là et déterminer à quel type de communauté il appartient.

- 2^{ème} étape – juin 2005 :

Dans cette deuxième étape, nous avons rencontré exclusivement des membres du réseau Cormas. Nous avons mené, sur deux semaines, des entretiens semi-directifs quasi-quotidiens, d'une durée moyenne de deux heures. Ce réseau étant très étendu géographiquement, nous avons envoyé des questionnaires par le biais d'Internet à l'ensemble des membres du réseau. Nous n'avons obtenu que 30 réponses sur les 170 questionnaires envoyés. Cela ne représente pas un résultat très significatif, néanmoins, en compléments des interviews effectuées sur place au CIRAD, nous avons pu récolter les informations suivantes :

Le réseau Cormas est une communauté qui s'est créé en dehors de l'autorité du CIRAD, simplement parce que certains individus désiraient travailler ensemble autour de centres d'intérêts communs : la plateforme Cormas, et l'utilisation des simulations multi-agents dans le domaine de la gestion des ressources renouvelables.

Ce réseau propose des formations pour l'utilisation d'un logiciel qu'il a créé. Ce logiciel est disponible gratuitement sur Internet. Ce réseau est alors né pour répondre à une demande interne ou de proximité. Les formations dispensées au début avaient surtout pour but d'introduire la modélisation pour la gestion des ressources renouvelables, et de sensibiliser les personnes qui assistaient aux sessions de formations à l'utilisation d'une telle approche.

La demande pour la formation dispensée par le réseau, qui était essentiellement montpellieraine, s'est vite étendue hors du CIRAD, puis hors de Montpellier. Le réseau d'utilisateurs compte notamment beaucoup de doctorants parmi ses membres. Cela serait essentiellement dû au bouche-à-oreille. Il existe deux sessions de formation : la première ayant pour thème l'initiation aux simulations en

systèmes complexes, quant à la seconde, elle est essentiellement axée sur la plateforme CORMAS. Elles ont lieu sur un des sites du CIRAD à Montpellier. Ces formations sont connues soit à travers Internet, soit par contact direct avec les membres du réseau, ou bien encore à travers le catalogue des formations continues du CIRAD. Ces formations contribuent à la mise à jour de la plateforme CORMAS. De ce fait, il n'existe pas de réunions ou de suivis formels pour suivre l'avancée du logiciel ; tout se fait de manière informelle.

Les interactions au sein du réseau portent notamment sur le logiciel et des questions liées à son utilisation. Elles passent par trois biais différents :

- par les sessions de formation ;
- par contact direct (face-à-face, mail, téléphone, etc.);
- à travers le forum dédié au logiciel.

2.2.2. Le réseau Cormas : une CoP ?

Dans ce qui suit, nous allons énumérer brièvement les arguments qui nous laissent supposer pouvoir identifier ce réseau comme une communauté de pratique :

- Il a émergé en 1998 car certains individus ont décidé volontairement de travailler ensemble autour de leur logiciel et de leur problématique. Il n'a pas été créé par le CIRAD ;
- l'engagement volontaire de ses membres : l'adhésion à ce réseau est tout à fait volontaire, les individus l'intègrent principalement pour l'utilisation du logiciel;
- la structure de ce réseau : en effet il est constitué d'environ 170 individus (utilisateurs du logiciel), dont 3 sont considérés comme les autorités en la matière, ce sont les concepteurs de la plateforme et se situent au cœur du réseau. Il existe une catégorie d'utilisateurs avertis assez compétents pour répondre à certaines questions sur le forum. Le reste des membres est constitué d'individus novices dans l'utilisation de la plateforme Cormas, ou dans l'approche des simulations multi-agents (SMA).

- L'accès libre au réseau : un individu peut faire partie de ce réseau pour peu qu'il montre de l'intérêt pour la plateforme Cormas ou l'approche des SMA, qui réunissent les individus appartenant déjà au réseau. Il peut également quitter ce réseau sans aucune contrainte, à tout moment.

Toutes ces caractéristiques rejoignent bien celles d'une communauté de pratique données dans les travaux fondateurs de Lave et Wenger [1991]. Cependant, elles rejoignent également les caractéristiques prêtées à une communauté épistémique, que l'on peut retrouver auprès de certains auteurs comme Cowan *et al* [2000] et Créplet *et al* [2003]. En effet, le CIRAD étant un centre à vocation de recherche et développement, les connaissances créées au sein du réseau Cormas sont explicitées et transmises au « reste du monde » notamment à travers des articles et des publications scientifiques, mais également à travers les formations dispensées où un classeur contenant des notes sur l'approche utilisée est remis à chaque participant.

Au début de notre travail de recherche, il n'existait pas encore de manuel d'utilisateurs pour le logiciel Cormas ; apprendre à utiliser cette plateforme se faisait essentiellement à travers des ateliers de pratique tous les après-midi de la formation. Aujourd'hui, trois tutoriaux sont disponibles sur internet pour apprendre à utiliser Cormas⁴. Cela représente une caractéristique propre à une communauté épistémique, dont l'objectif premier est l'explicitation et le partage des connaissances créées.

Le réseau Cormas présente alors les caractéristiques des deux types de communautés. Les formations qu'ils proposent et l'élaboration de tutoriaux disponibles gratuitement sur internet, laisse supposer qu'ils ne sont pas contre l'idée de partager leurs connaissances avec le « reste du monde », c'est-à-dire avec des acteurs ne contribuant pas à l'élaboration et au développement de ces logiciels et qui ne font donc pas partie de la communauté. Or, cela est contraire à un des principes des communautés de pratique. Cependant, il n'est pas possible de les classer dans la catégorie de communautés épistémiques, puisqu'ils se sont créés avec l'objectif principal de développer la plateforme Cormas.

⁴ Les tutoriaux sont disponibles en anglais à l'adresse : <http://cormas.cirad.fr/en/outil/classroom/>

De plus, nous avons identifié deux types d'interactions en observant les échanges sur le forum du logiciel. Ces dernières portent soit sur les problèmes liés à l'utilisation du logiciel, soit sur des discussions scientifiques relatives à l'approche de la simulation multi-agents. Selon que l'on considère l'un ou l'autre type d'interactions, nous nous trouvons face à une CoP ou à une communauté épistémique.

Cela nous mène à introduire un nouveau critère de différenciation des connaissances, dans le contexte d'une communauté de pratique : le contenu de la connaissance. Nous pouvons alors obtenir la classification suivante :

- **Connaissances techniques :** Ce sont des connaissances spécifiques à l'utilisation d'un outil particulier, telles que la signalisation et la résolution de certains dysfonctionnements de l'outil. Les utilisateurs de l'outil échangent leurs expériences et leurs problèmes et grâce à la répétition de leurs interactions, ils arrivent à développer cet outil.
- **Connaissances scientifiques :** Ce sont des savoirs liés à la méthodologie et l'approche scientifique de certains phénomènes, et qui sont propres aux membres de cette communauté. Nous avons pu par exemple observer des interactions autour de colloques, conférences ou appels à communications traitant du sujet en question. Ou bien encore, nous avons pu observer des interactions autour de collaborations dans la rédaction d'articles abordant cette méthodologie. Tout cela mène au développement et au partage des connaissances mais également au développement de l'outil central de cette communauté.

À travers ces résultats, il apparaît clairement que la frontière entre communautés de pratique et communautés épistémiques est là encore très fragile, puisqu'il suffit de changer l'importance accordée à un paramètre (en l'occurrence l'explicitation et le partage des connaissances ou le contenu des interactions) pour que l'on bascule d'un type de communauté à l'autre. Il semble alors assez difficile dans ce contexte, d'isoler ces deux types de communautés l'un de l'autre.

Tout cela nous mène à émettre une nouvelle hypothèse : l'existence d'un autre type de communautés, plus génériques, qui aurait la particularité de produire de la connaissance.

Ces communautés sont en fait des communautés génériques de savoir, qui présentent aussi bien des caractéristiques de CoPs que des caractéristiques de CEs.

Cependant, cette enquête n'a concerné qu'une seule communauté, et les résultats obtenus sont très qualitatifs et ne sauraient prétendre à une quelconque généralisation. Les résultats présentés ici ne nient pas l'existence des communautés de pratiques ou des communautés épistémiques. Ils démontrent simplement la difficulté que l'on peut rencontrer à classer un groupe d'individus dans l'une ou l'autre catégorie de manière *exclusive*.

En effet, cette enquête empirique a permis d'identifier certaines communautés de savoirs au sein d'une organisation telle que le CIRAD, et notamment la communauté autour de la plateforme Cormas. Ces communautés peuvent être classées comme des communautés de pratique, ou des communautés épistémiques, selon que l'on s'intéresse aux interactions autour de l'approche des simulations multi-agents, ou aux interactions autour de problèmes liés à l'utilisation du logiciel.

En différenciant les objectifs des individus qui intègrent une communauté de pratique ou une communauté épistémique, il apparaît que la structure qui semble la plus adéquate pour étudier le processus de transfert de connaissances est une communauté de pratique. En effet, nous ne nous intéressant pas à la création de connaissances mais à leur transfert, le choix d'une telle structure sociale comme contexte de notre travail de recherche semble pertinent. De fait, comme l'écrivent Soekijad et Andriessen [2003] : *“CoPs and networks of expertise in particular are centered on knowledge sharing and learning and can therefore be considered as knowledge-sharing groups”* [idem, p. 580]. Dans ce qui suit, nous complétons la présentation sommaire que nous avons faite précédemment du concept de CoPs. Nous allons aborder tour à tour les propriétés dynamiques de ces communautés, leurs phases d'évolution, leur relation avec le concept de capital social ainsi que les principes d'interactions en leur sein.

2.3. Présentation détaillée du contexte de l'étude : une CoP

2.3.1. Les propriétés dynamiques d'une CoP : auto-organisation et perméabilité

2.3.1.1. L'auto-organisation :

Wenger [1998] prête aux communautés de pratique la particularité d'être des entités auto-organisatrices. En effet, ces dernières évoluent et se développent en réaction aux changements de leur environnement et à la manière dont leurs membres y réagissent ; elles s'enrichissent ainsi de manière continue grâce aux fréquentes interactions de leurs membres. Ces derniers entrent dans un processus d'apprentissage qui implique la création d'un code ou d'un langage commun à ces individus, et qui leur permet également de développer des représentations communes et implicites de leur environnement, qu'ils n'ont pas besoin d'explicitier [Lazaric et Lorenz, 1998].

Ainsi, une communauté offre aux interactions sociales et activités d'apprentissage, une dimension collective. Cependant, elle est « *moins un genre d'action collective qu'un niveau de coordination entre les agents* » [Conein, 2004]. En effet, elle présente des structures de coordination qui lui sont particulières, et qui permettent aux différents individus d'étendre leurs interactions à des individus ne faisant pas partie des structures locales de diffusion de connaissances. Ces interactions ont alors un aspect communautaire [*ibid.*].

2.3.1.2. La perméabilité :

Les frontières d'une communauté de pratique sont complètement perméables [Lave et Wenger, 1991]. En effet l'entrée et la sortie de cette communauté ne sont soumises à aucune contrainte, ce qui permet à de nouveaux membres d'y entrer s'ils le souhaitent et à d'anciens membres d'en sortir.

De notre point de vue, cette perméabilité qui peut représenter un atout en termes de partage de connaissances (l'accès libre de nouveaux individus à la communauté permet l'accès libre aux connaissances qu'ils détiennent), peut également représenter un désavantage. Si les connaissances détenues par certains individus ne sont pas capitalisées dans la communauté avant que ces derniers ne la quittent, elles seront

perdues. Le caractère perméable de la communauté confère un caractère volatile aux connaissances détenues par les individus, et non stockées dans la mémoire de la communauté. La capitalisation est donc primordiale dans ce type de communauté. Dès leur entrée, les connaissances détenues par de nouveaux venus doivent être transférées aux autres membres de la communauté. Dans cette perspective, les interactions répétées avec les nouveaux-venus doivent être encouragées, ces derniers représentant une source importante de nouvelles connaissances.

À travers ces caractéristiques, la différence entre une CoP et une autre unité de travail traditionnelle est clairement visible. Il existe également d'autres différences qui se situent cette fois au niveau du cycle de vie d'une communauté. Nous verrons dans ce qui suit, que l'expression « cycle de vie » ne convient pas parfaitement à notre conception d'une communauté de pratique.

2.3.2. Les phases d'évolution d'une CoP

L'évolution d'une communauté de pratique est représentée sous cinq étapes. Des auteurs comme Wenger [1998] et McDermott [2000] ont étudié ce processus, pour notre part, nous retenons l'étude faite par Gongla et Rizzuto [2001]. Les auteurs ont étudié les communautés de pratique au sein d'IBM Global Services. Ces communautés appelées « Knowledge Networks » ont été étudiées durant cinq années à l'issue desquelles les auteurs ont élaboré un modèle d'évolution d'une CoP. Ce modèle est résumé dans le Tableau 2, où nous avons résumé les différentes étapes, ainsi que les fonctions principales dans chaque étape.

Gongla et Rizzuto positionnent ce modèle comme un outil pour illustrer le fait que les communautés sont des entités différentes d'une étape à l'autre. Elles ont des caractéristiques différentes et se transforment d'un stade à l'autre. La distinction qu'ils font entre leur modèle et un simple cycle de vie est ce qui a motivé notre choix de suivre ce modèle. En effet, ils considèrent dans leur modèle qu'une fois construite, une communauté peut se dissoudre à n'importe quelle étape du modèle. La finalité d'un tel modèle est de décrire les différentes étapes que traverse une CoP, ainsi que les différentes transformations qu'elle subit. Ils ont pu alors observer plusieurs comportements intéressants : « *Communities may stay at certain stages and not evolve*

to another level; communities may move “backward and forward” between the stages; communities may have some characteristics of one stage while they are still primarily at another stage; communities may “rest” for extended periods at one stage and suddenly evolve quickly to another stage » [Gongla et Rizzuto, 2001, p. 5].

	Phase de l'émergence	Phase de la construction	Phase de l'engagement	Phase active	Phase d'adaptation
Définition	La communauté se constitue	La communauté se définit et formalise ses principes opératoires	La communauté met ses processus en action et les améliore	La communauté comprend et démontre les bénéfices de la gestion des connaissances et du travail collectif de la communauté	La communauté et ses organisations de soutien utilisent la connaissance comme un avantage concurrentiel
Fonctions principales	Connexion	Création du contexte et de la mémoire collective	Accès et apprentissage	Collaboration	Innovation et génération

Tableau 2 L'évolution d'une CoP et les fonctions fondamentales à chaque étape

[Source : traduction libre de Gongla et Rizzuto, 2001, pp. 4 et 5]

- a. La phase d'émergence : La communauté en est à un stage de "pré-naissance". Il existe une connexion entre un nombre d'individus qui ont quelque chose en commun, qui soit en rapport avec leur travail ou leurs intérêts. Ils ne savent pas encore exactement ce que cela représente, ni à quel degré cela va s'étendre. La fonction principale ici est la connexion, les individus doivent être capables de se contacter et d'échanger des idées et construire des relations.
- b. La phase de construction : La communauté commence à se construire et à prendre forme. Les membres initiaux décident de ce que va représenter cette

communauté, ce qu'elle va accomplir et comment elle va déclarer son existence. Ce noyau d'individus va créer une structure et des processus qui régiront les interactions au sein de la communauté et détermineront la manière dont elle sera opérationnelle. C'est durant cette étape que sont construits la mémoire collective, les normes et les langages communs. La notion d'appartenance à la communauté voit également le jour, et les individus membres peuvent alors se tourner vers d'autres individus qui devraient en faire partie.

- c. La phase d'engagement : Dans cette étape, la structure et les processus créés dans l'étape précédente sont mis en action. La communauté agit vers un objectif commun, elle augmente en taille et en complexité. Deux fonctions sont fondamentale à ce stade, ce sont l'accès aux connaissances détenue par la communauté et l'apprentissage, telles que décrites dans le tableau. Il est alors essentiel que les individus puissent accéder les uns aux autres et aux connaissances détenues par le groupe. De plus, la communauté est opérationnelle, chaque individu joue un rôle et exécute des processus. La communauté en apprend plus sur elle-même et sur son environnement.
- d. La phase active : Durant cette étape, la communauté entame une phase de réflexion. Elle comprend, définit et évalue ses actions, et ce qu'elle apporte à ses membres et à l'organisation. Quant aux individus, ils travaillent ensemble à consolider et pérenniser la communauté. La fonction principale est la collaboration.
- e. La phase d'adaptation : La communauté s'adapte à son environnement. Elle s'ajuste continuellement pour créer des connaissances ou établir des processus. Elle innove et crée de nouvelles solutions, nouvelles méthodes, nouveaux processus et nouveaux groupes. Elle influence alors son environnement, pas seulement dans le domaine de son expertise, mais dans l'organisation en entier.

Les questionnements que nous soulevons dans notre travail de recherche se situent au niveau de la phase de construction définie plus haut. C'est une phase essentielle dans le cycle de vie d'une CoP et la durée de vie de cette dernière et son succès à atteindre ses

objectifs dépendent grandement de cette étape. Nous nous intéressons aux structures communicationnelles que les membres fondateurs doivent décider de mettre en place. Ces structures conditionneront l'accès aux connaissances, qui est un des éléments essentiels de la phase suivante : la phase d'engagement. Nous évoquons plus haut que la particularité du cycle de vie présenté par Gongla et Rizzuto [2001] réside dans le fait qu'une CoP peut disparaître à tout moment. La phase d'engagement, telle que définie plus haut, représente un cap à franchir pour une communauté de pratique. C'est au cours de cette étape que les principales activités liées à l'apprentissage des membres prennent place. Notre recherche vise à identifier les conditions qui favorisent le succès de cette étape.

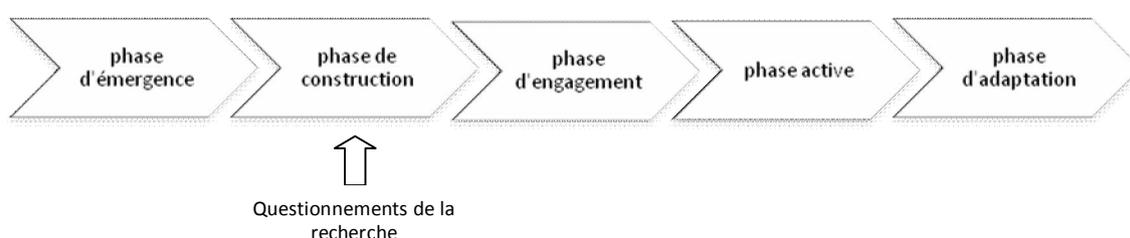


Fig. 5 Positionnement des questionnements de recherche

Nous allons nous intéresser à présent aux interactions au sein d'une communauté de pratique. Bowles et Gintis [2002, p. 3] définissent une communauté de la manière suivante : *«By community we mean a group of people who interact directly, frequently and in multi-faceted ways. People who work together are usually communities in this sense, as are some neighborhoods, groups of friends, professional and business networks, gangs, and sports leagues. The list suggests that connection, not affection, is the defining characteristic of a community»*.

Cette définition démontre qu'il faut s'intéresser à la structure des interactions sociales, et souligne le fait qu'un même individu peut avoir différents niveaux et types de capital social selon les interactions sociales qu'il entretient. Nous allons donc nous intéresser à présent aux interactions au sein d'une communauté de pratique, ainsi qu'à la relation qui existe entre cette dernière et le capital social.

2.3.3. Les communautés de pratique : sources de capital social

Il existe un lien certain entre communautés de pratique et le capital social [Lesser et Prusak, 2001]. Rappelons que le capital social peut être défini (suite aux travaux de Putnam) comme un stock de connexions actives entre différents agents par exemple. Il est souvent caractérisé par une confiance, une compréhension mutuelle, des valeurs et des attitudes communes qui lient des membres de réseaux humains et de communautés et rendent l'action collective possible [Cohen et Storck, 2001].

Nous proposons d'appréhender la relation entre une communauté de pratique et le concept de capital social dans une perspective structurelle, relationnelle et cognitive. Ces trois dimensions représentent trois dimensions du capital social mises en avant par Nahapiet et Ghoshal [1998] : la dimension structurelle, la dimension relationnelle et la dimension cognitive [Lesser et Prusak, 1999 ; Lesser et Storck, 2001].

2.3.3.1. Selon une dimension structurelle

Elle fait référence aux réseaux informels qui se créent et permettent ainsi aux individus de connaître d'autres acteurs avec des ressources différentes, dont ils auraient éventuellement besoin. Les membres d'une communauté doivent se percevoir comme faisant partie d'un *réseau*.

Cela peut prendre plusieurs formes. La communauté peut représenter un grand réseau servant à identifier les individus avec les connaissances adéquates, et aider ainsi les agents à se contacter les uns les autres et interagir ensemble. La communauté peut aussi servir d'outil de référence, permettant à ses membres d'évaluer les connaissances de chacun sans avoir à les contacter un par un. Et enfin, la communauté permet, à des individus qui se trouvent en dehors du réseau, d'interagir avec d'autres agents appartenant à cette communauté.

2.3.3.2. Selon une dimension relationnelle

Il est généralement considéré qu'au sein d'une communauté, le risque de comportements opportunistes reste très modéré [Dupouët *et al*, 2003]. Ceci car au fil du temps, s'établissent des routines et des normes sociales spécifiques à la communauté et

acceptées par ses membres, ce qui réduit un tel risque. Ces relations de confiance jouent un grand rôle dans la construction du capital social. Ici, c'est la caractéristique relative aux normes sociales d'une communauté de pratique qui est mise en avant.

2.3.3.3. *Selon une dimension cognitive*

Elle se focalise sur la création d'un langage ou vocabulaire commun aux membres de la communauté ainsi que sur le partage des connaissances et expériences passées. Cela aide au développement d'une mémoire spécifique à la communauté, qui se perpétue même après le départ de ses premiers membres. Cela permet aussi aux membres de cette communauté d'avoir une représentation et une compréhension communes des problèmes auxquels doivent faire face leur communauté et l'organisation entière.

Cette dimension cognitive permet de mettre en relief la notion d'appartenance à une entité sociale différemment de ce qui a été évoqué dans la dimension structurelle. Ici, c'est le répertoire commun de ressources cognitives qui est mis en avant. Une communauté de pratique ne constitue pas seulement un *lieu* adéquat pour établir des liens entre différents acteurs. La notion d'appartenance à la communauté se traduit également par la construction de représentations communes aux membres de la communauté, qui seront stockées dans la mémoire de chaque individu.

Loin d'être opposées, nous considérons que ces trois dimensions sont complémentaires. La relation entre les communautés de pratique et le capital social est une relation de *feedback*. En effet, le capital social, défini selon ces trois dimensions, joue un grand rôle dans la coordination des individus au sein des communautés de pratique, mais également dans le processus d'apprentissage de leurs membres. Cohendet *et al* [2006] écrivent : « *Un processus d'apprentissage efficace suppose que les agents économiques enrichissent mutuellement leurs connaissances à travers des interactions dans lesquelles le respect mutuel et la confiance sont des éléments cruciaux* » [*ibid.*, p. 15].

D'un autre côté, appartenir à une communauté permet à un individu d'augmenter éventuellement son capital social. Les interactions qu'il peut avoir au sein de cette communauté se trouvent souvent facilitées du fait de l'acquisition de ce capital social à son entrée dans la communauté. Il est souvent plus facile d'interagir avec des individus

qu'on ne connaît pas personnellement, mais qui font partie de la même communauté, qu'avec des individus qui y sont complètement étrangers. Cette facilité vient du fait que l'appartenance à une même communauté garantit des *points communs* entre les individus. Ces points communs peuvent représenter un langage commun (l'individu *sait* qu'il sera compris par son interlocuteur), ou un intérêt commun (il existe une forte probabilité que deux individus appartenant à une même communauté de savoir partagent des intérêts communs aux membres de cette communauté).

Ainsi, les communautés de pratique enrichissent le capital social de leurs membres ; capital social qui s'avère indispensable pour leur bon fonctionnement. Maintenant que nous avons explicité la relation qui peut exister entre une communauté et la notion de capital social, intéressons-nous à présent aux interactions et à la coordination des individus au sein d'une CoP.

2.3.4. Les principes d'interaction au sein d'une CoP

2.3.4.1. Les normes sociales :

Une fois construites à partir des interactions entre les membres de la communauté, ces normes régissent ces interactions et guident les individus dans leur comportement. À part les normes sociales, Cohendet *et al* [2006] citent deux autres modes de coordination : les règles (selon les travaux de Kogut [2000]) et les routines (au sens de Nelson et Winter [1982]). Les premières sont définies comme des règles de comportement dont les significations dépendent du contexte dans lequel elles sont appliquées. Cohendet *et al* [2006] insistent sur la nécessité d'un « *passé commun à tous les agents* » pour que ces règles soient utilisables. Par cela, les auteurs entendent une appartenance à « *à une même entreprise, une même filière industrielle, un même pays, etc. suivant le niveau d'application de la règle* » [Cohendet *et al*, 2006, p. 26].

Quant aux routines, elles sont définies comme « *des schémas de coordination collective, fruits d'interactions cognitives entre les différents individus constituant la firme. Elles portent donc en elles les mécanismes d'incitation poussant les individus à les maintenir, les améliorer, les adapter, etc.* » [*ibid.*]. L'organisation prend des règles de décision en se basant sur ces routines, qui seront appliquées tant qu'elles donnent satisfaction à

l'organisation. Si un changement survient qui remet en cause l'utilisation de ces routines, l'organisation cherchera de nouvelles règles de décision, ce qui mènera éventuellement à un processus d'innovation.

Ces deux modes de coordination ne sont pas spécifiques aux communautés de savoir. Ils peuvent être observés au niveau d'une organisation ou dans un groupe formel. Sans minimiser l'importance de ces deux modes dans le contexte d'une communauté de pratique, ce qui nous intéresse, ce sont **les modes de coordination propres à ce type de communauté.**

Nous nous intéresserons alors aux normes sociales qui émergent suite aux interactions qui prennent place dans la communauté. Ces normes réduisent le risque des comportements opportunistes [Dupouët, 2003]. Cela rejoint la conception de la gouvernance communautaire abordée par Bogenreider et Nooteboom [2004] et par Bowles et Gintis [2002]. Ces derniers considèrent que les communautés peuvent jouer un rôle positif dans les mécanismes de gouvernance car elles permettent d'accomplir des tâches qu'un individu seul ne peut accomplir. Selon Bowles et Gintis, les communautés sont considérées comme un moyen pour le maintien des normes sociales.

Cependant, les normes sociales peuvent être sources de conflit au sein des communautés de savoir, et plus particulièrement au sein des communautés épistémiques. En effet, comme nous l'évoquions précédemment, dans ces structures particulières, les normes épistémiques tiennent une place importante. Elles sont régies par l'autorité procédurale dont le rôle est de veiller à la qualité des connaissances produites et des contributions de chaque membre. Une tension peut exister entre ces normes épistémiques et les normes sociales qui existent au sein de la communauté épistémique [Conein, 2004]. Cette tension peut s'illustrer par des rappels à l'ordre lors d'échanges sur une liste de diffusion d'un logiciel libre par exemple. C'est le constat que fait Conein [2004] lorsqu'il étudie la liste de diffusion du logiciel Debian : « les longs débats sur les rappels à l'ordre mobilisent un nombre plus important de membres que les débats techniques » [*Ibid.*, p. 50].

De l'analyse faite par cet auteur, il semble que l'autorité procédurale et les normes épistémiques qu'elle impose est à la base des conflits au sein de cette communauté. De

fait, il semble peu probable que de tels conflits existent au sein d'une communauté de pratique, car une telle autorité n'a pas lieu d'être dans ce type de communauté. Cette présomption est confirmée par l'enquête que nous avons menée au sein de la communauté Cormas. Nous avons analysé les messages échangés sur le forum dédié à cette plateforme, et il n'existe pas de messages de « rappel à l'ordre » tels que décrits par Conein [2004].

2.3.4.2. La gouvernance communautaire

La gouvernance communautaire est spécifique aux communautés. Elle se distingue de la notion générale de gouvernance car elle est basée sur la confiance et la coopération dont font preuve les membres d'une communauté. Plus important encore, elle renforce les normes sociales en place par un mécanisme d'incitations particulier à ce contexte. Les membres d'une communauté détiennent des informations cruciales sur les capacités, besoins et comportements des autres membres. Ces informations peuvent servir à punir ou à récompenser un individu qui dévie ou se conforme aux normes sociales.

Plus précisément, en plus du risque d'un comportement opportuniste, les individus peuvent être confrontés à d'autres risques [Nooteboom, 2007] tels que : le risque de dépendance (les efforts investis dans une relation peuvent ne rien apporter en contrepartie) ; le risque de spillover de la connaissance (les connaissances partagées peuvent être utilisées de manière déloyale) ; le risque d'insécurité psychologique [Edmonson, 1999] (un individu peut être réticent à montrer son ignorance ou son manque de compétence, de peur du manque de prestige ou de réputation que cela peut engendrer).

Pour pallier à ces risques, la gouvernance communautaire peut jouer un rôle important. En effet, la probabilité qu'un individu qui interagit une fois au sein de la communauté interagisse à nouveau dans un futur proche est élevée. Il existe alors une forte incitation à agir d'une manière socialement profitable, pour éviter des représailles futures. De plus, la fréquence des interactions réduit les coûts et augmente les bénéfices liés à l'apprentissage des individus sur les caractéristiques, les comportements passés et, éventuellement futurs, des autres membres. Plus l'information est répandue, plus les individus sont incités à agir dans un sens profitable à la communauté en entier. D'autant

que les individus punissent systématiquement les attitudes « antisociales ». Les communautés réduisent ainsi les risques liés aux comportements opportunistes à zéro [Bowles et Gintis, 2002].

Conclusion du chapitre 2

Dans ce chapitre, nous avons abordé les communautés de savoir, et plus particulièrement les communautés de pratique et les communautés épistémiques. Nous avons établi une comparaison entre ces deux types de communautés, qui nous a permis d'identifier les points de convergence et de divergence de ces deux structures sociales.

Cette comparaison avait pour objectif de déterminer quel type de communauté pourrait constituer un contexte adéquat à notre travail de recherche. L'objectif des CoPs et des CEs nous a permis, dans un premier temps, de pencher en faveur d'une communauté de pratique. En effet, l'objectif des membres de cette dernière est de devenir plus compétents dans la pratique de la communauté. Ils ne cherchent pas à **créer** de la connaissance, contrairement aux membres d'une communauté épistémique.

Par ailleurs, nous avons présenté une enquête empirique où nous tentions d'identifier des communautés de pratique au sein d'un centre de recherche. À la fin de l'enquête, nous n'avons pas réussi à identifier de manière **exclusive** les communautés que nous avons observées comme des communautés de pratique. Ces communautés-là présentaient aussi bien des propriétés de CoPs que des propriétés de CEs. Les résultats de cette enquête illustrent bien l'étroite frontière qui peut exister entre ces deux types de communautés.

Cependant, nous nous intéressons expressément au processus de transfert de connaissances et non à leur création. Plus précisément, notre intérêt porte sur le processus de transfert de connaissances, dans une perspective d'apprentissage individuel. Or, les individus intègrent une communauté de pratique avec l'objectif de devenir des experts dans la pratique de la communauté, à travers l'augmentation de

leurs compétences individuelles. “...*The primary function of a community is... to exchange and sharing knowledge, with the aim of individual and collective learning*” [Andriessen *et al*, 2004, P. 185]. Notre choix s’est donc porté sur les communautés de pratique.

Nous avons ensuite présenté en détails différentes caractéristiques de ces communautés. Nous avons notamment abordé leur cycle de vie, où nous avons positionné nos questions de recherche dans la phase de construction d’une communauté. En effet, c’est au cours de cette phase que sont décidées les structures communicationnelles à mettre en place au sein d’une CoP.

Comme nous le mentionnions un peu plus haut, nous nous intéressons au processus de transfert de connaissances dans une perspective d’apprentissage. Dans le chapitre suivant, nous allons nous intéresser aux différents processus d’apprentissage dans le contexte d’une communauté de pratique.

Chapitre 3 : Communautés de pratique et processus d'apprentissage

Introduction du chapitre 3	76
3.1. L'apprentissage individuel :	78
3.2. Apprentissage social : vers une vision intégrative du processus d'apprentissage.....	80
3.3. Le méta apprentissage : un processus d'apprentissage endogène	82
3.3.1. Méta apprentissage individuel :	83
3.3.2. Méta apprentissage global :	83
3.4. Apprentissage au sein d'une CoP	84
3.4.1. Trois types de conditions générales.....	84
3.4.2. La théorie de l'apprentissage situé	86
3.4.3. Apprentissage au sein d'une CoP : exploration vs. exploitation.....	87
Conclusion du chapitre 3	90

Introduction du chapitre 3

Argote *et al* [2000] définissent le transfert de connaissances comme un processus à travers lequel une entité est affectée par l'expérience d'une autre entité, et qui se manifeste par un changement dans les connaissances et la performance de l'unité réceptrice. Ces changements traduisent un apprentissage de cette dernière [Carley et Hill, 2001 ; Leroy, 1998]. Dans cette perspective, nous ne pouvons aborder la problématique de transfert de connaissances sans nous intéresser au concept d'apprentissage. Dans ce chapitre, nous nous proposons donc d'aller au-delà du processus de transfert de connaissances et d'aborder également le processus d'apprentissage, un autre élément clé dans le domaine de l'innovation.

L'apprentissage est un processus à travers lequel de nouvelles connaissances peuvent être créées, ou simplement acquises. C'est un concept qui se construit dans l'action, et duquel peut résulter la création de nouvelles connaissances. Lors de l'action, ce processus permet à l'individu de détecter les erreurs éventuelles (écarts entre résultats obtenus et résultats souhaités).

Considérant l'apprentissage comme un *processus*, Carley et Hill [2001] en donnent la définition suivante : « *Learning is conceptualized as the acquisition or loss of nodes and relationships, as with each node or relationship gained or lost knowledge is likewise acquired or forgotten. This is true whether the nodes are pieces of information or agents. This is true whether the relationships are among individuals, among information, or between individuals and information* » [*ibid*, p. 2].

Il représente une **externalité positive** aux interactions entre différents individus [Morone et Taylor, 2004a], dans la mesure où il permet notamment l'augmentation des compétences individuelles. Cependant, ce processus peut également représenter une externalité négative, notamment lorsqu'il s'agit pour un individu d'apprendre de ses voisins. En effet, l'influence sociale peut être négative dans ce genre de situation, et les décisions prises par des individus peuvent ne pas être très judicieuses. Pour illustrer cela, les auteurs précédents offrent l'exemple d'enfants issus de milieux défavorisés à qui on offre le choix de poursuivre des études ou non. La décision la plus répandue sera de ne pas le faire. Cela représente une externalité négative issue de l'influence sociale du voisinage.

Par ailleurs, l'apprentissage d'un individu au contact de ses voisins nous renvoie aux travaux de Bala et Goyal [1998] et leur théorie de l'apprentissage à travers le voisinage d'un individu (« learning from neighbours »).

Cette théorie stipule que lorsque l'issue de certaines actions est inconnue, les individus utilisent leurs propres expériences passées, ainsi que celles de leurs collègues, amis ou connaissances comme « guide » pour prendre une décision [*ibid.*]. Cela met en perspective deux différentes dimensions du concept d'apprentissage : apprentissage individuel et apprentissage social.

Dans ce qui suit, nous abordons tout à tour ces deux dimensions de l'apprentissage : apprentissage individuel et social, en présentant la relation de chacune d'elle avec une communauté de pratique. Nous évoquerons par la suite le processus de méta apprentissage pour lequel nous identifierons deux niveaux : individuel et global. Enfin, nous concluons ce chapitre en situant le processus d'apprentissage au sein d'une communauté de pratique, où nous aborderons successivement la théorie de l'apprentissage situé et la dimension exploration/exploitation de l'apprentissage dans ce contexte particulier.

3.1. L'apprentissage individuel :

Un individu peut acquérir de nouvelles connaissances à travers le processus d'apprentissage individuel [Morone et Taylor, 2004a]. On considère qu'il y a apprentissage individuel lorsqu'un individu apprend **exclusivement du fait de ses propres interactions passées** [Vriend, 2000]. Cela rejoint la première partie de la définition de la théorie précédemment citée de Bala et Goyal [1998] : « *When payoffs from different actions are unknown, agents use their own past experience ... as a guide for current decisions* » [*ibid.*, p. 617].

Il existe plusieurs niveaux d'apprentissage individuel. [Dupouët, 2003] reprend les travaux de Bateson [1977] pour définir chacun de ces niveaux selon le degré de complexité des mécanismes mis en œuvre dans le processus d'apprentissage ainsi que selon le type d'erreurs susceptibles d'être corrigées.

- **Apprentissage 0** : c'est le niveau de base où l'individu ne fait que recevoir une information de son environnement. Ce type d'apprentissage se rapproche beaucoup de la célèbre théorie des réflexes Pavloviens. Pour illustrer ce niveau, Bateson [p. 256] offre d'ailleurs l'exemple suivant : « *par la sirène de l'usine, j'apprends qu'il est midi* ».
- **Apprentissage I** : Bateson le définit comme « *la dénomination appropriée pour la révision du choix dans le cadre d'un ensemble inchangé de possibilités* » [*ibid.*, p.260]. Un individu peut alors corriger des erreurs parmi un ensemble de possibilités donné.
- **Apprentissage II** : représente la révision de l'ensemble à l'intérieur duquel le choix est fait. Autrement dit, cet apprentissage n'est qu'une modification du niveau précédent (Apprentissage I). Cette modification peut intervenir au niveau du choix des possibilités ou dans le déroulement de la séquence d'expérience

d'apprentissage. En faisant cela, l'individu remet en cause la question à laquelle il est tenu de répondre.

- **Apprentissage III** : ce type d'apprentissage représente une révision de l'apprentissage II. Il est défini par Bateson comme « *un changement correcteur dans le système des ensembles de possibilités dans lequel s'effectue le choix* » [ibid., p. 266]. A ce niveau, l'apprentissage de l'individu passe d'abord par la définition de la question à laquelle il doit répondre. Il s'agit en fait d' « *apprendre à apprendre* » [Dupouët, 2003, p. 38]

Afin de choisir une définition du processus d'apprentissage individuel qui soit exploitable dans le cadre de notre travail de recherche, rappelons à ce niveau que l'un des objectifs poursuivis par les membres d'une communauté de pratique est l'augmentation de leurs compétences individuelles, afin de devenir des experts dans la pratique de la communauté. Comme nous l'évoquions précédemment, les individus qui intègrent ce genre de communautés le font dans le but de devenir des experts dans la pratique de la communauté [Cohendet *et al*, 2006]. Nous choisissons alors d'adopter la définition de Dibiaggio [1998] pour définir l'apprentissage. Ce dernier peut être vu comme « *un chemin pour atteindre un objectif, résoudre un problème ou répondre à une question. Il est relatif à l'écart entre l'état actuel des connaissances et l'état nécessaire pour répondre à la question* ». Plus précisément, nous considérons ici qu'il y a apprentissage individuel lorsque l'on peut observer une augmentation de la compétence d'un individu, et que cette augmentation est due uniquement aux interactions passées de cet individu.

Par conséquent, l'apprentissage individuel représente un moyen pouvant permettre d'atteindre cet objectif. Ce n'est cependant pas le seul type d'apprentissage observé dans une CoP. En effet, nous pouvons imaginer que les individus apprennent des interactions passées d'autres membres de la communauté. Cela est souvent observé dans une CoP, où les individus partagent leurs expériences passées comme des « histoires de guerres » [Brown et Duguid, 1998]⁵, et enrichissent ainsi le répertoire de ressources

⁵ Cités par Cohendet *et al* [2006], p. 7.

communes des ces expériences. Ce répertoire enrichira à son tour les connaissances des différents membres de la communauté. De fait, un apprentissage *social* prend place au sein de la communauté. Voyons cela plus en détail dans ce qui suit.

3.2. Apprentissage social : vers une vision intégrative du processus d'apprentissage

Il n'est pas possible de parler exclusivement d'apprentissage individuel dans la réalité. Cependant, nier l'existence d'un tel concept ne serait pas non plus approprié [Salomon et Perkins, 1998]. Tout apprentissage est également lié à un contexte social, avec des influences et des normes sociales. Même si un individu apprend seul, cet apprentissage reste basé sur ses expériences passées avec d'autres individus.

Par conséquent, l'apprentissage individuel ne peut être considéré indépendamment du contexte dans lequel il intervient. Ainsi, un individu est *encastré* [Granovetter, 1985] dans une structure sociale et son apprentissage dépend de ses interactions avec les autres individus qui l'entourent. Les connaissances détenues par un individu nourrissent alors les interactions au niveau social. C'est pour cela qu'il ne semble pas pertinent de parler d'apprentissage individuel sans aborder l'apprentissage social. Il semble au contraire indispensable de mettre en perspective la complémentarité de ces deux concepts.

En effet, l'apprentissage social se nourrit des connaissances créées au niveau individuel, qui à leur tour s'enrichissent des interactions au niveau social. En effet, c'est à ce niveau-là que se font des confrontations des représentations des individus, de leurs expériences passées et de leurs compétences.

Cette idée nous mène vers une vision sociale de l'apprentissage représentée par le concept d'apprentissage social que nous mobiliserons tout au long de cette thèse. Zimmermann [2004] le définit comme suit : « *Social learning corresponds to a situation where agents or individuals are able to modify their behavior, state, opinion or other factor, on the basis of information derived from the observation of their neighbors [Bala and Goyal, 1998] or more generally from the observation of these agents' behavior and performances* ». L'apprentissage devient alors un phénomène **socialement construit** [Cook et Yanow, 1996].

Cette conception du processus d'apprentissage nous semble particulièrement pertinente au sein d'une communauté de pratique. En effet, les interactions fréquentes au sein d'une CoP, encouragées par l'engagement mutuel qui lie les membres de cette dernière, mettent en avant une forte participation sociale. De fait, ces interactions représentent autant de sources d'apprentissage, individuel et social : **individuel**, en favorisant l'augmentation de la compétence d'un individu grâce à ses interactions passées ; et **social**, en basant l'apprentissage sur les expériences passées des autres membres de la communauté, rendues disponibles notamment à travers le répertoire de ressources communes.

À la suite de cela, il apparaît que la différence majeure entre apprentissage individuel et apprentissage social réside dans l'importance accordée à la dimension sociale dans le processus d'apprentissage. La relation entre ces deux processus peut être appréhendée selon trois dimensions [Cook et Yanow, 1996].

- **Relation #1** : Apprentissage individuel et social marquent les extrémités d'un continuum de médiation sociale. Même si tout apprentissage individuel est dans un certain sens social, le degré de médiation sociale varie d'une situation à une autre. Les auteurs donnent l'exemple d'un joueur de basket-ball s'entraînant seul sur un terrain vide. Dans cette situation-là, la médiation sociale est assez faible. Lorsque ce même joueur s'entraîne avec ses co-équipiers, la médiation sociale est plus élevée.
- **Relation #2** : Apprentissage individuel et social marquent les extrémités d'un continuum allant d'individus apprenant pour eux-mêmes à des groupes apprenant à travers des connaissances distribuées sur leurs membres, en passant par des individus apprenant pour le compte de groupes. Si l'on reprend l'exemple du joueur de basket-ball, en s'entraînant, il apprend pour lui-même, mais également pour le compte de son équipe dont il contribuera à renforcer les capacités. Ce type de relation illustre une vision un peu plus large de l'apprentissage social à travers la notion d'apprentissage d'entités sociales.

- **Relation #3** : Apprentissage individuel et social pris dans le sens des relations #1 et #2 peuvent se renforcer l'un l'autre, à travers ce que les auteurs appellent : « reciprocal spiral relationship ».

À la suite de ces trois types de relations, il devient évident qu'apprentissages individuel et social représentent deux processus complémentaires. Leur complémentarité peut jouer un rôle important dans l'apprentissage d'un individu. Dans ce contexte, nous nous intéressons à présent au processus de méta apprentissage, qui semble constituer un point de liaison entre les deux processus précédemment cités. En effet, ce processus peut permettre à un acteur d'identifier au mieux les individus avec qui il pourrait interagir dans le but d'augmenter sa propre compétence.

3.3. Le méta apprentissage : un processus d'apprentissage endogène

Le méta apprentissage revêt une importance particulière dans notre conception de l'apprentissage comme un processus socialement construit. Le processus d'apprentissage individuel dépend entièrement des échanges que peut avoir un individu avec son environnement, que ce soit des individus ou d'autres sources de connaissances.

Rappelons la définition de ce processus, déjà évoquée précédemment, donnée par Koessler [2000] et qui correspond parfaitement à notre conception de ce processus. L'auteur le définit comme un processus d'apprentissage de second ordre, qui permet à un individu de connaître les compétences d'autres individus.

Nous qualifions ce processus d'endogène car il est créé suite aux interactions des individus. En effet, si l'objectif de ces derniers est d'apprendre et augmenter leurs compétences individuelles, alors ils apprendront au fil de leurs expériences à sélectionner les individus avec lesquels ils souhaitent interagir. Il est raisonnable de supposer qu'ils préféreront toujours interagir avec les agents les plus compétents. Cependant, s'ils n'ont aucune information quant aux compétences des autres agents, le processus de méta apprentissage se met en place de manière endogène, pour leur permettre de donner du sens aux informations qu'ils récoltent tout au long de leurs interactions.

Nous proposons d'offrir quelques précisions quant à la définition de ce processus. En effet, la définition précédente reste vague quant aux parties prenantes du processus d'apprentissage, qu'il nous semble utile de préciser. Nous suggérons ainsi de définir ce processus sur deux niveaux : **individuel** et **global**.

3.3.1. Méta apprentissage individuel :

Nous appelons méta apprentissage individuel tout processus qui permet à un individu de connaître ce que sait un autre individu. Autrement dit, c'est un processus de méta apprentissage qui se passe exclusivement entre deux individus, et dépend des interactions entre ces derniers. Un individu qui apprend à connaître ce que sait un autre individu ne prend en compte, selon la définition que nous donnons de ce processus à ce niveau, que ses propres interactions passées avec cet individu-là. Il ne s'agit pas ici d'un mécanisme de réputation, qui permettrait de construire une représentation des compétences d'un individu en récoltant des informations sur les interactions de cet individu-là avec d'autres individus. Au contraire, l'individu ne se base que sur sa propre expérience passée.

3.3.2. Méta apprentissage global :

Le méta apprentissage global est défini comme le processus qui permet à un individu de connaître les compétences d'une organisation entière (un réseau, une communauté, etc.). La récolte d'informations se fait toujours selon les interactions passées d'un individu, mais avec une organisation, et non pas un individu isolé, comme dans le cas précédent. Nous pouvons citer à titre d'exemple les interactions d'un individu sur un forum électronique, ou avec une hotline pour un service quelconque. Même si au cours de ces interactions, l'individu interagit toujours avec une seule personne à la fois, celle-ci peut être considérée (à tort ou à raison) comme un agent représentatif du réseau auquel elle appartient. Prenons l'exemple d'un individu qui a besoin d'aide sur la manipulation d'un produit qu'il vient d'acheter, et qui s'oriente vers la hotline du service après-vente de l'entreprise auprès de laquelle il a fait son achat. Si la personne qui le renseigne n'est pas compétente, alors il est probable que cet individu considère l'ensemble des techniciens qui travaillent au service de la hotline comme non compétents également.

En conclusion, le processus de méta apprentissage est là pour permettre à un individu de tirer parti des deux processus d'apprentissage individu et social. Cela est particulièrement important dans le contexte d'une communauté de pratique. Précisément, les nouveaux membres d'une communauté ont notamment recours à ce processus pour apprendre à connaître les autres individus déjà en place. Cependant, lorsque le processus d'apprentissage est situé au sein d'une communauté de pratique, il existe des paramètres spécifiques à ce type de communautés qui offrent au processus d'apprentissage des spécificités que nous abordons dans ce qui suit.

3.4. Apprentissage au sein d'une CoP

3.4.1. Trois types de conditions générales

En nous basant sur les travaux de Soekijad et Andriessen [2003], nous pouvons tenter de définir des conditions d'apprentissage et de partage de connaissances au sein d'une communauté. Ces auteurs présentent ces conditions au niveau organisationnel (ils s'intéressent au processus de partage de connaissances dans le contexte d'alliances stratégiques). Néanmoins, nous pensons que ces conditions peuvent très bien s'appliquer à un individu interagissant dans une communauté, même si l'aspect stratégique des interactions est absent au sein de ce type de structure sociale. Nous reprenons la classification donnée par ces auteurs, en transformant le caractère organisationnel des conditions en caractère individuel, dans ce qui suit :

3.4.1.1. Les caractéristiques intrinsèques à l'individu :

Un individu doit être suffisamment motivé avant de s'engager dans des échanges au sein d'une communauté. La motivation à intégrer une communauté de savoir a été étudiée, notamment par Lakhani et von Hippel [2000], et von Hippel [2002]. Ces auteurs démontrent que la principale motivation à intégrer une telle structure est l'échange d'informations et de connaissances *à moindre coût*.

Ainsi, un individu doit pouvoir espérer des bénéfices personnels de son adhésion à ce type de communauté. En revanche, il doit être prêt à communiquer et partager ses propres connaissances avec les autres membres de la communauté.

Pour qu'un individu apprenne, il doit également avoir accès à la connaissance. Cet accès se fait aux moyens de relations avec d'autres individus au sein de la même communauté. Comme nous le verrons dans la partie modélisation de cette thèse, l'accès à la connaissance dépend grandement de la disponibilité des individus qui la détiennent.

3.4.1.2. Les caractéristiques relatives aux relations entre les individus :

Comme nous l'évoquions dans le chapitre 1 (cf. 1.2.1.2, page 36), la qualité des liens entre les individus joue un rôle important dans le processus de diffusion de connaissances. Nous avons précisé que la qualité des liens était définie par rapport au nombre de fois que ces liens étaient utilisés. Or, la décision d'interagir avec un individu plutôt qu'avec un autre repose souvent sur les expériences passées. Si celles-ci ont été positives, alors il est probable que les interactions entre ces deux individus soient répétées à l'avenir.

Par ailleurs, un climat favorable aux processus de transfert de connaissances et d'apprentissage est favorisé par les normes sociales au sein d'une communauté de pratique. Ces normes assurent confiance, identité sociale et réciprocité des échanges entre les membres d'une CoP.

3.4.1.3. Les caractéristiques des connaissances échangées :

Nous retrouvons ici la distinction entre connaissances tacites et explicites. Nous avons déjà traité ce point précédemment (cf. 1.1.2.3, page 32). Nous avons démontré la manière dont la nature de la connaissance (tacite ou non) peut influencer sur son processus de diffusion. Il n'est donc pas nécessaire d'y revenir plus longuement ici.

Les conditions que nous venons de développer sont somme toute très générales. Cependant, il existe une théorie spécifique à l'apprentissage au sein d'une communauté de pratique, et qui a vu le jour avec l'apparition des CoPs. Cette théorie est celle de l'apprentissage situé [Lave et Wenger, 1991]. Dans ce qui suit, nous aborderons plus en détails cette théorie, puis nous tenterons de savoir quel mode d'apprentissage peut être observé au sein d'une CoP.

3.4.2. La théorie de l'apprentissage situé

Cette théorie soutient que les actions d'un agent dépendent de son environnement et du contexte social dans lequel ces actions se déroulent. L'activité se construit alors en situation, les individus apprennent au contact des autres, la cognition prend une dimension située où chaque action représente en fait une réponse à des circonstances particulières [George, 2001].

Dans cette perspective, Lave et Wenger [1991] ne se demandent pas quelle sorte de processus cognitif est impliquée dans l'apprentissage mais plutôt quel est le type d'**engagement social** qui fournirait un contexte approprié à l'apprentissage. Ils situent alors l'apprentissage dans des communautés de pratique.

En effet, dans ce type de communautés, les individus sont situés initialement à la périphérie, puis à mesure qu'ils apprennent, ils se rapprochent plus du « centre » de la communauté, là où se trouvent les « experts ». Ce type de communauté a donc une structure particulière avec des agents très compétents dans la pratique de la communauté, qui sont situés au centre de la communauté ; et des agents moins compétents (des nouveaux venus) qui eux se situent d'abord à la périphérie, et se rapprochent du centre à mesure qu'ils deviennent plus compétents.

Ainsi, l'apprentissage n'est pas vu que comme un processus d'acquisition de connaissances, mais plus comme un processus de *participation sociale*. Les individus apprennent à devenir des experts dans la pratique de la communauté, en s'engageant de manière évidente dans cette pratique [Cohendet *et al*, 2006]. Ils interagissent alors et se construisent des représentations et une identité sociale communes.

Cela illustre bien le concept de la « participation périphérique légitime » (« *legitimate peripheral participation* ») mis en avant dans la théorie de l'apprentissage situé.

En effet, les nouveaux venus se trouvant encore à la périphérie de la communauté sont considérés comme des membres légitimes d'une CoP, et sont liés aux autres membres de la communauté par un engagement à apprendre. Ils participent à la vie de la communauté à partir de la périphérie de cette dernière, les individus les plus compétents se trouvant au centre. Néanmoins, en observant, en imitant et en coopérant avec les

autres membres, les nouveaux venus deviennent à leurs tours plus compétents dans la pratique de la communauté et se rapprochent ainsi de son noyau [Andriessen *et al*, 2004].

L'apprentissage prend alors tout son sens lorsque ces individus s'engagent à participer pleinement dans la pratique socioculturelle de la communauté. Le rôle de ces nouveaux venus n'est pas négligeable ; ils servent d'intermédiaires avec le reste du monde, amenant de nouvelles idées et suscitant de l'apprentissage au sein de la communauté.

Cela donne une autre dimension au processus d'apprentissage qui prend alors une dimension relationnelle ou **sociale**. Il est d'ailleurs défini par Lave et Wenger [1991] de la manière suivante : « *learning is an evolving, continuously renewed set of relations* ». Enfin, selon les deux auteurs, l'apprentissage situé dépend de deux paramètres. Ils écrivent :

- *“It makes no sense to talk of knowledge that is decontextualized, abstract or general.*
- *New knowledge and learning are properly conceived as being located in communities of practice.”* [Lave et Wenger, 1991]

Cependant, cette théorie aborde le processus d'apprentissage de manière générale, elle lui attribue certes un caractère situé, mais elle ne précise pas quelle dimension d'apprentissage (exploitation ou exploration) est considérée ici. Or, la dualité exploitation vs. exploration est souvent soulevée dans la littérature (voir par exemple les travaux de March [1991] et Nootboom [2007]). C'est le point que nous allons aborder à présent.

3.4.3. Apprentissage au sein d'une CoP : exploration vs. exploitation

Afin de mieux comprendre les deux concepts d'exploitation et d'exploration, ces derniers peuvent être assimilés aux concepts d'apprentissage en simple et double boucle d'Argyris et Schön [1978]. En simplifiant, le choix entre exploitation et exploration revient à choisir entre apprendre à mieux exécuter des pratiques existantes, et apprendre à exécuter de nouvelles pratiques [Nootboom, 2003]. Autrement dit, l'exploitation

revient à approfondir et développer des connaissances déjà existantes, tandis que l'exploration correspond à la création de nouvelles connaissances.

Ces deux concepts sont souvent opposés, car leur articulation semble complexe si l'on se base sur la manière dont March [1991] les présente :

- **L'exploration** consiste à découvrir de nouvelles alternatives, ce qui réduit la vitesse à laquelle les compétences dans les technologies existantes sont améliorées.
- **L'exploitation** à travers l'amélioration des compétences dans les procédures existantes rend le processus d'exploration moins intéressant.

Cependant, les concepts d'exploration et d'exploitation peuvent être observés simultanément au sein d'une structure comme une communauté de pratique. En effet, l'objectif des membres de cette dernière est de travailler au développement d'une pratique commune, en échangeant des connaissances au sein de la communauté. Cela peut être apparenté à de l'apprentissage par exploitation : l'objectif des individus n'est pas la création de nouvelles connaissances, mais plutôt l'amélioration de connaissances existantes en augmentant leurs compétences. Toutefois, même si cela est fait de manière fortuite, les communautés de pratique créent de la connaissance (cf. chapitre 2), ce qui fait place à un processus d'apprentissage par exploration. Néanmoins, bien que ces deux modes d'apprentissage soient présents au sein d'une communauté de pratique, il semble que le mode d'apprentissage mis en avant dans ce genre de structures sociales soit l'exploitation. Pour étayer notre positionnement, nous nous basons sur le concept de distance cognitive [Nooteboom, 1999].

Ce concept fait référence à la distance qui peut exister entre les connaissances détenues par deux individus, et à la manière dont cette distance va influencer sur leurs capacités d'apprentissage. En fait, selon ce concept, un individu aura plus de difficultés à assimiler une connaissance si celle-ci est trop éloignée des connaissances qu'il possède déjà [Cohendet *et al*, 2006].

Dans le contexte d'une communauté de pratique, la distance cognitive et la distance en termes de gouvernance sont relativement faibles [Nooteboom, 2007]. La première est

due à l'expertise et au répertoire de ressources communes que partagent les membres d'une telle communauté. La seconde est due à la gouvernance communautaire et aux normes sociales qui régissent les interactions et sont respectées par tous les membres de la communauté. Ces éléments permettent aux individus d'interagir facilement, de se comprendre, en se basant sur leur répertoire de ressources communes. Cela laisse penser que le mode d'apprentissage privilégié dans ce contexte est l'exploitation car la faiblesse de la distance cognitive laisse peu de place à l'exploration.

Néanmoins, nous considérons qu'il est plus profitable pour les membres d'une communauté de trouver le moyen d'articuler ces deux approches importantes du processus d'apprentissage. Loin de les opposer, nous suggérons au contraire de mettre en avant leur caractère complémentaire. En effet, de nouvelles connaissances sont introduites dans la communauté par le biais des nouveaux venus et assurent ainsi une certaine variété dans les connaissances au sein d'une communauté de pratique. Cette variété représente une condition favorable à la création de connaissances [Cowan *et al*, 2004], et favorise donc l'exploration. Ces nouvelles connaissances créées vont servir à leur tour de support aux activités d'apprentissage par exploitation des membres de la communauté.

Cependant, le mode d'apprentissage privilégié au sein d'une CoP reste l'exploitation. En effet, cette approche correspond parfaitement aux objectifs d'individus intégrant ce type de communautés. Néanmoins, encourager l'exploration semble indispensable. En effet, c'est par ce processus que de nouvelles connaissances sont introduites au sein de la communauté. Ces dernières représentent un élément essentiel pour que les membres d'une telle structure continuent à apprendre : sans nouvelles connaissances, la distance cognitive entre les membres de la communauté peut baisser jusqu'à un niveau où les individus n'apprennent plus rien les uns des autres. Cela compromettrait la pérennité de la communauté.

Conclusion du chapitre 3

L'acceptation du processus d'apprentissage au sein d'une CoP repose sur une approche située, et met en perspective trois types d'apprentissage : l'apprentissage individuel, l'apprentissage social et le méta apprentissage.

Ce dernier processus peut être considéré comme un lien entre les processus d'apprentissage individuel et social. En effet, il permet à l'individu d'identifier les individus avec qui il doit interagir pour apprendre, de manière individuelle (en se basant sur ses propres interactions passées) ou sociale (en utilisant ses interactions passées et celles d'autrui).

À la suite de ce chapitre nous pouvons mettre en perspective une propriété relative aux communautés de pratique, qui peut avoir une influence, positive ou négative, sur le processus de transfert de connaissances et par conséquent sur le processus d'apprentissage. Cette propriété est relative au **rôle joué par les nouveaux venus**.

Ces derniers apprennent par un processus de socialisation. En interagissant de manière répétée avec les autres membres de la communauté, ils acquièrent le répertoire de ressource commun aux membres d'une CoP ; ils partagent ainsi leurs savoirs et apprennent à devenir des experts dans la pratique de la communauté. De plus, en augmentant leurs compétences dans ce domaine, les nouveaux venus se rapprochent du noyau de la communauté où se situent les experts. Une communauté a ainsi une structure dynamique, qui évolue en même temps qu'évoluent les compétences de ses membres.

La théorie de la participation périphérique légitime [Lave et Wenger, 1991] illustre bien la place que tiennent les nouveaux venus au sein d'une communauté de pratique. De fait, cette théorie souligne la nécessité d'une *forte participation sociale* dans le processus d'apprentissage. En identifiant le transfert de connaissances comme un élément clé dans ce processus, nous nous interrogeons quant au rôle joué par différentes catégories d'individus, notamment les nouveaux venus, dans le contexte de transferts direct et indirect de connaissances. Plus précisément, nous nous posons la question suivante : dans quelle mesure les nouveaux venus facilitent-ils l'échange de connaissances et une forte participation sociale est-elle nécessaire dans cette perspective ?

Dans le chapitre suivant, nous allons détailler la méthodologie de recherche que nous avons choisie pour tenter d'apporter des éléments de réponses aux questionnements soulevés tout au long de ce travail.

Chapitre 4 : SMA – une approche computationnelle de l'économie de la connaissance

Introduction du chapitre 4.....	93
4.1. Une approche de type « bottom-up »	96
4.2. Utilisation des SMA en économie de la connaissance.....	97
4.2.1. Un outil pour prédire.....	98
4.2.2. Un outil pour expliquer	100
4.3. Des simulations suivant le principe KISS (Keep It Simple, Stupid)	102
4.4. Fiabilité des résultats : vérification et validation	104
4.4.1. La vérification : une procédure ex ante.....	104
4.4.2. La validation : une procédure ex post	107
4.4.3. De la vérification à la validation.....	110
Conclusion du chapitre 4	111

Introduction du chapitre 4

Le processus de transfert de connaissances au sein d'une communauté relève d'un système complexe dans lequel interviennent des individus avec des caractéristiques hétérogène. Ces individus interagissent de manière locale, et leurs interactions provoquent des changements dans la manière dont les connaissances sont diffusées au niveau global de la communauté.

Ces changements induisent à leur tour des modifications au niveau des comportements des individus qui cherchent à s'adapter à ces changements. Par exemple, les individus au sein d'une communauté de pratique peuvent décider de coordonner leurs interactions d'une manière différente, si leurs comportements initiaux ne facilitaient pas l'accès à la connaissance. Ce genre de changements confère au système un caractère auto-organisateur. De fait, la complexité du système sous-tend une auto-organisation à l'intérieur même du système [Finch et Orillard, 2005]. Ainsi, il est très difficile, voire impossible, de prédire la manière dont les connaissances peuvent être diffusées au sein d'une communauté en observant le comportement d'un seul individu. En effet, un comportement macro ne peut être représenté par le comportement d'un agent "moyen" et il n'existe pas de correspondance simple et directe entre des régularités observées au niveau individuel et au niveau global [Kirman, 2004].

Afin de mieux comprendre la relation qui existe entre les comportements d'individus impliqués dans un processus de transfert de connaissances, et la manière dont ces connaissances sont diffusées parmi ces individus, nous proposons d'étudier cette relation en utilisant les simulations multi-agents.

Cet outil est particulièrement adapté pour étudier ce que Bousquet *et al* [2002] appellent une « complexité organisée »⁶, lorsqu'il s'agit de comprendre les mécanismes agrégés qu'elle sous-tend, à travers l'étude de phénomènes locaux. Dans une perspective analogue, nous proposons l'utilisation des simulations multi-agents dans notre travail de recherche, avec l'objectif d'identifier des éléments relatifs à la coordination des individus, qui peuvent avoir une influence sur le processus de transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique.

Cet outil a souvent été utilisé pour étudier un processus tel que la diffusion des connaissances ; nous pouvons citer à titre d'exemple les travaux de Cowan et Jonard [1999], et de Morone et Taylor [2003, 2004a, 2004b]. Néanmoins, en ce qui concerne les communautés de pratique, il existe peu d'études empiriques dans la littérature. Les travaux qui traitent de ces communautés sont basés sur des approches théoriques, parfois illustrées par des études de cas (cf. Breu et Hemingway [2002], Contu et Willmott [2003], Nootboom [2003]), ou sur des approches analytiques où les démonstrations mathématiques peuvent être associées à l'analyse des réseaux sociaux (cf. Huberman et Hogg [1995] par exemple).

Cette revue de la littérature nous a permis de voir l'utilité d'une discipline telle que l'analyse des réseaux sociaux dans une problématique comme la nôtre. C'est pourquoi, nous avons décidé d'utiliser des mesures utilisées dans cette discipline, que nous présenterons un peu plus loin dans ce chapitre. Néanmoins, nous ne pouvons nous positionner dans une approche purement théorique ou conceptuelle étant donné l'objectif de cette thèse : déterminer l'impact de certaines structures communicationnelles sur le processus de transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique. Le caractère complexe et auto-organisateur inhérent à cette structure sociale particulière nous ne permet pas d'aborder notre problématique par une approche purement analytique. Par conséquent, nous choisissons d'utiliser des simulations multi-agents pour tenter d'apporter des réponses rigoureuses aux différents questionnements soulevés dans cette thèse.

⁶ La complexité organisée comprend « un nombre moyen d'entités hétérogènes produisant des comportements localement structurés tels les systèmes physiques perturbés, les écosystèmes et les sociétés humaines observées à l'échelle méso (familles, entreprises, réseaux sociaux, etc.) » [Bousquet *et al*, 2002, p. 3].

En utilisant les simulations multi-agents dans le contexte de l'économie de la connaissance, nous inscrivons nos travaux dans le cadre d'un courant de recherche qui s'est développé à la suite de l'Intelligence Artificielle Distribuée, appelé « Agent-based Computational Economics » (ACE). Cette approche considère toute économie comme un système auto-organisateur, et aide à mieux *comprendre* la relation entre des événements observés au niveau micro et d'autres qui ont émergé au niveau macro. C'est précisément l'objectif de notre recherche.

Dans ce chapitre, nous allons commencer par présenter de manière détaillée la discipline ACE, et nous tâcherons de mettre en perspective la pertinence d'une telle approche dans notre travail de recherche. Nous ferons par la suite une revue de littérature sur l'utilisation des simulations multi-agents dans les domaines de la diffusion des connaissances et des réseaux sociaux. L'objectif de cette démarche sera de positionner notre propre travail par rapport aux travaux précédents.

4.1. Une approche de type « bottom-up »

Considérer une économie comme un système complexe et auto-organisateur, implique l'utilisation d'une méthodologie alternative à l'approche économique classique. Cette méthodologie doit pouvoir permettre la compréhension de la relation entre les phénomènes observés au niveau macro et ceux qui se passent au niveau micro de cette économie. Or, l'analyse déductive classique ne se révèle pas très pertinente dans ce contexte. En effet, nous avons pu voir, notamment grâce aux travaux de Kirman [1992], que les phénomènes agrégés ne pouvaient se résumer à la somme des phénomènes observés au niveau individuel, et qu'à moins d'une simplification extrême des phénomènes étudiés, il était impossible de réunir les deux niveaux micro et macro d'une économie en utilisant l'approche analytique classique.

Dans cette perspective, l'approche ACE semble constituer un outil intéressant. Nous pouvons trouver une définition à cette approche donnée par Tesfatsion [2000, p. 1] comme suit : « *Agent-based computational economics (ACE) is the study of economies modeled as evolving systems of autonomous interacting agents* ». Cette approche qui réunit des notions et des instruments des sciences cognitives, de l'économie évolutionniste et des sciences informatiques peut être classée comme une approche de type « bottom-up ». Elle étudie les interactions entre différentes entités appelées « agents ». Ces agents sont hétérogènes, et de leurs interactions résulte un phénomène au niveau agrégé, qui peut être analysé à la lumière de ces interactions locales.

Par conséquent, cette méthode est opposée à la méthode analytique classique de type « top-down », qui étudie un système en le décomposant. Dans l'approche ACE, différentes entités sont mises en commun pour constituer un système, qui sera étudié à partir du résultat des interactions entre ces différentes entités. Dans cette perspective, cette approche est basée principalement sur l'utilisation d'un outil particulier qui est les simulations multi-agents (SMA). Dans ces simulations, des agents artificiels, hétérogènes et dotés de rationalités limitées vont interagir les uns avec les autres au niveau local [Duffy, 2006]. L'on cherchera ensuite à observer et à expliquer des phénomènes agrégés, en se basant sur des observations au niveau local.

De fait, l'approche ACE est particulièrement adaptée à l'étude de systèmes non-linéaires. En effet, la plupart de ces derniers ne peuvent être traités de manière analytique et il n'existe souvent pas d'équations qui, lorsqu'elles sont résolues, peuvent prédire les caractéristiques d'un système non linéaire [Gilbert et Troitzsch, 2005]. Les simulations multi-agents représentent un moyen généralement efficace pour étudier ces systèmes-là. Pour cela, le chercheur construit un modèle multi-agents et fait tourner des simulations d'où il pourra éventuellement extraire des propriétés, qui l'aideront à mieux comprendre le système en question.

C'est la démarche que nous adoptons dans notre travail de recherche. En effet, nous proposons d'utiliser des simulations multi-agents pour modéliser un processus de transfert de connaissances au sein d'un réseau ayant la structure particulière d'une communauté de pratique. Dans la société artificielle ainsi créée évolueront des agents hétérogènes dotés de rationalités limitées, d'information incomplète, et de capacités cognitives diverses. Ce type de modèle permet d'inclure des caractéristiques détaillées des agents et de leurs comportements. Cela offre la possibilité d'offrir plus de réalisme au modèle, cependant, un trop grand nombre de détails dans un modèle peut rendre difficile sa compréhension [Edwards *et al*, 2003]. Nous verrons cela plus en détail un peu plus loin (cf. 4.3). Grâce à l'approche « bottom-up » des SMA, nous tenterons d'expliquer nos observations au niveau agrégé (la manière dont la connaissance est diffusée au sein de la communauté) à travers des paramètres identifiés au niveau des individus (coordination des agents autour de l'accès à la connaissance).

4.2. Utilisation des SMA en économie de la connaissance

Les simulations multi-agents ont apporté une avancée considérable en économie de la connaissance avec ses différents aspects relatifs aux processus de création, d'intégration et de transfert de cette dernière. En effet, elles ont rendu possible de représenter directement des individus, leurs comportements et leurs interactions. À titre d'exemple, nous pouvons citer les travaux de Rouchier *et al* [2004], qui modélisent un réseau social où différentes logiques d'interaction peuvent exister, en comparant des interactions selon une hiérarchie préexistante ou selon les interactions passées des individus. Étudier ce type de phénomènes en se basant sur des méthodes analytiques se révélerait pour le

moins complexe. De fait, l'intégration de variables de type *qualitatif* représente un élément important lorsqu'on s'intéresse à l'étude de certains phénomènes complexes, qui prennent place au sein de réseaux sociaux, où interagissent des individus hétérogènes, dotés de capacités cognitives diverses, et poursuivant des objectifs communs ou non.

Un certain nombre d'auteurs ont utilisé les simulations multi-agents pour étudier la diffusion de connaissances au sein d'un réseau social (voir à titre d'exemples les travaux de Cowan et Jonard [1999], Cataldo *et al* [2001], Morone et Taylor [2003, 2004b]). Les simulations jouent un rôle différent selon l'objectif de chaque auteur. Sans prétendre le faire de manière exhaustive, nous pouvons tenter de référencer les différents rôles joués par les SMA selon deux objectifs : **prédiction** ou **explication**.

4.2.1. Un outil pour prédire

Ici, on cherche à savoir si des structures seraient observées au niveau macro, et quel impact auraient des changements effectués au niveau micro sur ces structures-là [Troitzsch, 2004]. Comme l'écrivent Doran et Gilbert [1994] : "... *the aim may be to predict reliably the behaviour of the target in certain key conditions which may or may not be under our control*" [*Ibid.*, p. 8]. Plus précisément, on cherche à savoir si les décisions prises au plan économique, politique ou institutionnel offriront des systèmes « socialement performants » avec le temps [Tsfatsion, 2003]. L'utilisation des simulations pour des prédictions qualitatives (comme celles relatives à des comportements) ou quantitatives (relatives à des observations quantifiables) [Troitzsch, 2004], peut aider à valider ou améliorer le modèle sur lequel elles sont basées, ou bien encore à découvrir de nouvelles relations ou principes, jusque-là inexplorés [Axelrod, 2005].

À titre d'exemple, Taylor et Morone [2006] utilisent les SMA dans le but de comprendre comment des réseaux d'innovateurs émergent, et comment la visibilité d'une firme peut influencer sur ces réseaux. L'implémentation d'un modèle multi-agents leur apporte une meilleure compréhension des relations entre les décisions et les comportements d'individus au niveau micro, et l'émergence de faits stylisés relatifs aux

relations inter-firmes. De fait, ces auteurs réussissent à identifier le paramètre de visibilité d'une firme comme un élément clé pour établir des partenariats.

Dans la même perspective, de nombreux travaux ont cherché à connaître l'impact de modifications au niveau micro sur des phénomènes observés au niveau macro.

Ainsi, Cowan et Jonard [1999] cherchent à savoir comment la structure des réseaux de communication peut avoir une influence sur la performance agrégée du réseau en question. Les résultats démontrent que le degré de diffusion des connaissances est relatif à la structure du réseau de communication. De fait, les réseaux de type « small world » constituent un endroit favorable à la diffusion des connaissances. Ici, les SMA permettent de créer un système de diffusion des connaissances où l'on peut faire varier un certain nombre de paramètres relatifs à la structure du réseau, et voir leur impact sur le processus de diffusion des connaissances.

De plus, les SMA peuvent également permettre de créer un modèle qui prend en compte la complexité du processus d'acquisition de connaissances dans des interactions de type face-à-face. De fait, la structure d'un réseau de type « small world », identifiée comme très efficace en termes d'échange de connaissances [Cowan et Jonard, 1999] semble ne pas être déterminante [Morone et Taylor, 2003, 2004b]. Ce qui l'est est la connectivité locale du réseau que ces auteurs suggèrent de favoriser.

Ces travaux ont porté sur l'étude du transfert de connaissances au sein d'un seul réseau. Cependant, les SMA peuvent également être utilisées pour étudier ce processus dans plusieurs structures différentes de manière simultanée. Cataldo et al [2001] modélisent les interactions entre individus dans trois structures organisationnelles différentes et dans trois types de groupes de travail. Ils étudient la manière dont les caractéristiques personnelles d'individus au sein d'une organisation peuvent avoir une influence sur les connaissances organisationnelles et leur transfert. Les résultats démontrent notamment que la structure organisationnelle a une forte influence sur la diffusion des connaissances. De plus, ils identifient des facteurs environnementaux qui peuvent avoir un impact négatif sur ce processus.

Les SMA sont également utilisées pour étudier la sélection de pratiques organisationnelles. Lazaric et Raybaut [2004] étudient l'impact de certaines routines organisationnelles sur le processus de création de connaissances au sein de communautés de pratique. Leurs résultats démontrent que les configurations en réseaux (non hiérarchiques) sont les plus profitables à l'organisation, mais sont souvent instables en cas de conflit, ce qui représente le point faible des structures non hiérarchiques. L'autorité est identifiée comme un élément clé pour la sélection des connaissances et la motivation des employés.

Comme nous pouvons le voir, les paramètres que les SMA permettent de tester peuvent aller de simples infrastructures de communication [Cowan et Jonard, 1999] à la sélection de pratiques organisationnelles [Lazaric et Raybaut, 004], en passant par l'identification d'environnements favorables à la diffusion des connaissances [Cataldo *et al*, 2001 ; Morone et Taylor, 2004a].

Dans cette perspective, le chercheur a la possibilité de répéter ses expérience un nombre illimité de fois, à moindre coût, car une fois le programme de simulation créé, l'itération des simulations peut se faire sans contrainte matérielle.

4.2.2. Un outil pour expliquer

La question qui se pose ici est de savoir pourquoi certaines régularités apparaissent et se maintiennent dans certaines circonstances. Précisément, l'on cherche savoir s'il est possible de faire apparaître ces régularités en fournissant des conditions favorables à cela. Conditions qu'il reste cependant à déterminer. Dans le but d'atteindre cet objectif, les interactions et comportements des agents hétérogènes qui ont permis cet état de fait sont étudiés, pour savoir si, à partir d'un certain type de comportements, il serait possible de *répliquer* certaines régularités *émergentes*. Dans cette perspective, les simulations multi-agents sont parfaitement adaptées pour **expliquer** des phénomènes complexes. Comme l'écrivent Taylor et Morone [2006] : « *The agent-based approach allows us to capture dynamics and complexity in our models.* » [*ibid.*, p. 38]. De fait, les SMA permettent de construire des modèles relativement simples, qui permettent de comprendre ce qui se passe à l'échelle réelle du phénomène. Un modèle multi-agents qui permettrait de répliquer des phénomènes macro observés dans le monde réel, en se

basant sur des éléments micro « simulés » proches d'éléments micro observés dans la réalité, pourrait *expliquer* ce qui passe aux niveaux micro et macro [Troitzsch, 2004]. Un modèle multi-agents peut également servir à comprendre certaines observations au niveau macro en se basant sur des éléments théoriques. Par exemple, Orillard [2005] suggère, après avoir « *construit un cadre permettant de prendre en compte un système de règles reflétant à la fois la gestion des connaissances, la construction des alliances et la constitution de communautés* », d'avoir recours aux simulations multi-agents pour notamment essayer de mettre en perspective des « *comportements types et des lois d'évolution caractéristiques de l'oligopole social* » [Ibid., p. 19].

Dans cette perspective, les SMA sont souvent utilisées pour reproduire un phénomène complexe, qui, dans le contexte de l'économie de la connaissance, est souvent relatif à des processus de diffusion ou de création de connaissances, impliquant différents individus. Ainsi, lorsque Morone et Taylor [2003, 2004b] s'intéressent aux mécanismes qui dominent le processus de diffusion de la connaissance à travers le processus d'« interactive learning » ou apprentissage par interaction, ils utilisent les SMA pour construire un modèle multi-agents qui leur permet de créer un modèle qui peut prendre en compte la complexité du processus d'acquisition de connaissances dans des interactions de type face-à-face. En faisant cela, ces auteurs arrivent à identifier des éléments relatifs à la structure du réseau social en question, comme des paramètres favorisant la diffusion de connaissances au sein d'un réseau.

Dans le même objectif, les simulations multi-agents permettent de modéliser un réseau social dans lequel évoluent des individus dotés de différentes capacités à innover ou à imiter [Chang et Harrington, 2005]. Ces individus présentent des comportements hétérogènes au niveau micro, dont la modification peut engendrer des différences au niveau macro. Pour arriver à appréhender la relation qui existe entre le niveau micro et le niveau macro, certains auteurs provoquent des modifications au niveau des individus et observent leur impact au niveau agrégé. Ils testent ainsi différents paramètres.

C'est la démarche qu'adoptent Morone et Taylor [2004a]. Ces auteurs s'intéressent aux mécanismes qui permettent la transmission de la connaissance entre différents individus, au moyen de leurs relations personnelles. Les SMA leur permettent de voir sous quelles conditions la transmission des connaissances se fait de manière homogène

ou non. Ils démontrent que la structure du réseau peut avoir un impact sur la manière dont la diffusion des connaissances se fait, et que cette dernière est plus homogène si les dotations initiales en connaissances sont homogènes.

Rouchier *et al* [2004] testent également des agents avec des rationalités différentes, et observent le résultat au niveau macro. Ces auteurs étudient un réseau où une hiérarchie préexistante influence les échanges sociaux et la distribution de la connaissance et, où des propriétés émergentes peuvent également être pertinentes dans les choix de partenaires sociaux. Ils modélisent deux logiques d'interactions au sein d'un réseau : selon une hiérarchie préexistante, ou selon les interactions passées et démontrent que ces deux logiques d'interactions influent différemment sur le processus de diffusion des connaissances.

Pour notre part, nous utilisons les simulations multi-agents dans le but de comprendre comment certaines structures de communications peuvent influencer le processus de transfert de connaissances. Nous nous positionnons dans une approche explicative et les modèles multi-agents que nous utilisons sont construits à partir d'hypothèses simples, basées entre autres, sur des éléments de la littérature autour du transfert de connaissances et des communautés de pratique. En adoptant cette démarche, nous avons choisi de nous positionner dans la perspective du principe KISS, que nous développons dans ce qui suit.

4.3. Des simulations suivant le principe KISS (Keep It Simple, Stupid)

Présenté par Axelrod [2005], ce principe met en avant la nécessité du caractère simplifié des modèles multi-agents. Le modélisateur et les individus amenés à être confrontés aux résultats des simulations multi-agents ont des capacités cognitives limitées. On n'observe pas toujours de relation de cause à effet évidente entre les résultats observés et les paramètres initiaux des modèles. La caractéristique principale d'un modèle multi-agents est l'émergence de phénomènes observés à un certain niveau, à la suite d'interactions qui se sont passés à un autre niveau [Gilbert et Troitzsch, 2005]. Il n'est pas toujours aisé de comprendre quel paramètre ou comportement est responsable des résultats observés à la fin des simulations.

En adhérant au principe KISS, le modélisateur garde à l'esprit, lors de la construction de son modèle, les éventuelles difficultés qu'il pourrait avoir à interpréter certains résultats. Il doit donc maintenir un niveau de simplicité qui permettra :

- De comprendre de ce qui se passe dans le modèle ;
- De vérifier le modèle en permettant une éventuelle réplique par une tierce personne;

La simplification exigée par le concept KISS dépend de la nature du phénomène étudié et du chercheur. En effet, la décision d'inclure dans la modélisation certains paramètres et d'en exclure d'autres revient à ce dernier. Cela est laissé à son appréciation. Dans ces conditions, une simplification excessive du modèle peut exclure des paramètres qui pourraient avoir un effet important sur les résultats de la simulation. La décision du degré de simplification du modèle relève de « l'art de la simulation » [Harrison *et al*, 2007].

Le principe KISS est opposé au principe KIDS (Keep It Descriptive, Stupid) [Edmonds et Moss, 2005]. Ces auteurs remettent en question la nécessité de la simplicité imposée par le principe KISS aux chercheurs. Comme nous l'avons évoqué plus haut, la simplicité permet de contrôler le modèle construit, on peut le manipuler plus facilement mais également le vérifier ou le valider plus facilement. Néanmoins, Edmonds et Moss s'opposent au principe qu'un modèle simple est souvent plus proche de la réalité. *“It is sometimes claimed (and often implied) ... that a simpler model is more likely to be true; or gets closer to the essence of the matter. In other words, that a simpler model is, in general, fundamentally better – it is this we are arguing against”* [Edmonds et Moss, 2005, p. 130]. Ils proposent alors une autre approche, celle du principe KIDS. Selon ce principe, le chercheur construit un modèle descriptif détaillé du phénomène étudié, et ne le simplifie que lorsque cela s'avère nécessaire. En adoptant un tel raisonnement, les avantages de la simplicité ne sont pas niés, mais il est néanmoins considéré qu'il ne faut y avoir recours que lorsque celle-ci est justifiée, un modèle descriptif étant plus adéquat à l'étude de phénomènes complexes.

Dans le cadre de notre recherche, notre objectif est de comprendre ce qui peut avoir une influence sur le processus de transfert de connaissances, dans le contexte particulier

d'une communauté de pratique. Partant du faible nombre d'études traitant de ce sujet particulier dans la littérature, nous avons décidé de commencer la construction de nos modèles multi-agents en partant d'hypothèses simples, issues de cette même littérature (développées dans le chapitre suivant et relatives à la rationalité des agents et la structure de la société artificielle créée) et de l'enquête empirique que nous avons menée. En faisant cela, nous souhaitons être capable de comprendre mais aussi d'expliquer les résultats, parfois complexes, de nos modèles. Cela représente pour nous une condition indispensable pour arriver à apporter des réponses aux questionnements soulevés tout au long de cette thèse. Dans cette perspective, nous nous inscrivons dans la même approche que Rouchier [2005] qui écrit : *“There is a need to rely on a strict methodology to build indicators and link results to each initial parameters of the simulation”* [ibid., p. 4].

Par conséquent, notre approche adhère au principe KISS. En effet, le modèle initial que nous avons construit [Guechtouli, 2006a] était très simple et représentait la base des modèles que nous développerons dans la seconde partie de cette thèse. Ce modèle a ensuite été complexifié, après des allers-retours entre la littérature, l'enquête empirique et la modélisation⁷.

L'adhésion aux principes KISS/KIDS peut orienter la capacité du modélisateur à comprendre et interpréter les résultats émis par le modèle multi-agents. Néanmoins, arriver à interpréter ces résultats n'en garantit pas la fiabilité. Ce qui la détermine est la vérification et la validation du modèle en question.

4.4. Fiabilité des résultats : vérification et validation

4.4.1. La vérification : une procédure ex ante

À la construction d'un modèle multi-agent, le chercheur s'assure au fur et à mesure de cette tâche qu'il n'y a pas de bug ou d'erreurs de programmation, afin que le modèle qu'il construit, représente bien le modèle conceptuel qu'il souhaite modéliser. Cependant, ces précautions sont parfois loin de garantir la justesse du modèle conçu. Comme l'écrivent

⁷ Les différentes étapes qu'a connues ce modèle ont fait l'objet de communications (cf. Guechtouli [2006b, 2007a, 2007b])

Edmonds et Hales [2003, paragraphe 1.5] : “*Clearly, simply implementing simulations with respect to a conceptual model and then "eyeballing" their outputs for consistency with the conceptual model and data series is insufficient to ensure the correctness of an implementation*”.

De fait, certaines erreurs de programmation peuvent rester invisibles à l'œil du chercheur et n'être découvertes que lors d'une éventuelle réplique du modèle en question. Cette procédure est particulièrement utile lorsque le chercheur se retrouve face à un résultat inattendu. En effet, une des particularités des simulations multi-agents réside dans le fait que, parfois, le chercheur ne sait pas quels résultats attendre de son modèle [Edmonds et Hales, 2003]. Par conséquent, il doit être capable de déterminer si un résultat inattendu est un résultat émergent mais correct, ou bien s'il est la simple conséquence d'un bug dans le programme informatique. La réplique de modèles multi-agents permet aux chercheurs de *vérifier* leurs modèles.

Ainsi, la vérification, ou ce qu'Axelrod [2005] appelle la « validation interne », est le processus qui permet de vérifier que le programme exécute bien le modèle que le chercheur a conçu. “*Verification, ... , is a necessary step in moving a model from the theoretical to the applied realm and is a necessary step in establishing the accuracy of the theory embodied in the model*” [Carley, 1996, p. 16].

Pour être vérifiable par autrui, un modèle doit leur être accessible, le chercheur doit donc offrir une présentation détaillée du code utilisé pour l'élaboration du modèle. Toutefois, l'accessibilité d'un modèle multi-agent est souvent compromise [Polhill et Gots, 2006] étant donné que le lecteur doit pouvoir lire et comprendre le langage dans lequel le modèle a été programmé. À défaut, le lecteur doit pouvoir se référer à la description détaillée du modèle pour le répliquer. Dans les chapitres 6 et 9 de cette thèse, nous avons tenté d'offrir une description aussi détaillée que possible des modèles utilisés ici. De plus, des diagrammes détaillés des différents processus d'interaction utilisés sont illustrés dans les annexes Annexe 10, Annexe 11, Annexe 12 et Annexe 13. Ces descriptions ont pour but de permettre une éventuelle réplique du modèle dans le futur.

Edmonds et Hales [2003] ont démontré l'utilité d'une telle approche. De fait, ces auteurs ont tenté d'implémenter à nouveau le modèle de Riolo *et al* [2001]. En conclusion de leurs travaux, ces auteurs ont réussi à identifier certaines erreurs de programmations, mineures, dans le modèle initial, qui n'auraient pas été mises en évidence sans leur démarche.

Hormis les erreurs de programmation informatique, d'autres problèmes peuvent être identifiés. Ainsi, Rouchier [2003] a rencontré certains problèmes lors de la réplification d'un modèle de Duffy [2001]. Ces problèmes venaient du fait que dans le modèle initial, la rationalité des agents n'était pas décrite de manière suffisamment algorithmique, et également d'un manque de précision dans les indicateurs utilisés. Sans une tentative de réplification du modèle initial par cet auteur, ces problèmes restaient non identifiés. De fait, il apparaît que la réplification est un moyen pertinent pour savoir si un modèle, et ses résultats, sont fiables. *"If we are to be able to trust the simulations we use, we must independently replicate them"* [Edmonds et Hales, 2003, paragraphe 12.2.]

De plus, un programme vérifié est un programme qui peut être exécuté et ré-exécuté par le chercheur qui l'a construit, ou d'autres chercheurs qui le souhaiteraient. Ces individus doivent comprendre ce qui se passe dans le modèle, durant l'exécution du programme. Ils seront également à même d'expliquer tout résultat produit par le modèle.

Pour notre part, nous avons procédé à la vérification des modèles multi-agents présentés dans ce travail. Ces modèles ont initialement été construits avec la plateforme de programmation VisualWorks7. Avec l'aide d'un des co-concepteurs du logiciel Cormas, nous avons ensuite entièrement reprogrammé les modèles avec le logiciel de programmation Cormas. Les modèles donnaient les mêmes résultats dans les deux plateformes. Nous nous sommes ainsi assurés que le programme informatique que nous avons conçu pour faire des simulations multi-agents exécutait bien les tâches qu'on en attendait. Cela assure que les résultats obtenus à la suite des simulations sont corrects, mais ne garantit pas pour autant qu'ils puissent correspondre à une situation réelle donnée. Cela représente pourtant une condition indispensable pour que le modèle soit valide. Comme l'écrivent Doran et Gilbert [1994] : *"A model that can be relied upon to reflect the behavior of its target is said to be 'valid'"*. Il est alors nécessaire de valider le modèle.

4.4.2. La validation : une procédure ex post

Intéressons-nous à présent à la **validation**. Celle-ci permet de vérifier que le modèle implémenté représente bien **le monde réel**. En effet, un modèle est validé si l'on sait à quel degré il est représentatif du processus inconnu qui a généré des résultats observés dans la réalité [Windrum *et al*, 2007]. Ainsi, la validation est toujours en rapport avec la réalité, une comparaison entre les comportements d'agents artificiels et d'agents réels semble constituer une étape nécessaire pour valider un modèle [Rouchier, 2005]. L'on parle alors de validation empirique. Au cours de cette procédure, les processus internes au modèle sont étudiés. *“Validation is a joint approach to simultaneously addressing validity of the internal workings of the model and the results that it generates”* [Carley, 1996, p. 13].

Il existe trois façons d'approcher la validation : validation théorique, validation externe et validation inter-modèles (cross-model validation) [Carley et Gasser, 1999].

La validation théorique cherche à déterminer si un modèle représente bien des faits observés dans la réalité. *“The adequacy of the conceptualization is often determined on the basis of whether or not a set of situation experts consider the model to have captured the main factors that they observe in organizations”* [Carley et Gasser, 1999, p. 315].

La validation inter-modèles est basée sur la comparaison d'un modèle avec d'autres modèles, issus de travaux antérieurs. *“Cross-model validation has to do with determining whether or not the results from one computational model map on to, and/or extend, the results of another model”* [Carley et Gasser, 1999, p. 315]. Un modèle doit, dans le meilleur des cas, pouvoir apporter des résultats nouveaux en comparaison aux études antérieures. Pour s'assurer de cela, il est nécessaire d'établir une comparaison qui lie le modèle en question aux travaux précédents, qui utilisent des méthodologies de recherches plus conventionnelles [Gilbert, 2004].

Quant à la validation externe, elle consiste à comparer les résultats obtenus grâce aux modèles à la réalité. C'est une validation essentiellement empirique, qui nécessite des investigations sur le terrain. Cependant, les données récoltées lors de ces investigations

n'ont pas pour objectif de déterminer si un modèle décrit la réalité de manière fidèle. Werker et Brenner [2004] expliquent bien ce point: *“We believe that this is impossible. As in statistics, all that can be done with the help of empirical data are two things. First, we can reject some models meaning that we restrict the parameters of the general model to certain ranges, so that only a certain subset of all model specifications is considered. Second, in a later step we will study the correctness of these specifications with the help of empirical data on implications”* [Ibid, p. 8].

Il existe différentes approches de validation empirique, chacune d'elles cherche à réduire le nombre de paramètres du modèle, et le nombre de «mondes » possibles [Windrum *et al*, 2007]. Ces approches sont les suivantes :

- L'approche de calibration indirecte ;
- L'approche de Werker-Brenner [2004] ;
- L'approche basée sur les observations passées (« history-friendly approach »).

Les deux premières approches ne cherchent pas à réduire le nombre de paramètres mais utilisent des éléments empiriques qui leur permettent d'identifier des « sous-régions » dans le spectre des valeurs prises par les paramètres. Cela devrait permettre au modèle de reproduire des faits stylisés à l'intérieur de ces intervalles.

La dernière approche peut être interprétée comme un processus de calibration basée sur des enquêtes empiriques passées. Les résultats de ces dernières servent de contraintes aux paramètres, ainsi qu'aux règles d'interactions et de décisions.

Par ailleurs, il est considéré qu'un modèle qui réussit à établir des prédictions quantitatives ou qualitatives au niveau macro, en se basant sur des éléments identifiés au niveau micro, peut être validé, de même que la théorie derrière le modèle en question [Troitzsch, 2004]. Le caractère descriptif d'un modèle peut également servir d'élément pour le valider. En effet, comme l'écrit Troitzsch [2004, p. 6] : *“When we model social processes in a participatory context, then agreement of the participating stakeholders on the validity of the model can be a reasonable indicator for the validity of the model”*.

Cependant, il est à noter que les différentes méthodes de validation mentionnées ici ne peuvent pas être utilisées pour valider des modèles multi-agents abstraits et théoriques.

En effet, elles sont basées sur des éléments empiriques tels que des données empiriques pour calibrer les paramètres du modèles, ou la conception même du modèle en faisant participer les individus impliqués dans le phénomène que l'on cherche à modéliser. Or, ces éléments ne peuvent être pris en compte dans le cas de modèles théoriques.

De plus, les trois types de validation mentionnés plus haut (théorique, externe et inter-modèles) ne valident un modèle qu'au niveau macro [Takadama *et al*, 2008]. Cependant, pour être validé, un modèle doit également être validé au niveau *micro* [Gilbert, 2004]. En effet, il existe une distinction entre les niveaux individuel et social ; des résultats observés au niveau social émergent de comportements observés au niveau individuel [Gilbert, 2006]. De fait, la validation au niveau micro s'intéresse notamment à la manière dont le comportement des agents a été modélisé. Comme l'écrivent Rouchier *et al* [2008, paragraphe 1.2.], "*in order to validate computational models and simulation results, both sensitivity analysis on the parameter setting and on agent modelling should ideally be conducted*".

De fait, les comportements des agents peuvent être qualifiés de « plausibles » s'ils sont conformes aux objectifs des acteurs. Pour connaître les objectifs des individus en question, le chercheur peut soit les questionner (mais cela peut avoir pour conséquence de modifier les objectifs initiaux des individus s'ils sont amenés à les formuler de manière verbale) soit observer leurs comportements (cette méthode n'offre qu'un aperçu de leurs états cognitifs) [Gilbert, 2004].

Pour résumer, il existe différentes approches pour valider un modèle (cf. Fig. 6). La première distinction que nous pouvons faire est relative au niveau auquel se fait la validation (micro et macro). Vient ensuite la manière dont le modèle peut être validé (théorique, empirique ou en comparaison avec d'autres modèles). Pour notre travail de recherche, nous proposons de valider les modèles utilisés dans cette thèse aux niveaux micro et macro. Nous verrons ultérieurement (cf. 11.3, page 223) les différentes approches choisies pour chaque modèle. Nous justifierons également ces choix.

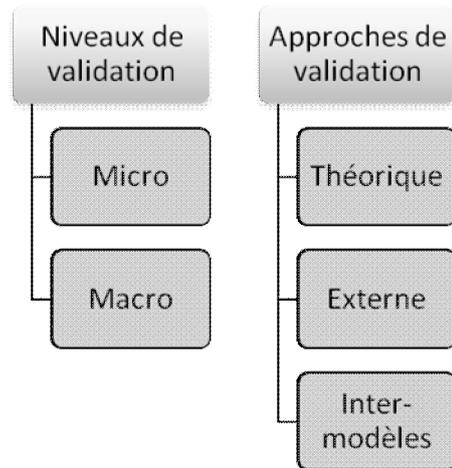


Fig. 6 Niveaux et approches de validation

4.4.3. De la vérification à la validation

Sans opposer les deux approches de validation et vérification, nous considérons au contraire qu'elles sont complémentaires. Nous rejoignons en cela les travaux de Moss [2001] lorsqu'il écrit : "*Validation is obviously an a posteriori constraint while verification is an a priori constraint*" [ibid., p. 12]. En effet, à la construction de tout modèle multi-agent, et bien avant de chercher à générer des résultats et les analyser, le chercheur doit avant tout *vérifier* que le programme qu'il a créé reproduit bien le modèle qu'il a conçu. Il doit également respecter les théories et hypothèses mobilisées lors de sa conception. Une fois cela effectué, et les résultats obtenus, le chercheur peut comparer ces derniers avec le phénomène que le chercheur souhaite modéliser. S'ils sont différents, il peut redéfinir son modèle afin que les futurs résultats représentent mieux le phénomène étudié.

En conclusion, les modèles multi-agents doivent être vérifiés et validés afin que le chercheur puisse être sûr qu'ils reproduisent bien le phénomène étudié, et que leurs résultats sont significatifs. Cela suggère une collaboration nécessaire entre différents modélisateurs. Or, ce type de collaboration n'est pas souvent observé, les chercheurs tendent à construire leurs propres modèles et ne cherchent pas à les faire vérifier par quelqu'un d'autre, ni à vérifier ceux d'autrui. C'est le constat que faisait déjà Carley [1996] et que confirment Hales *et al* [2007].

Conclusion du chapitre 4

Les simulations multi-agents permettent de modéliser un processus d'innovation, en abstraction de la réalité, sans toutefois faire l'impasse sur caractéristiques essentielles spécifiques à ce processus, comme l'apprentissage des agents, leurs rationalités cognitives hétérogènes et limitées ou encore des interactions en situation d'information imparfaite [Ahrweiler *et al*, 2004]. Dans cette perspective, elles nous semblent être un outil pertinent dans le contexte de notre recherche. Nous avons donc choisi d'aborder les questionnements soulevés tout au long de cette thèse, à travers une approche basée sur les simulations multi-agents.

Dans le contexte de l'économie de la connaissance, et plus précisément lorsqu'il s'agit d'étudier la diffusion de la connaissance au sein d'un réseau d'individus, les SMA ont permis de mettre en perspective certains paramètres, identifiés comme des éléments clés, dans ce processus. Ces paramètres sont relatifs à la structure du réseau en question, et aux structures d'interactions mises en place au sein du réseau. Notre travail de recherche s'inscrit également dans cette lignée de travaux.

Adhérant au principe Keep It Simple, Stupid d'Axelrod [2005], nous proposons de construire des modèles multi-agents qui nous permettront d'arriver à déterminer les structures communicationnelles à mettre en place au sein d'une communauté de pratique, afin d'offrir un environnement favorable aux processus de transfert de connaissances et d'apprentissage individuel.

Dans le chapitre suivant, nous allons situer les SMA dans le contexte de notre travail de recherche. Nous y présenterons les hypothèses et propriétés de base sur lesquelles ont été construits les modèles multi-agents que nous utilisons pour répondre aux questionnements soulevés par notre problématique.

**Partie 2 : Modélisation multi-agents des
processus de transfert de
connaissances**

Chapitre 5 : De la théorie à la modélisation

Introduction du chapitre 5	114
5.1. Démarche de la recherche	116
5.1.1. Les SMA dans notre travail de recherche	116
5.1.2. Les propriétés utilisées pour la construction des modèles	117
5.2. Objectif de la modélisation : répondre aux questions secondaires	119
5.2.1. Quel est le rôle joué par chaque catégorie d'individu au sein d'une communauté de pratique dans les processus de transfert direct et indirect de connaissances ?	121
5.2.2. La manière dont les sources de connaissances sont sélectionnées au sein d'une communauté de pratique influence-t-elle le processus de transfert de connaissances ?	123
5.3. Analyse de la coordination des agents	125
5.3.1. L'analyse des réseaux sociaux	125
5.3.2. La centralité au sein d'un réseau	126
5.3.3. L'analyse des réseaux dans notre travail de recherche	127
Conclusion du chapitre 5	129

Introduction du chapitre 5

Dans la seconde partie de la thèse, nous souhaitons étudier l'impact de différentes structures communicationnelles au sein d'une communauté de pratique, sur le processus de transfert de connaissances (direct et indirect) ainsi que sur l'apprentissage des individus appartenant à cette structure sociale. Le choix d'étudier ce type particulier de communautés est dû à l'intérêt que nous portons au processus de transfert de connaissances. Dans une CoP, l'objectif premier des individus est l'augmentation de leurs compétences dans la pratique de la communauté ; la création de connaissances est un effet involontaire de leurs interactions. Si notre but avait été de modéliser la création des connaissances, alors nous aurions basé notre étude sur un autre type de communauté de savoir, dont l'objectif principal est la création de connaissances, comme une communauté épistémique par exemple.

Afin d'atteindre leur objectif commun, les individus doivent coordonner leurs actions pour pouvoir avoir accès à la connaissance, dont la disponibilité n'est pas toujours évidente. Ce qui nous intéresse est d'observer la manière dont les agents le font pour acquérir de nouvelles connaissances et augmenter leurs compétences.

Pour cela, nous allons construire des modèles multi-agents qui nous permettront de créer différentes sociétés artificielles, que nous comparerons sur la base des éléments suivants :

- La structure de la communauté ;
- Le type de transfert de connaissances mis en place ;

- Le rôle joué par différentes catégories d'individus au sein de la communauté, selon le type de transfert étudié.

À l'issue des simulations, nous obtenons des sociétés artificielles que nous analyserons grâce à des mesures empruntées à l'analyse des réseaux sociaux. Voici, dans ce qui suit, une définition de ce concept, et une présentation des mesures utilisées.

5.1. Démarche de la recherche

5.1.1. Les SMA dans notre travail de recherche

Dans notre recherche, nous souhaitons construire un modèle multi-agents afin d'étudier l'impact de certains paramètres relatifs aux structures communicationnelles au sein d'une communauté de pratique, sur le processus de transfert de connaissances. Nous jugeons l'utilisation des simulations multi-agents parfaitement pertinente pour la problématique de notre recherche. Nous nous intéressons à un processus complexe qui est le transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique. Ce processus diffère dans sa mise en œuvre selon le type de connaissances traitées. De plus, nous supposons que le contexte dans lequel prend place ce processus peut avoir une grande influence (positive ou négative) sur le succès de ce processus dont dépendent les activités d'apprentissage et d'innovations au sein d'une communauté.

Notre choix s'est porté sur les simulations multi-agents pour les deux raisons suivantes :

D'abord, notre objectif est d'arriver à comprendre ce qui favorise le transfert de connaissances au sein d'un réseau tel qu'une communauté de pratique. Les simulations multi-agents représentent un outil pertinent dans ce contexte puisqu'elles permettent d'étudier des phénomènes complexes dans un but explicatif. Elles sont d'autant plus adaptées à notre problématique qu'elles permettent d'intégrer des variables qualitatives dans le modèle, ce qui, dans notre contexte, est indispensable.

Ensuite, une fois les paramètres qui ont une influence sur le processus de transfert de connaissances identifiés (ici, nous parlons expressément des paramètres qui entrent en ligne de compte lorsqu'on considère les structures communicationnelles), nous souhaitons savoir dans quelle mesure les membres d'une communauté peuvent modifier ces paramètres de manière à favoriser le transfert de connaissances. Concrètement, nous souhaitons tester différents scénarios avec différentes valeurs pour ces paramètres, dans le but d'identifier les situations suivantes :

- Des situations favorables au processus de transfert de connaissances. Ces situations nous renseigneront sur les éventuelles préconisations que nous pourrions adresser aux membres d'une communauté de pratique, en termes de structures communicationnelles à mettre en place.
- Des situations défavorables au processus de transfert de connaissances. Nous tâcherons alors d'identifier les causes de cet état de fait, pour éventuellement être capables de suggérer des modifications concrètes pour offrir un environnement favorable au processus de transfert de connaissances.

Voyons à présent les propriétés empruntées à la littérature sur les CoPs pour construire nos modèles.

5.1.2. Les propriétés utilisées pour la construction des modèles

5.1.2.1. La structure d'une communauté de pratique

La société artificielle que nous allons construire aura la structure d'une communauté de pratique, telle que représentée dans la littérature [Lave et Wenger, 1991]. Elle sera composée des catégories d'agents suivants :

- Un noyau d'agents très compétents qui représentent les « experts » de la communauté. Ces agents représentent les membres fondateurs de la communauté de pratique. Ce sont des sources de connaissances. Ces individus sont déjà experts dans la pratique de la communauté, leur objectif est de développer la pratique de la communauté en interagissant avec les autres membres (d'autres experts, pas seulement des débutants) [Conein et Delsalle, 2005].
- La société comptera également des agents avec des compétences initiales nulles qui représentent les nouveaux venus et qui se situent à la périphérie. Étant donné leurs compétences nulles, ces agents ne peuvent pas initialement fournir de connaissances sur la pratique de la communauté. Leur objectif initial est d'apprendre et devenir experts dans la pratique de la communauté.
- Une catégorie d'agents intermédiaires, qui peuvent être des sources de connaissances potentielles et dont l'objectif est de devenir des experts.

5.1.2.2. *L'engagement des membres d'une CoP*

Nous affecterons aux agents incompetents le seul but d'apprendre et d'augmenter leurs competences dans la pratique de la communauté, tandis que nous n'affecterons aux agents competents aucune contrainte pour les y aider, si ce n'est des contraintes de disponibilité et de competences. Cela dans le but de coller aux caracteristiques des membres d'une communauté de pratique, qui sont très engagés dans la vie de la communauté et dont le seul but est d'apprendre et faire évoluer leur pratique. Comme l'écrivent Cohendet *et al* [2006], l'objectif des membres d'une communauté est de **devenir des experts** dans la pratique de la communauté.

Cependant, nous ne nous intéressons dans ce travail, qu'au deux processus d'apprentissage individuel et de transfert de connaissances. C'est pour cette raison que nous avons délibérément choisi de ne pas prendre en compte l'évolution de la pratique. À notre sens, ce processus relève de la création de connaissances, ce que nous n'incluons pas dans cette recherche (cela représenterait un travail de recherche à part entière).

Par ailleurs, en introduction du chapitre 4, nous mentionnions le fait qu'il était impossible de représenter un comportement macro à partir d'un comportement d'un seul agent « moyen », reprenant ainsi les arguments de Kirman [2004] sur la relation micro/macro.

De fait, nous tenons compte de cet argument dans la construction des modèles multi-agents que nous allons utiliser. Les agents créés ont certes des objectifs communs, et des rationalités similaires selon leurs fonctions dans la communauté, mais ils sont hétérogènes dans leurs dotations initiales en connaissances, ainsi que dans le choix de leurs interlocuteurs. Par conséquent, il ne nous aurait pas été possible d'étudier le processus de transfert de connaissances en nous basant uniquement sur le comportement d'un seul agent représentatif, car les agents créés présentent au fil des simulations une hétérogénéité certaine dans leurs interactions.

5.2. Objectif de la modélisation : répondre aux questions secondaires

À travers les modèles multi-agents que nous proposons de construire, nous souhaitons pouvoir apporter des réponses aux deux questions secondaires évoquées en introduction générale (cf. page 9). Dans ce qui suit, nous détaillons notre démarche pour traiter chacune de ces deux questions. Pour répondre à ces questions, nous devons prendre en considération les deux types de processus de transfert de connaissances évoqués dans le chapitre 1 : transfert direct et transfert indirect. Nous allons donc construire deux modèles multi-agents :

- L'un modélisant un transfert direct de connaissances : où chaque individu interagit avec un agent ciblé, qu'il aura choisi auparavant. Ce type d'interactions s'apparente aux moyens de communication présentés en chapitre 1 (cf. page 30).
- Le second modèle traitera d'un transfert indirect de connaissances : en reprenant la définition que nous avons donnée de ce processus dans le chapitre 1 (cf. page 31), nous construisons un modèle multi-agents où les connaissances sont transmises de manière indirecte. Nous choisissons de modéliser les interactions comme sur un forum électronique, car c'est un mode de communication répandu dans les communautés de savoir (c'est ce que nous avons pu observer sur le terrain au CIRAD ; par ailleurs cela a également été observé par des auteurs tels que Marquois-Ogez [2006] ou encore Conein et Delsalle [2005]). Ici, les individus n'interagissent plus de manière directe avec un individu ciblé.

Pour chaque modèle, nous proposons de tester trois représentations différentes de la connaissance, deux d'entre elles présentent la dotation cognitive d'un individu comme un cumul de différentes connaissances, tandis que la troisième est simplement un vecteur binaire. Ces trois représentations sont définies brièvement dans ce qui suit (elles seront reprises plus en détail dans le chapitre suivant) :

- La connaissance cumulée :
 - une seule connaissance avec 100 degrés d'expertise : ici, on cumule les degrés d'expertise pour atteindre une expertise maximale ;

- 10 connaissances différentes avec 10 degrés d'expertise chacune ;
- La connaissance sous forme de vecteur : un vecteur de 100 connaissances différentes⁸, composé de valeurs binaires : 0 indiquant que l'individu ne possède pas la connaissance en question, 1 indiquant le contraire.

Les deux premières représentations de la connaissance illustrent cette dernière comme un stock. Cette représentation de la connaissance a été vivement critiquée dans la littérature [Morone et Taylor, 2003]. "... *Cognition follows combinatory rules and not additive rules*" [*ibid.*, p. 9]. En effet, la connaissance ne s'accumule pas, mais s'articule plutôt avec les connaissances déjà détenue par un individu. Cet argument trouve son origine dans la distinction faite entre l'économie de la connaissance et l'économie de l'information [Ancori *et al*, 2000]. Nous avons déjà traité ce sujet dans le chapitre 1 de cette thèse (cf. 1.1.1.1). De fait, la connaissance y était décrite comme une notion complexe qui ne peut être définie par une accumulation d'informations. Une information doit être traitée (contextualisée, interprétée et comprise) par un individu pour qu'elle puisse être considérée comme une connaissance (cf. Fig. 2).

Par conséquent, nous préférons à ces deux représentations une modélisation de la connaissance sous la forme d'un vecteur de connaissances. Nous attirons l'attention du lecteur sur le fait que ce vecteur est constitué de valeurs binaires uniquement : 1 signifiant que l'individu possède déjà une connaissance, 0 indiquant le contraire. Il n'y a pas d'accumulation de connaissances ici. Cette représentation de la connaissance, bien que très simplifiée, semble convenir le mieux à notre objectif : étudier le processus de transfert de connaissances au sein d'une communauté. Cet argument est d'ailleurs repris par Cowan et Jonard [1999], qui jugent qu'une représentation sous forme de vecteur est plus adéquate pour capturer la diffusion de la connaissance au sein d'un réseau.

Nous distinguons toutefois la représentation que nous choisissons de celle utilisée par Cowan et Jonard [1999] car, comme nous l'avons précédemment spécifié, le vecteur de connaissances que nous concevons n'est composé que de 0 et de 1. Nous ne cumulons pas de connaissances, comme le font ces auteurs.

⁸ Nous avons délibérément choisi ces valeurs car elles permettent de garder une certaine cohérence en termes de connaissances à acquérir pour un agent. Dans les trois représentations, ce dernier a pour objectif d'acquérir 100 éléments (connaissances ou degrés d'expertise).

Notre choix de cette représentation étant justifié, nous étudierons néanmoins également les deux autres représentations, mais de manière moins détaillée, afin de voir s'il existe réellement une différence quelconque entre ces trois structures de connaissance.

Nous tenterons ensuite de répondre à chacune des questions secondaires soulevées par notre problématique, dans deux contextes différents : avec transferts direct et indirect de connaissances.

5.2.1. Quel est le rôle joué par chaque catégorie d'individu au sein d'une communauté de pratique dans les processus de transfert direct et indirect de connaissances ?

Pour répondre à cette seconde question secondaire, nous étudierons comment la composition d'une communauté de pratique peut influencer sur le processus de transfert de connaissances, et par là même sur l'apprentissage individuel des membres de la communauté.

Là encore, nous nous utiliserons les deux modèles multi-agents précédents (transferts direct et indirect de connaissances) et nous étudions le rôle de chaque catégorie d'agents dans le processus de diffusion des connaissances au sein de la communauté. Étant donné les définitions que nous avons précédemment données des transferts direct et indirect de connaissances (cf. pages 30 et 31), nous formulons les hypothèses suivantes, relatives aux processus de transfert direct et indirect, respectivement.

5.2.1.1. S'il s'agit de transfert direct de connaissances :

Dans un processus de transfert direct de connaissances, les connaissances en questions sont de type codifiable ou non codifiable. Indépendamment du type de la connaissance à échanger, si ce type de transfert est employé, alors le facteur humain (la disponibilité de l'individu détenteur de la connaissance) devrait jouer un rôle important dans le processus de transfert.

Dans cette perspective, s'ils arrivent à augmenter suffisamment leurs compétences, les nouveaux venus peuvent constituer de **nouvelles** sources de connaissances. Ils

joueraient alors le rôle d'intermédiaires entre les anciennes sources de connaissances et les individus qui sont à la recherche de connaissances.

L'hypothèse que nous formulons ici est la suivante :

Les nouveaux venus jouent un rôle important dans le processus de transfert direct de connaissances en constituant de nouvelles sources de connaissances au sein de la communauté.

5.2.1.2. S'il s'agit de transfert indirect de connaissances :

Le transfert indirect de connaissances, tel que décrit précédemment, présente la particularité de permettre aux individus de consulter les connaissances un nombre illimité de fois. Nous parlons ici de connaissances codifiées qui restent stockées sur un support tel qu'un forum électronique, et sont disponibles de manière illimitée. Cependant, le fait que les connaissances soient stockées sur un support quelconque, et qu'elles soient consultables un nombre illimité de fois nous mène à nous questionner sur l'importance du rôle que peuvent jouer les différentes catégories d'individus (notamment les nouveaux venus) dans ce contexte.

En effet, une fois une connaissance stockée sur le forum, sa disponibilité devrait être indépendante de la disponibilité de l'individu qui la détenait. Donc, une fois les connaissances stockées sur le forum, les individus ne devraient plus jouer un grand rôle dans leur diffusion au sein de la communauté. Néanmoins, avant cette étape, la disponibilité des connaissances dépendrait entièrement des individus qui les détiennent.

Nous formulons alors l'hypothèse suivante :

Les individus experts jouent le rôle plus important lorsqu'il s'agit de transfert indirect de connaissances. Les nouveaux venus comme les individus intermédiaires n'ont pas une grande influence sur ce processus.

5.2.2. La manière dont les sources de connaissances sont sélectionnées au sein d'une communauté de pratique influence-t-elle le processus de transfert de connaissances ?

5.2.2.1. S'il s'agit d'un transfert direct de connaissances :

La structure d'une CoP, telle que définie précédemment présente une hiérarchie certaine en termes de compétences. Les agents les plus compétents (les « experts ») sont situés au centre de la communauté, tandis que plus on se rapproche de la périphérie, moins les agents sont compétents.

La question que l'on se pose ici est de savoir quel serait l'impact de cette structure sur le transfert de connaissances dans la communauté, si cette hiérarchie en compétence était connue des membres de la communauté ? Dans ce cas précis, les agents les plus compétents dans la communauté sont clairement désignés. Ainsi, si les agents connaissaient *ex ante* les agents les plus compétents, comment cela affecterait-il le processus de transfert de connaissances ? Quel type de structure cela engendrerait-il à la fin des simulations ?

Nous émettons l'hypothèse que les nouveaux entrants dans une CoP sont motivés par l'augmentation de leurs compétences personnelles dans la pratique de la communauté. Nous avons notamment eu l'occasion d'observer cela lors de l'enquête empirique menée au CIRAD (cf. 2.2). Apprendre représente leur objectif principal. Nous pouvons alors raisonnablement supposer que s'ils savaient qui étaient les agents les plus compétents dans une communauté, ils chercheraient à interagir principalement avec ces agents-là. La première hypothèse que l'on pose ici est la suivante :

Si les nouveaux venus connaissent les compétences individuelles des autres agents, et si leur objectif principal est de devenir des experts, alors il émergera de leurs interactions un phénomène de file d'attente, l'accès à la connaissance sera compromis, ce qui ralentira considérablement l'apprentissage des individus. La communauté aura une structure sous forme d'étoile, que nous supposons restrictive en termes de transfert de connaissances.

Si cette hypothèse est confirmée, il s'agira alors de déterminer les caractéristiques des agents qui définissent des modes de coordination qui permettront, malgré les effets de congestion observés, d'atteindre un niveau d'apprentissage optimal.

La seconde hypothèse que l'on pose est relative à l'apprentissage des agents. Rappelons que nous définissons l'apprentissage individuel des agents comme le processus menant à l'augmentation de leurs compétences individuelles. Nous définissons également un méta-apprentissage ou un apprentissage de second ordre, qui consiste à apprendre à connaître les compétences des autres membres de la communauté.

Partant de la première hypothèse, si le fait de connaître *ex ante* les compétences des autres agents ralentit l'apprentissage individuel, nous émettons l'hypothèse que dans une situation où les agents les plus compétents n'étaient pas connus, le processus de méta-apprentissage individuel joue un rôle certain dans les processus d'apprentissage individuel et de transfert des connaissances. La seconde hypothèse peut être formulée ainsi :

Nous supposons qu'il existe une différence majeure en termes de transfert de connaissances et d'apprentissage individuel si les sources de connaissances sont sélectionnées sur la base d'une hiérarchie en compétence explicite, ou sur la base d'interactions passées.

En confirmant (ou infirmant) ces deux hypothèses, nous espérons pouvoir déterminer comment la structure de communication au sein d'une CoP peut faciliter l'apprentissage individuel et le transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique.

5.2.2.2. S'il s'agit d'un transfert indirect de connaissances :

La première question que l'on se poserait ici est : peut-on parler de sélection de sources de connaissances lorsque les interactions se passent sur un forum électronique ? Dans ce type de transfert, les membres de la communauté ne s'adressent pas à un individu en particulier, mais postent leurs éventuelles questions sur le forum. Les individus ne sélectionnent donc pas de source de connaissance. La deuxième question secondaire de cette thèse ne concerne donc que le processus de transfert direct de connaissances.

En conclusion, ces deux modèles ont pour objectif d'étudier la coordination des agents autour de l'accès à la connaissance dans des situations de transfert direct et indirect de connaissances. Pour cela, nous proposons d'utiliser l'analyse des réseaux. Plus précisément, nous nous baserons sur des mesures de centralité de degré pour construire des graphes d'interactions et observer la coordination des agents, dans les deux types de transfert de connaissances étudiés. Dans ce qui suit, nous offrons une présentation de l'analyse des réseaux et des mesures utilisées.

5.3. Analyse de la coordination des agents

5.3.1. L'analyse des réseaux sociaux

L'analyse des réseaux est une approche qui a souvent été utilisée pour étudier le comportement des organisations, les relations inter-organisations, la diffusion de l'information, etc. Pour notre part, nous aurons recours à cette approche pour rendre compte d'interactions au sein de communautés d'agents hétérogènes et étudier le processus de transfert de connaissances dans ce contexte.

Cette approche est d'un grand apport dans tout domaine où l'innovation est de mise. Le processus d'innovation est défini comme un phénomène qui a la particularité d'être émergent. Des interactions se créent au cours de ce processus entre des agents, des biens et des savoirs. La notion de réseau dans son acception la plus formelle permet de comprendre la mise en place et les diverses formes de ces relations [Callon, 1999]. Comme le note Antonelli [1996], un réseau peut être défini de la manière suivante : *“Networks are constituted of interdependent nodes whose behaviour is influenced by the system of relations with the other nodes”* [ibid., p. 281]. De fait, l'analyse des réseaux sociaux aide à mieux appréhender ces interactions en analysant la dynamique des relations entre agents ainsi que les formes de coopérations adéquates qui doivent prendre place.

Le fait que les économistes aient récemment pris en compte les réseaux comme outil d'analyse a permis de mieux relier des phénomènes micro-économiques à un niveau macro-économique. En effet, prendre en compte un réseau d'agents économiques paraît

plus efficace pour agréger des comportements économiques que de se baser uniquement sur le concept d'agent « représentatif » [Cohendet et Schenk, 1999].

Nous proposons d'utiliser l'analyse des réseaux avec les sociétés artificielles que nous aurons créées grâce aux simulations multi-agents. Notre objectif étant d'étudier le transfert de connaissances, nous nous intéresserons particulièrement à l'accès à la connaissance, et c'est dans cette perspective que nous aurons recours aux différentes mesures de la centralité.

5.3.2. La centralité au sein d'un réseau

Au sein d'un réseau, la notion de pouvoir est tout à fait relative. Un agent n'a de pouvoir que vis-à-vis d'autres agents qu'il domine. Il existe trois différentes manières pour mesurer le pouvoir au sein d'un groupe : par degré, par proximité et par intermédiation. Néanmoins, les analystes de réseaux préfèrent y faire référence en termes de centralité que de pouvoir. En effet, cela semble plus adéquat, étant donné que les trois approches précédemment citées sont basées sur la position d'un agent au sein de la structure d'un groupe, et de la distance qui le relie aux autres agents, cette distance étant elle-même représentée par le nombre de liens existant entre deux agents [Hanneman, 2001].

Il existe trois types de centralités : centralité de proximité, centralité d'intermédiation et centralité de degré. Elles sont souvent utilisées dans la littérature (voir à titre d'exemple les travaux de Créplet *et al* [2003]). La centralité d'intermédiation permet par exemple, en association avec d'autres mesures, d'identifier des trous structuraux comme le démontre Burt [2000]. Dans la mesure où nous nous intéressons à la coordination des agents autour de l'accès à la connaissance, nous souhaitons étudier comment les connaissances sont réparties à la fin des simulations. La centralité de degré nous semble être une mesure pertinente dans cette perspective.

En effet, elle représente le nombre de liens qui relie un agent aux autres membres du réseau. L'agent ayant le plus de liens aura ainsi une position avantageuse au sein du réseau ; il aura plus de choix pour satisfaire ses objectifs.

Cependant, lors de l'application de cette notion, il semble important de distinguer entre des graphes orientés et des graphes non-orientés. Pour ces derniers, la centralité de degré se traduira simplement par le nombre de liens qui relient un agent au reste du groupe. Par contre pour les graphes orientés, la centralité de degré prendra deux aspects :

- Centralité de demi-degré intérieur (In-degree centrality) : qui traduira le nombre de liens que reçoit un agent ;
- Centralité de demi-degré extérieur (Out-degree centrality) : qui traduira le nombre de liens qu'émet un agent.

Nous reviendrons par la suite sur l'utilité de cette distinction pour notre étude. Supposons toutefois, que plus la centralité de degré sera élevée, plus les agents interagiront et se montreront impliqués dans la réalisation de leur objectif.

5.3.3. L'analyse des réseaux dans notre travail de recherche

Ces différentes mesures nous permettront d'étudier les interactions au sein de la société artificielle créée. Pour cela, nous construirons le graphe des interactions en définissant des liens orientés de la manière suivante :

Un lien orienté émanant d'un agent a vers un agent b illustre l'acquisition de la part de l'agent a d'une connaissance provenant de l'agent b.

Nous verrons dans les sections suivantes les définitions des mesures de centralités de demi-degré intérieur et demi-degré extérieur dans le contexte de notre étude. En construisant ces graphes d'interactions pour chaque simulation effectuée, nous souhaitons étudier l'accès à la connaissance à travers les points suivants :

- La forme du réseau : celle-ci peut être révélatrice d'une quelconque congestion en termes d'accès à la connaissance. Si l'on remarque que tous les agents s'adressent aux mêmes individus, cela dénote d'un accès difficile à la connaissance. Le cas le plus parlant est celui du réseau en étoile. Dans ce cas précis, la connaissance se transmet uniquement de manière verticale : des agents les plus centraux aux agents les moins centraux.

- Si un tel phénomène est observé, nous chercherons à étudier l'effet de congestion observé. Pour cela, nous prendrons comme indicateur l'écart-type de la centralité de demi-degré intérieur. Un écart-type important indiquerait un fort effet de congestion, et à l'inverse, un écart-type faible révélerait un effet de congestion négligeable.

Comme nous le verrons dans les chapitres suivants, dans notre modèle, les notions de centralités de demi-degré intérieur et demi-degré extérieur nous permettront de voir comment les sources de connaissances sont sélectionnées, et ainsi la manière dont la connaissance est diffusée au sein de la communauté.

Conclusion du chapitre 5

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'utilisation des simulations multi-agents dans notre travail de recherche. En nous basant sur certaines propriétés des communautés de pratique, nous avons identifié les hypothèses de base pour construire les modèles multi-agents qui seront utilisés dans les chapitres suivants.

Ces propriétés sont notamment relatives à la structure d'une communauté de pratique. En effet, cette dernière possède une structure particulière, qui comporte des agents très compétents au cœur de la communauté, et des agents moins compétents à mesure qu'on se rapproche de sa périphérie. Cette structure particulière est à la base de la théorie de la participation périphérique légitime, il était donc indispensable de construire une société artificielle présentant le même type de structure.

Nous avons également formulé certaines hypothèses qui nous permettront de répondre aux questions de recherche présentées dans l'introduction générale de cette thèse. La première de ces hypothèses est relative au rôle joué par chaque catégorie d'individus au sein d'une communauté de pratique, dans les processus de transfert de connaissances et d'apprentissage individuel. Nous supposons que ces individus jouent un rôle différent selon le type de transfert mis en place.

Nous avons également formulé des hypothèses portant sur l'importance du processus de méta apprentissage dans chaque type de transfert. Les résultats obtenus à la suite des modèles multi-agents que nous avons construits sont présentés dans les chapitres qui suivent.

Chapitre 6 : Transfert direct de connaissances - une modélisation multi-agents

6.1.	Description du modèle :	131
6.1.1.	Définition des caractéristiques des agents et de la population.....	131
6.1.2.	Interactions et déroulement d'un tour :	137
6.1.3.	Règles d'interaction : Le choix de l'agent répondeur	138
6.1.4.	Le processus de réponse d'un agent répondeur.....	139
6.1.5.	Actualisation des agents répondeurs	140
6.2.	Le processus d'apprentissage :	140
6.3.	Définition des simulations	141
6.3.1.	Les simulations avec connaissance préalable des compétences d'autrui.....	142
6.3.2.	Les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui.....	143
6.4.	Les paramètres :	144
6.5.	Les indicateurs.....	144
6.5.1.	Au niveau global :	144
6.5.2.	Au niveau individuel :	145

6.1. Description du modèle :

6.1.1. Définition des caractéristiques des agents et de la population

Nous avons une population constituée de 110 agents hétérogènes⁹ dotés des caractéristiques suivantes :

6.1.1.1. Une identité :

Pour le distinguer des autres agents. En effet, comme nous le verrons par la suite, les agents ont une mémoire dans laquelle ils stockent les détails de leurs interactions passées.

6.1.1.2. Une dotation initiale en connaissances :

Comme nous l'avons signalé dans le chapitre précédent, nous allons modéliser trois représentations différentes de la connaissance.

a. Un vecteur binaire :

Chaque agent est doté d'un vecteur de connaissances, comportant 100 connaissances traitant de 100 sujets différents. Une dotation de 0 ou de 1 est affectée à chaque connaissance. Prenons par exemple l'agent suivant dont les connaissances sont illustrées dans le tableau ci-dessous :

Connaissances	→	1	2	...	99	100
Dotations en connaissances	→	1	0	...	1	1

Fig. 7 Vecteur binaire de connaissances d'un agent

Cet agent possède les connaissances 1, 99 et 100 mais pas la connaissance 2.

⁹ Nous avons étudié l'effet de la taille de la population sur l'apprentissage des agents. Les résultats sont présentés en Annexe 8 et Annexe 9.

La connaissance est traitée en tant que vecteur pour bien capturer la diffusion de la connaissance. En effet, les modèles qui traitent la connaissance comme un scalaire ne peuvent rendre compte de cet aspect important qu'est la diffusion de la connaissance [Cowan et Jonard, 1999]. Ainsi, cette dernière sera modélisée sous la forme d'un vecteur binaire, constitué de différents types de connaissances.

b. Une connaissance cumulée

- Une seule connaissance avec 100 degrés d'expertise :

Ici, les agents possèdent une seule connaissance. Ils ont cependant des degrés d'expertise différents dans cette connaissance-là, allant de 0 à 100. Cette connaissance peut être illustrée de la manière suivante :

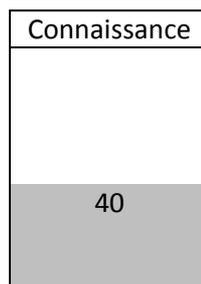


Fig. 8 Un agent possède un degré d'expertise de 40

- Dix connaissances avec 10 degrés d'expertise :

Un agent peut posséder 10 connaissances avec des degrés d'expertise allant de 0 à 10 dans chacune d'elles. Par exemple, la connaissance d'un agent aura alors la forme suivante :

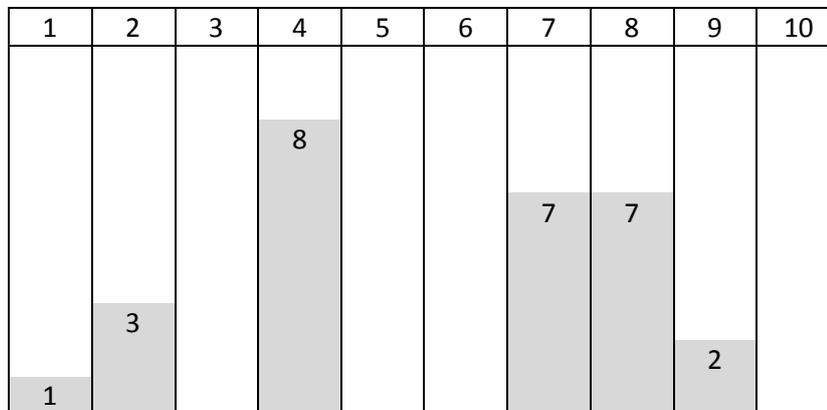


Fig. 9 Connaissances et degrés d'expertise d'un agent

6.1.1.3. La compétence d'un agent :

Cette compétence sera définie différemment selon la représentation de la connaissance utilisée :

Pour une connaissance sous la forme d'un vecteur binaire, nous appelons compétence d'un agent le nombre de connaissances que possède un agent. Autrement dit, c'est le nombre de 1 qui composent le vecteur de connaissances de cet agent-là. Cette définition suit les travaux de Cataldo *et al* [2001]. Dans leur modèle, les auteurs attribuent à chaque agent une connaissance sous forme de masque composé de 0 et de 1 pour différents types de connaissances. Ils écrivent : « *The increasing number of pieces of information of a particular type, the more experienced the individual will be in that area. In addition, experience is represented in the number of ones that the knowledge mask has* ».

En ce qui concerne la situation où les agents ne possèdent qu'une seule connaissance avec 100 degrés d'expertise, la compétence d'un agent est simplement égale à son degré d'expertise. Enfin, lorsque les agents possèdent 10 connaissances avec 10 degrés d'expertise, la compétence d'un agent sera alors simplement égale à la somme de ses

degrés d'expertise dans les différentes connaissances de son vecteur. Par exemple, la compétence de l'agent dont les connaissances sont illustrées en Fig. 9 sera égale à 47.

La compétence d'un agent j évolue avec le temps, elle sera notée *Compétence_j*.

6.1.1.4. Trois sous-populations d'agents:

La population est divisée en trois sous-populations d'agents :

- Celle des agents experts avec une compétence initiale égale à 100 ;
- Celle des agents intermédiaires avec une compétence initiale supérieure ou égale à un seuil de compétence à partir duquel les agents peuvent répondre à des questions éventuelles. Nous appellerons ce seuil : compétence minimale pour répondre (CompMin).
- La troisième et dernière sous-population est celle des agents débutants avec une compétence initiale égale à 0.

Nous avons choisi d'adopter cette structure suite à l'enquête empirique au sein du réseau Cormas. Les concepteurs du logiciel (que nous assimilons ici aux experts) reconnaissent identifier des « utilisateurs avertis » qui étaient en moyenne plus compétents que les autres membres d'individus, et qui les aidaient (de manière informelle) dans la résolution des problèmes rencontrés par certains utilisateurs. Ces utilisateurs avertis sont d'ailleurs ceux qui répondent le plus souvent (aux côtés des concepteurs de la plateforme) aux questions posées sur le forum dédié au logiciel Cormas. Dans notre modèle, les agents intermédiaires sont créés pour représenter ces individus.

Nous appellerons les agents avec une compétence supérieure ou égale à CompMin des agents répondeurs, ils ont la capacité à répondre à certaines questions. Quant aux agents dont la compétence est inférieure à 100, nous les appellerons des agents demandeurs.

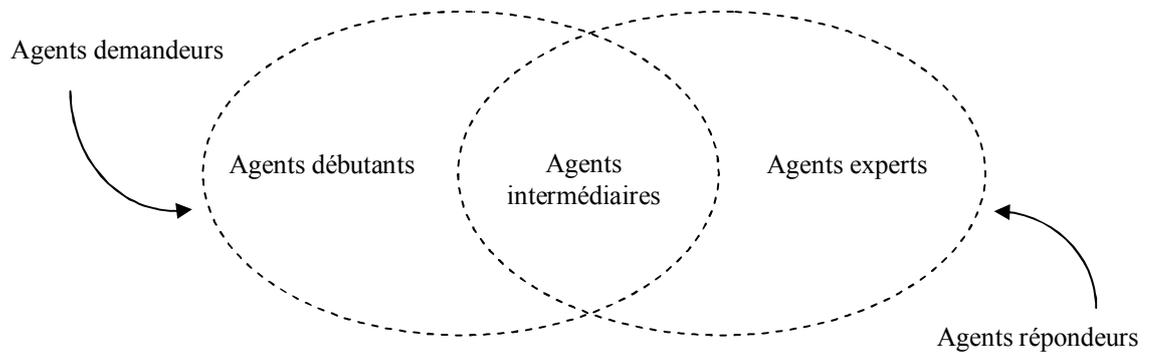


Fig. 10 Les agents selon leurs fonctions

Les agents répondeurs comprennent les agents experts et les agents intermédiaires.

Les agents demandeurs comprennent les agents débutants et les agents intermédiaires.

Univers
<ul style="list-style-type: none"> - Nombre d'agents experts - Nombre d'agents intermédiaires - Nombre d'agents débutants - Trois représentations de connaissances - $CompMin \in \{0,25,50,75,100\}$

Fig. 11 Définition de l'univers

6.1.1.5. La mémoire d'un agent

Chaque agent y stocke les informations recueillies tout au long de ses interactions :

Les agents répondeurs n'ont pas de mémoire. Ils n'ont d'autre contrainte que la disponibilité et leur compétence pour répondre aux questions reçues. Quant aux agents demandeurs (débutants ou intermédiaires), ils stockent dans leurs mémoires l'identité de l'agent répondeur à qui ils ont posé une question, la connaissance qu'ils lui ont demandée, la réponse reçue éventuellement. Pour chaque agent répondeur, ils stockeront également le nombre de questions qu'ils lui ont posées et qui sont restées sans réponses.

6.1.1.6. Disponibilité et seuil de tolérance : deux caractéristiques principales

Les agents répondeurs sont dotés d'une disponibilité mesurée par le nombre de questions qu'un agent répondeur peut traiter par pas de temps. Ce paramètre (associé au seuil de tolérance des agents demandeurs) aide à observer une certaine hétérogénéité des agents répondeurs sollicités. Selon la valeur attribuée à ce paramètre, un agent offrira des réponses ou non, ce qui forcera éventuellement des débutants à ne pas toujours solliciter les mêmes agents répondeurs.

Les demandeurs sont dotés d'un seuil de tolérance vis-à-vis de chacun des agents répondeurs qui les entourent. Ce seuil s'exprime par le nombre de fois où un agent demandeur n'obtient pas de réponse de la part d'un autre agent répondeur avant de ne plus le solliciter. Ce seuil est le même pour tous les agents. C'est à travers ce paramètre que nous modélisons l'engagement volontaire d'un agent vis-à-vis d'une communauté de pratique. L'engagement volontaire est une des caractéristiques les plus importantes d'une communauté de pratique. Il était alors nécessaire d'inclure cette caractéristique dans cette société artificielle.

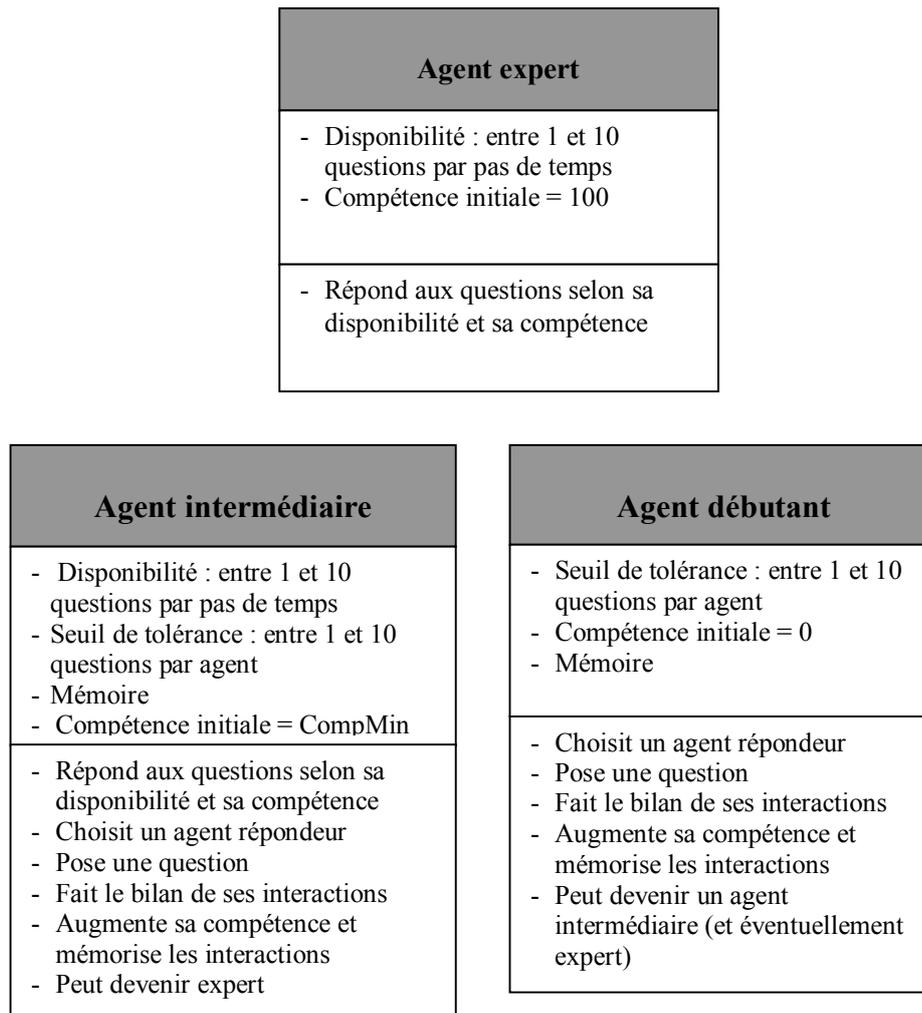


Fig. 12 Trois sous-populations d'agents

6.1.2. Interactions et déroulement d'un tour :

Les interactions se font au nombre d'une par pas de temps. Une interaction se déroule ainsi : un agent a pose une question à un agent b . Selon la manière dont la connaissance est modélisée, la question posée diffère.

Si la connaissance a la forme d'un vecteur binaire, la question posée par l'agent a concernera une connaissance choisie au hasard parmi toutes celles qu'il ne possède pas. Pour reprendre l'exemple précédent, ça sera la connaissance 2 (cf. Fig. 7).

Si la connaissance a une forme cumulée, alors la question portera sur le plus faible degré d'expertise que l'agent ne possède pas. Afin de mieux comprendre cela, prenons les exemples présentés dans les figures Fig. 8 et Fig. 9, en pages 132 et 133.

Si un agent ne possède qu'une connaissance avec 100 degrés d'expertise, comme il est illustré dans la Fig. 8, sa prochaine question portera sur un degré d'expertise égal à 41.

Tandis que si un agent possède 10 connaissances avec 10 degrés d'expertise pour chacune d'elles comme le montre à titre d'exemple la Fig. 9, alors la question portera sur une connaissance choisie aléatoirement parmi les 10 connaissances de l'agent. Quant au degré d'expertise, il correspond au plus faible degré que l'agent en question ne possède pas dans la connaissance sélectionnée. Par exemple, s'il s'agit de la connaissance 4, alors le degré d'expertise demandé sera de 9.

Du point de vue de la modélisation, une interaction est définie selon la figure ci-dessous. Ces éléments sont utilisés par les agents dans le processus de mise à jour de leurs agents répondeurs dans lequel ils comparent leur seuil de tolérance au nombre de questions posées à un agent répondeur particulier et qui sont restées sans réponse.

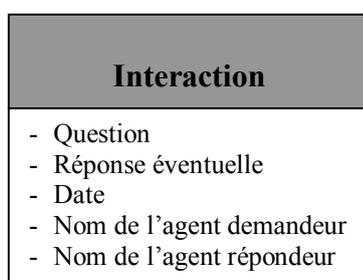


Fig. 13 Définition d'une interaction

6.1.3. Règles d'interaction : Le choix de l'agent répondeur

Le choix de l'agent répondeur dépendra du type de simulations que nous faisons tourner. Cela peut se faire selon une hiérarchie préétablie basée sur une répartition des

compétences au sein de la communauté (simulations avec connaissance préalable des compétences d'autrui) ou selon l'historique des interactions passées d'un individu (simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui). Nous verrons cela plus en détail dans la section suivante, avec les définitions des simulations.

6.1.4. Le processus de réponse d'un agent répondeur

Une fois qu'il a reçu une question, un agent répondeur répond selon deux critères : s'il est disponible et s'il sait répondre à la question. Pour cela il effectue deux tests :

a- Test de la disponibilité :

- Si le nombre de questions qu'il a traitées est inférieur à la valeur de sa disponibilité, l'agent répondeur est disponible et procède au second test ;
- Sinon, il ignore la question.

b- Test de la compétence :

Ce test est différent selon qu'on utilise une connaissance sous la forme d'un vecteur binaire, ou sous la forme de degrés d'expertise.

Pour une connaissance en vecteur binaire : le test de la compétence se résume dans ce qui suit :

- S'il possède la connaissance demandée, il répond à la question.
- Sinon, il l'ignore.

Pour une connaissance sous forme de degrés d'expertise cumulés : (que ce soit une connaissance avec 100 degrés ou 10 connaissances avec 10 degrés), ici la question posée par chaque demandeur correspond à un degré d'expertise concernant une connaissance donnée. Le test de la compétence est le suivant :

- Si le degré d'expertise demandé est inférieur ou égal au degré d'expertise de l'agent répondeur qui reçoit la question, alors ce dernier sait répondre à la question ;

- S'il est supérieur au degré d'expertise de l'agent répondeur dans la connaissance demandée, alors nous considérons que ce dernier ne sait pas répondre à la question.

Un agent répondeur effectue les deux tests de disponibilité et compétence, dans l'ordre, pour répondre (ou non) à chaque question qu'il reçoit.

Chaque agent demandeur pose une question par pas de temps, tant que sa compétence est inférieure à la compétence maximale.

6.1.5. Actualisation des agents répondeurs

À la fin de chaque pas de temps, chaque agent demandeur actualise sa liste d'agents répondeurs. En effet, il doit éliminer tous les agents répondeurs à qui il s'est adressé, et qui ne lui ont pas répondu un nombre de fois supérieur ou égal à son seuil de tolérance. Pour ce faire il effectuera le test suivant, à chaque pas de temps, pour chacun de ces agents :

- Test de tolérance :
 - Si le nombre de fois où il n'a pas eu de réponse de la part d'un agent répondeur est supérieur ou égal à la valeur de son seuil de tolérance, alors il éliminera cet agent répondeur et ne s'adressera plus à lui.
 - Sinon, cet agent répondeur peut être sélectionné par l'agent demandeur dans les pas de temps suivants.

Un agent fera ce test avec tous les agents répondeurs qu'il sollicitera et quittera la communauté s'il décide de ne plus poser de question à aucun agent de la communauté.

6.2. Le processus d'apprentissage :

Le processus d'apprentissage est défini différemment selon la représentation de connaissance utilisée.

Rappelons qu'un agent a stocke dans sa mémoire le nombre de réponses données par chaque agent qu'il a sollicité, ainsi que le nombre de fois où il ne reçoit pas de réponse

de la part d'un agent. Ainsi, lorsque la connaissance d'un agent est représentée sous la forme d'un vecteur binaire, si l'agent a reçoit une réponse à propos d'une connaissance c , il remplacera le 0 initial dans son vecteur de connaissance par 1, et possédera ainsi une nouvelle connaissance. Ce processus sera appelé « apprentissage de l'agent ». À l'avenir, cet agent ne posera plus de questions traitant de cette connaissance. Pour reprendre l'exemple donné dans la figure Fig. 7 (page 131), l'agent acquiert la connaissance 2 comme il est illustré dans la figure suivante.

Connaissances	→	1	2	...	99	100
Dotations en connaissances	→	1	1	...	1	1

Fig. 14 Apprentissage d'un agent

Pour les deux autres représentations de la connaissance, le processus d'apprentissage est le suivant : à chaque fois qu'un agent reçoit une réponse concernant une connaissance, son degré d'expertise dans cette dernière augmente d'un point.

6.3. Définition des simulations

Les deux types simulations que nous allons mener ne diffèrent que par le processus de choix de l'agent répondeur. Nous distinguons alors deux types de simulations : des simulations basées sur une hiérarchie préétablie et des simulations basées sur les interactions passées. Dans le premier type de simulations, les agents les plus compétents sont clairement désignés. Les membres de la communauté connaissent alors les compétences de ces agents-là. C'est là-dessus que sera basé le choix de l'agent répondeur. Nous noterons ces simulations : **simulations avec connaissance préalable des connaissances d'autrui**. Dans les simulations basées sur les interactions passées, les agents les plus compétents ne sont pas désignés. Pour choisir un agent répondeur, les agents demandeurs devront utiliser un algorithme décrit dans ce qui suit. Nous appellerons ces simulations : **simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui**.

Nous allons dans un premier temps décrire le processus de choix de l'agent répondeur pour chaque type de simulations. Puis, dans la section suivante, nous détaillerons les paramètres du modèle, ainsi que les indicateurs que nous avons sélectionnés.

6.3.1. Les simulations avec connaissance préalable des compétences d'autrui

Dans ces simulations, les débutants connaissent la compétence individuelle de chaque agent répondeur. Ils ne connaissent cependant pas le détail de leurs connaissances. Le choix de l'agent répondeur se fera selon la règle suivante : un agent débutant posera une question à l'agent ayant la plus grande compétence dans la communauté. Pour ce faire, il classera tous les agents répondeurs selon leurs compétences et choisira le plus compétent. S'il existe plusieurs agents avec la même compétence, alors il en choisira un aléatoirement parmi ces derniers.

Toutefois, de manière générale, l'agent répondeur sélectionné par un agent demandeur devra obligatoirement avoir une compétence supérieure ou égale à la sienne. Cette démarche rejoint celle de Cowan et Jonard [1999]. En effet, dans leur modèle, l'échange d'information ne se fait que si un agent i a un niveau de connaissance supérieur qu'un agent j , tandis que l'agent j a un niveau supérieur de connaissance dans un autre type de connaissance. De manière analogue, et pourtant différente (car nous ne considérons pas un échange simultané de connaissance entre deux agents mais seulement la diffusion de connaissances entre deux agents), une transmission de connaissance ne se fait que si la compétence d'un des deux agents est supérieure à celle de l'autre agent. En formulant cette hypothèse, nous avons souhaité donner aux interactions un caractère plausible dans les simulations où les agents connaissent les compétences des autres. En effet, si un individu connaît les compétences des autres membres de la communauté, il est peu probable qu'il pose des questions avec un autre individu moins compétent. Il préférera s'adresser à d'autres individus plus compétents.

Chaque agent débutant met à jour les agents répondeurs qu'il a sollicités et effectue le test de tolérance avec chacun d'entre eux (cf. 6.1.5). Les simulations s'arrêtent lorsque plus aucune question n'est posée.

6.3.2. Les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui

Ici, les agents ne connaissent rien des compétences des autres agents de la communauté. Cela va donc changer leur manière de choisir un répondeur à leurs questions.

Au premier pas de temps, chaque agent demandeur choisit un agent répondeur de manière aléatoire. À partir du second pas de temps, ce choix se fait selon un critère de performance noté $perf_{ij}^{t+1}$ (la performance de l'agent j vis-à-vis de l'agent i au temps $t+1$). Nous introduisons ce critère car nous souhaitons voir comment les connaissances sont transférées au sein de la communauté, lorsque les agents demandeurs choisissent un agent répondeur en se basant sur leurs propres interactions passées avec cet agent-là. Cette performance est **initialement nulle** pour chaque agent. Elle est ensuite calculée comme suit :

$$perf_{ij}^{t+1} = \alpha perf_{ij}^t + (1 - \alpha) nbRéponses_{ij}^{t+1}$$

avec

$$0 \leq \alpha \leq 1$$

et

$nbRéponses_{ij}^{t+1}$: Le nombre de réponses reçues par l'agent i de la part de l'agent j au temps $t+1$.

$$perf_{ij}^0 = 0$$

Nous avons choisi de calculer la performance d'un agent répondeur de cette manière, car elle permet de prendre en considération les interactions passées. En effet, nous ne pouvons prendre en considération que la dernière interaction effectuée et omettre toutes les autres, et inversement. Nous avons alors opté pour une formule avec un taux d'escompte qui permet d'accorder un poids différent à ces interactions, selon la valeur du taux d'escompte.

Ainsi, au temps $t+1$, et selon la valeur de α , un agent demandeur accorde plus ou moins d'importance aux interactions qui se sont passées au temps t qu'à l'interaction en cours au temps $t+1$. Le choix de l'agent répondeur se passera alors comme suit : avant de poser une question, un agent classe tous les autres agents selon leur performance vis-à-vis de lui-même et choisit celui avec la plus haute performance.

Le processus de réponse de l'agent choisi, l'apprentissage de l'agent qui a posé la question ainsi que sa décision de quitter la communauté ou non seront les mêmes que précédemment.

Là aussi, les simulations s'arrêtent lorsqu'il n'y a plus aucune question posée, c'est-à-dire lorsqu'il n'y a plus d'apprentissage.

6.4. Les paramètres :

Les paramètres que nous ferons varier au cours des simulations sont les suivants :

- La disponibilité : que nous ferons varier entre 1 et 10 questions à traiter par pas de temps.
- Le seuil de tolérance : qui variera entre 1 et 10 questions restées sans réponse de la part d'un agent répondeur avant de ne plus le solliciter.
- La compétence minimale pour répondre : que nous ferons varier entre 0, 25, 50, 75 et 100 connaissances.

6.5. Les indicateurs

Dans ce qui suit, nous résumons les observations communes aux deux types de simulations. Les observations se feront à la fin de chaque simulation sur deux niveaux :

6.5.1. Au niveau global :

- *Le nombre d'agents experts* : cet indicateur nous permettra de voir combien d'agents ont réussi à augmenter leurs compétences respectives au maximum.

- *Les agents répondeurs ayant reçu le plus grand nombre de questions à la fin des simulations* : par cet indicateur, nous souhaitons voir comment sont réparties les questions des agents demandeurs, parmi les agents répondeurs. En effet, nous soupçonnons qu'un effet de congestion apparaît lors de l'accès à la connaissance dans les simulations avec et sans connaissance des compétences d'autrui. Nous proposons de mesurer cet effet en utilisant une mesure utilisée en analyse des réseaux : la centralité de demi-degré intérieur, telle que définie précédemment. Nous nous intéresserons plus particulièrement à l'écart-type de cette mesure, qui donnera une idée du degré d'inégalité de la distribution des questions sur la sous-population des agents répondeurs.
- *La coordination des agents pour un apprentissage optimal* : nous définissons cette coordination par les valeurs minimales de disponibilité des agents répondeurs et de seuil de tolérance des agents demandeurs, nécessaires à l'obtention d'un niveau d'apprentissage optimal. Rappelons que nous considérons que l'apprentissage est optimal lorsque tous les agents de la communauté ont réussi à acquérir toutes les connaissances (et degrés d'expertises) qu'ils doivent avoir pour devenir experts. Nous considérons que la coordination est **facile** lorsque les valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance sont faibles, et qu'elle est plus **difficile** à réaliser lorsque ces valeurs sont plus importantes.

6.5.2. Au niveau individuel :

- *Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté* : cet indicateur servira de complément au premier indicateur global mentionné plus haut, car il permettra de savoir à quel niveau de compétences sont arrivés les agents ayant quitté la communauté.

Chaque scénario de simulation a été effectué une trentaine de fois, et les résultats présentés sont des moyennes¹⁰ sur ces 30 itérations.

¹⁰ La significativité de chaque moyenne a été vérifiée en calculant l'écart-type lui correspondant. Tous les résultats présentés ici sont significatifs.

Chapitre 7 : Simulations de transfert direct de connaissances avec connaissance préalable des compétences d'autrui

7.1.	Rappel des paramètres :	147
7.2.	Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire	148
7.2.1.	Le nombre final d'agents experts	148
7.2.2.	Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté.....	152
7.2.3.	Les agents répondeurs ayant reçu le plus grand nombre de questions à la fin des simulations	154
7.2.4.	La coordination des agents :	157
7.3.	Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance.....	159
7.4.	Discussion des résultats :	160
7.4.1.	Connaissance cumulée vs. vecteur binaire de connaissances	161
7.4.2.	La composition de la population :	162
7.4.3.	L'accès à la connaissance :	168

7.1. Rappel des paramètres :

Dans ces simulations, les demandeurs connaissent les compétences de chaque agent répondeur dans la communauté. Du fait de l'hypothèse formulée plus haut concernant leur objectif (augmenter leurs compétences individuelles), la règle d'interaction principale les oblige à consulter d'abord l'agent répondeur le plus compétent. Tous les demandeurs vont donc avoir la même démarche dans un premier temps. Lorsqu'un agent demandeur élimine éventuellement cet agent-là, il choisira aléatoirement un répondeur parmi les agents répondeurs restants. La coordination des demandeurs et des répondeurs pour l'accès à la connaissance est un des points qui nous intéresse ici. De plus, nous souhaitons voir l'efficacité de cette coordination en termes de transfert de connaissances d'un agent à un autre, et ainsi d'augmentation des compétences individuelles. Voici, dans le tableau suivant, un résumé des paramètres initiaux pour ces simulations.

Disponibilité	SeuilTolérance	Population
Entre 1 et 10	Entre 1 et 10	Nb experts = 1 (Compétence = 100) Nb intermédiaires = 0 Nb débutants = 109 (Compétence = 0)
Entre 1 et 10	Entre 1 et 10	Nb experts = 1 (Compétence = 100) Nb intermédiaires = 9 (Compétence = 25) Nb débutants = 100 (Compétence = 0)
Entre 1 et 10	Entre 1 et 10	Nb experts = 1 (Compétence = 100) Nb intermédiaires = 9 (Compétence = 50) Nb débutants = 100 (Compétence = 0)
Entre 1 et 10	Entre 1 et 10	Nb experts = 1 (Compétence = 100) Nb intermédiaires = 9 (Compétence = 75) Nb débutants = 100 (Compétence = 0)
Entre 1 et 10	Entre 1 et 10	Nb experts = 1 (Compétence = 100) Nb intermédiaires = 9 (Compétence = 100) Nb débutants = 100 (Compétence = 0)

Tableau 3 Paramètres initiaux pour les simulations de transfert direct avec connaissance préalable des compétences d'autrui

7.2. Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire

7.2.1. Le nombre final d'agents experts

Rappelons que les simulations s'arrêtent lorsqu'il n'y a plus d'apprentissage au sein de la communauté. A ce moment-là, nous remarquons que ce nombre atteint sa valeur maximale (110) selon les valeurs attribuées à la disponibilité des agents répondeurs, le seuil de tolérance des demandeurs et la compétence minimale pour répondre. C'est ce que nous appelons « apprentissage optimal » : tous les individus de la communauté ont acquis les 100 connaissances constituant leur vecteur de connaissances, leurs compétences individuelles sont maximales (égales à 100).

Ce que l'on remarque, c'est que le nombre maximal d'experts est atteint plus facilement pour les valeurs du seuil CompMin suivantes : 100, 0, 75, 50 et 25, dans l'ordre. Pour mieux comprendre ce résultat, traitons les résultats en 5 parties, selon les 5 valeurs du seuil CompMin, dans l'ordre donné plus haut.

- CompMin = 100 : pour cette valeur, le nombre d'agents experts atteint son maximum (110) dès les premières valeurs de disponibilité et de tolérance (1, 1). Il en va de même pour toutes les autres valeurs de ces paramètres. Pour cette valeur de CompMin, les 100 agents débutants initiaux qui avaient une compétence nulle ont augmenté leurs compétences individuelles jusqu'à ce qu'ils atteignent la compétence maximale, ce qui fait d'eux à la fin des simulations, des agents experts.
- CompMin = 0 : Pour une valeur de CompMin égale à 0, tous les débutants et les agents intermédiaires ont une compétence nulle. La communauté est composée d'un seul agent répondeur, avec une compétence égale à 100. C'est donc un *expert*. Les 109 autres agents sont des débutants avec une compétence initiale nulle (cf. Tableau 3). Ces agents ont néanmoins la possibilité de répondre aux questions éventuelles qu'ils reçoivent, dès que leurs compétences augmentent. Leurs réponses dépendront alors de leur disponibilité et de leurs connaissances.

Le nombre d'agents experts à la fin des simulations, c'est-à-dire, quand il n'y a plus aucune question posée dans la communauté, est illustré dans la figure suivante.

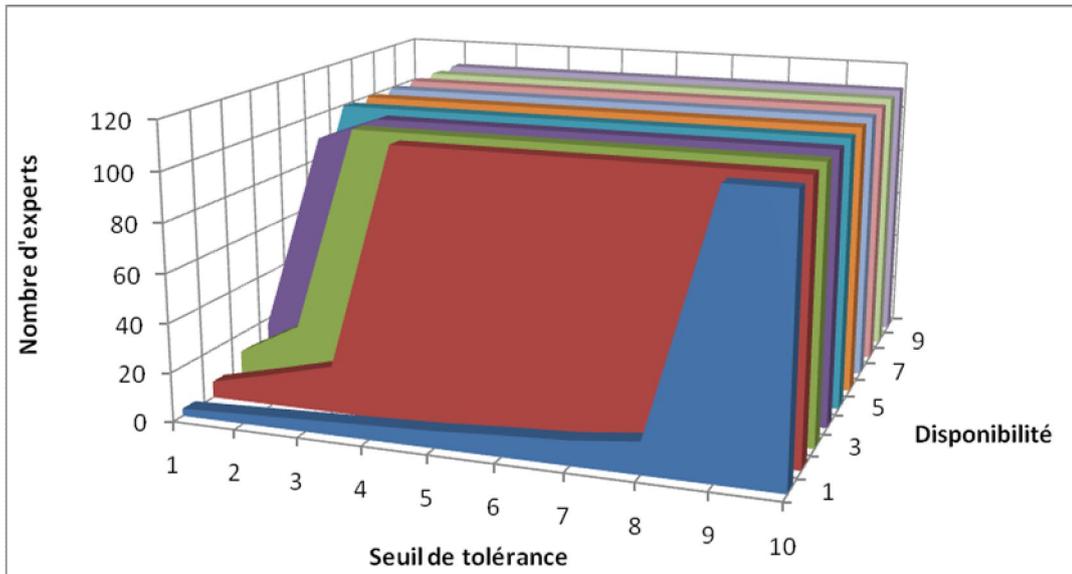


Fig. 15 Le nombre d'experts pour $\text{CompMin} = 0$

De cette figure, nous pouvons noter que le nombre d'agents experts atteint sa valeur maximale (110) dès que la disponibilité des réponders est égale à 1, et la tolérance des demandeurs égale à 9. Pour les autres valeurs de disponibilité, tous les agents de la communauté deviennent des *experts*, pour différentes valeurs de disponibilité et de tolérance (cf. Fig. 15).

- CompMin = 75: les résultats sont différents pour $\text{CompMin} = 75$. En effet, le nombre maximal d'agents experts n'est atteint qu'à partir de certaines valeurs de disponibilité et de tolérance. Notamment, dès que la disponibilité des agents réponders atteint 6, le nombre maximal d'agents experts est atteint pour toutes les valeurs de tolérance, même les plus faibles. C'est pourquoi, nous ne nous intéresserons qu'aux valeurs de disponibilité comprises entre 1 et 5, où l'on peut observer l'évolution du nombre d'*experts* selon les différentes valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance.

Lorsque la disponibilité des agents répondeurs est égale à 1, le nombre final d'agents experts augmente à mesure qu'augmente le seuil de tolérance des agents débutants. Cependant, ce nombre restera relativement faible (inférieur à 5) et n'atteindra jamais 110 agents experts pour cette valeur de disponibilité. Lorsque cette dernière est égale à 2, la même observation peut être faite : le nombre d'agents experts augmente avec l'augmentation du seuil de tolérance mais n'atteint pas son maximum, même lorsque le seuil de tolérance est maximal (10). Ce n'est qu'à partir d'une disponibilité égale à 3 que le nombre final d'agents experts augmente et atteint 110, et ce pour un seuil de tolérance égal à 5. Il en va ainsi des autres valeurs de disponibilité. Il existe des valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance leur correspondant, qui permettent au nombre final d'agents experts d'atteindre 110. Nous pouvons voir cela dans le graphe suivant.

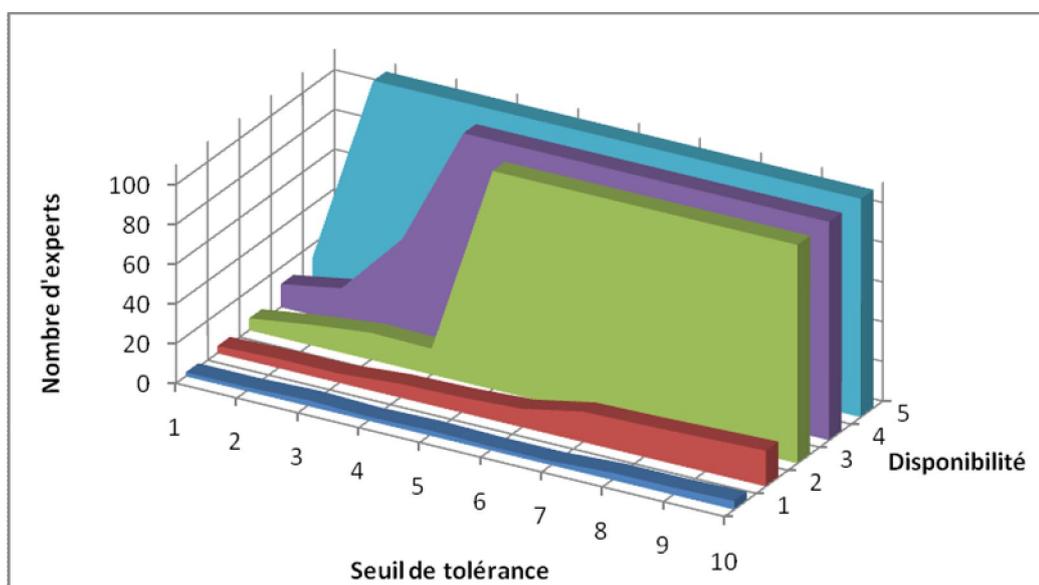


Fig. 16 Le nombre d'experts pour $\text{CompMin} = 75$

- $\text{CompMin} = 50$ et $\text{CompMin} = 25$: Nous traiterons ces deux résultats ensemble car ils sont quasi-identiques (nous pouvons observer un nombre similaire d'agents experts pour les mêmes valeurs de disponibilité et de tolérance). Pour

ces deux valeurs de CompMin, aucune valeur de disponibilité que nous testons ne garantit un apprentissage optimal pour toutes les valeurs du seuil de tolérance. L'apprentissage optimal n'est atteint qu'à partir d'une disponibilité égale à 3, pour un seuil de tolérance minimal égal à 7. En deçà de ces valeurs, très peu d'agents réussissent à devenir experts, et la majorité quitte la communauté.

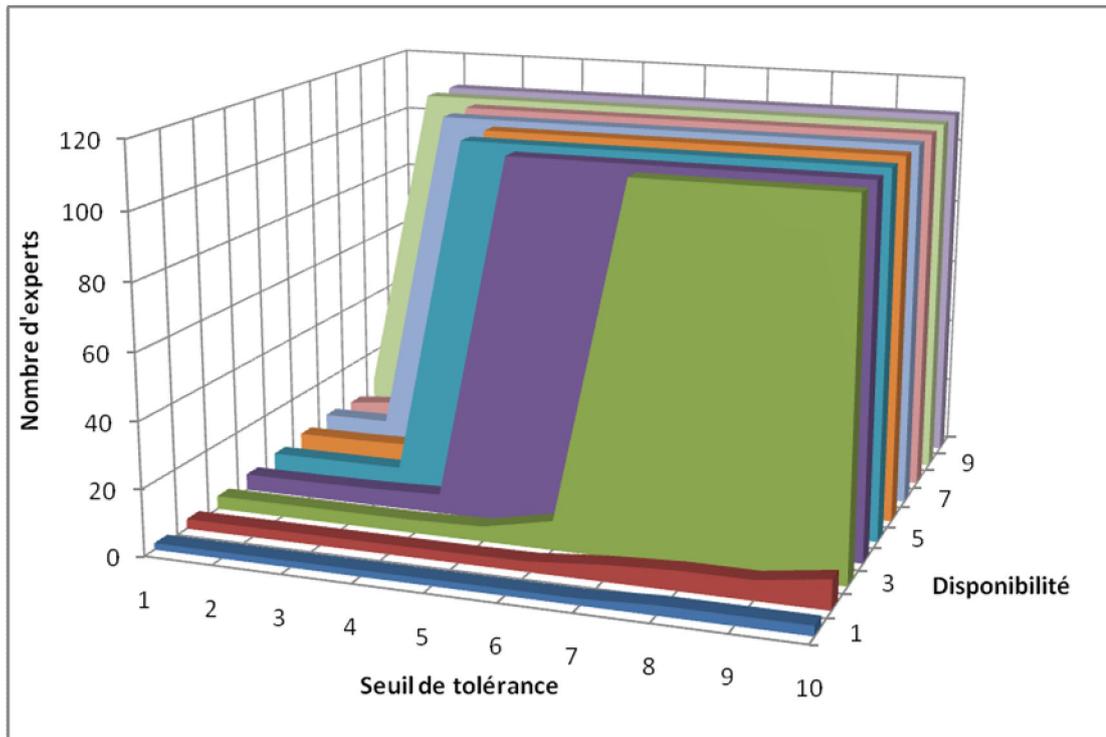


Fig. 17 Le nombre d'experts pour CompMin = 25

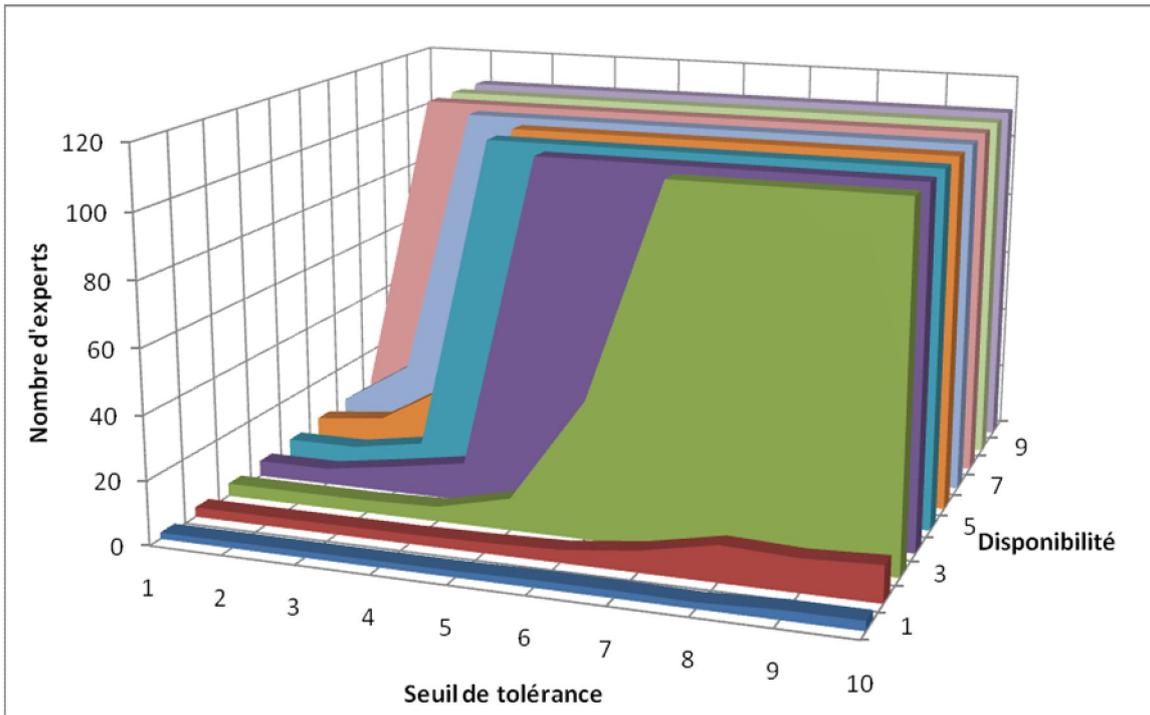


Fig. 18 Le nombre d'experts pour CompMin = 50

7.2.2. Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté

Avec l'indicateur précédent, nous avons pu avoir une idée du nombre d'agents qui ont réussi à augmenter leurs compétences individuelles au-delà de la compétence minimale pour répondre. Le présent indicateur nous donnera une idée du niveau des compétences à la fin des simulations, lorsque les agents qui avaient une compétence initiale nulle et qui n'ont pas réussi à devenir des *experts*, quittent la communauté.

Pour CompMin égal à 100, tous les agents avec des compétences initiales nulles apprennent et deviennent des agents experts à l'issue de toutes les simulations. Aucun agent ne quitte donc la communauté.

Pour les autres valeurs de CompMin, les résultats sont présentés dans les figures Fig. 19, Fig. 21, Fig. 20 et Fig. 22. Une comparaison entre ces quatre figures met en évidence que c'est pour une CompMin égal à 0 que l'apprentissage est le plus élevé. En effet, pour cette valeur, les agents ayant quitté la communauté ont un apprentissage moyen de 74 connaissances pour une disponibilité égale à 1 et un seuil de tolérance égal à 8 ;

tandis que pour les autres valeurs de CompMin (25, 50 et 75), l'apprentissage moyen maximal se limite à 4, 5 et 6 connaissances, respectivement, et ce pour les mêmes valeurs de disponibilité et de tolérance.

Ce résultat est intéressant car il semble que c'est dans une population constituée uniquement d'un agent qui détient 100 connaissances et 109 agents avec des connaissances nulles (cf. Tableau 3) que l'apprentissage des agents qui ont quitté la communauté est le plus élevé. Ce résultat est intéressant, et nous tenterons d'apporter une explication à ce résultat dans la discussion des résultats (cf. 7.4).

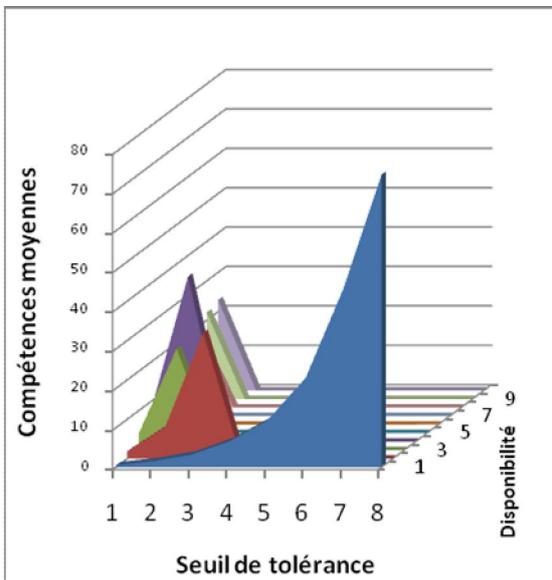


Fig. 19 Compétences moyennes des agents quittant la communauté pour CompMin = 0

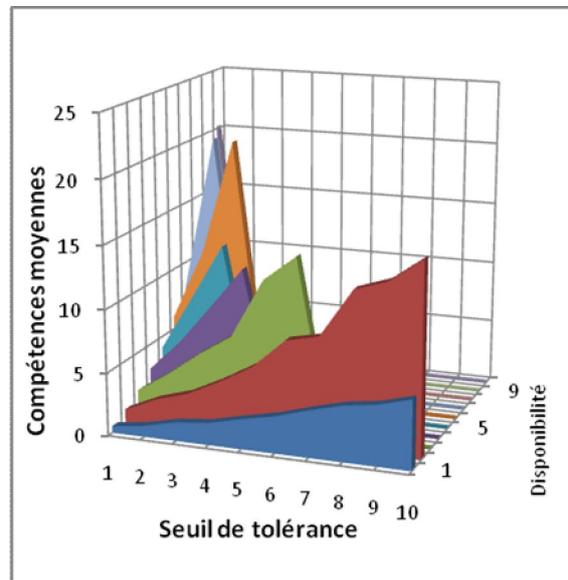


Fig. 20 Compétences moyennes des agents quittant la communauté pour CompMin = 50

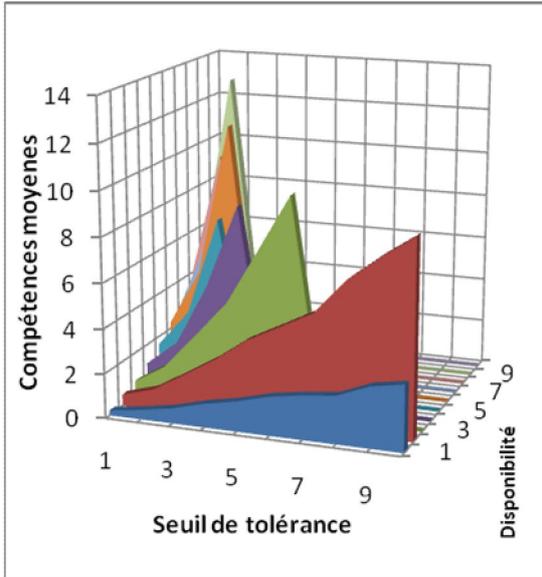


Fig. 21 Compétences moyennes des agents quittant la communauté pour CompMin = 25

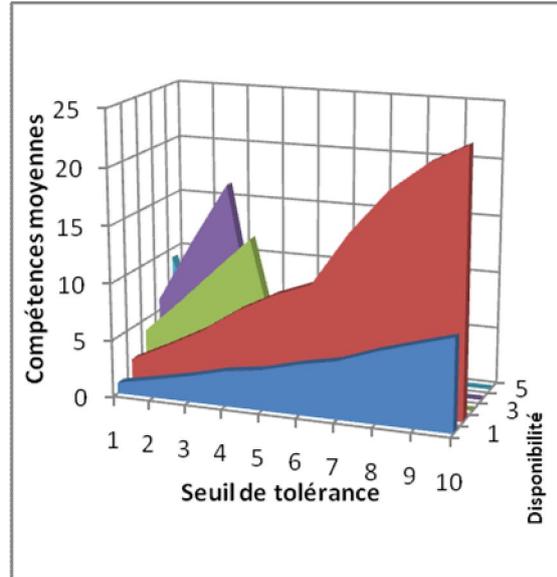


Fig. 22 Compétences moyennes des agents quittant la communauté pour CompMin = 75

7.2.3. Les agents répondeurs ayant reçu le plus grand nombre de questions à la fin des simulations

Nous avons choisi cet indicateur pour observer comment les questions étaient réparties entre les différents agents répondeurs, et observer un éventuel effet de congestion. Ce dernier s'illustre par une congestion lors de l'accès à la connaissance, ce qui ralentit considérablement son transfert ainsi que l'apprentissage individuel des membres de la communauté.

Nous avons souhaité mesurer l'effet de congestion pour des valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance égales à 1 et 10, respectivement. C'est là où l'effet de congestion devrait être le plus élevé car la disponibilité des agents répondeurs est minimale tandis que le nombre d'agents demandeurs reste important étant donné leur forte tolérance. En effet, nous avons testé l'impact de l'augmentation du seuil de tolérance sur l'effet de congestion, toutes choses étant égales par ailleurs. Les résultats sont présentés dans le tableau suivant :

	Disponibilité = 1 et seuil de tolérance = 1	Disponibilité = 1 et seuil de tolérance = 10
Moyenne de la centralité de demi- degré intérieur	12	126
Écart-type de la centralité de demi- degré intérieur	38.351	360.407

Tableau 4 Impact de l'augmentation du seuil de tolérance sur l'effet de congestion

Lorsque le seuil de tolérance est égal à 1, nous pouvons noter que l'écart type de la centralité de demi-degré intérieur est assez élevé, comparé à la moyenne. Cela indique que les questions posées tout au long des simulations ont été assez mal réparties sur les membres de la communauté. En augmentant le seuil de tolérance, l'effet de congestion augmente considérablement. L'écart-type de la centralité de demi-degré intérieur atteint 360.407, ce qui laisse supposer que parce que les agents sont plus tolérants, ils s'adressent toujours tous aux mêmes agents répondeurs mais n'obtiennent pas pour autant de réponses à leurs questions. Cela est dû au fait que la disponibilité des agents répondeurs ne change pas.

Ainsi, lorsque la disponibilité est égale à 1 et le seuil de tolérance égal à 10 (nous avons effectué les mesures pour CompMin égal à 75), les résultats sont les suivants :

	Centralité de demi- degré extérieur	Centralité de demi- degré intérieur
Moyenne	126	126
Écart-type	15.925	360.407

Tableau 5 Centralités de degré pour des interactions directes avec connaissance préalable des compétences d'autrui lorsque la disponibilité est égale à 1 et la tolérance à 10

Nous pouvons noter à partir du tableau précédent que l'écart-type de la centralité de demi-degré intérieur est très élevé, ce qui démontre un fort effet de congestion. Les questions posées tout au long de la simulation ont été réparties de manière inéquitable au sein de la communauté. Pour savoir quels sont les agents qui ont reçu le plus grand nombre de questions, regardons la figure ci-dessous.

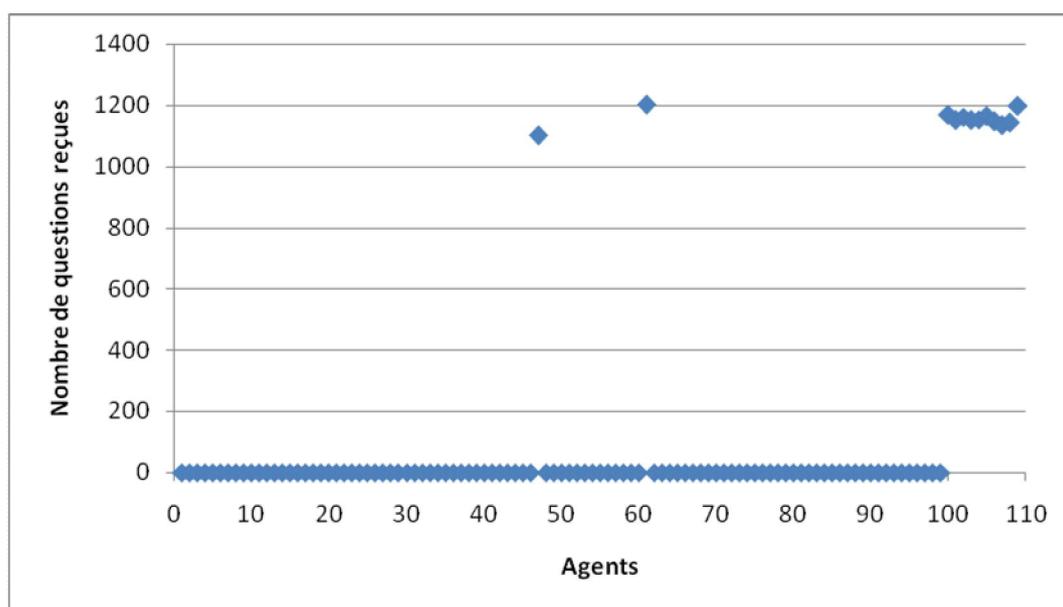


Fig. 23 Le nombre de questions reçues par chaque agent de la communauté (les agents sont classés suivant leur identifiant)

L'axe horizontal représente tous les agents de la communauté, classés selon leur identifiant. Les agents 1 à 100 sont les débutants avec une compétence initiale nulle ; les agents 101 à 109 sont les agents intermédiaires avec une compétence initiale égale à CompMin (en l'occurrence 75) ; l'agent 110 est l'agent expert avec une compétence initiale maximale (100).

La figure précédente montre que les agents répondeurs initiaux sont ceux qui ont reçu le plus grand nombre de questions tout au long des simulations. À ceux-là s'ajoutent deux débutants qui ont réussi à augmenter leurs compétences initiales jusqu'à devenir à leur tour des agents experts.

Les agents les plus compétents étant clairement identifiés, tous les débutants se sont adressés à eux, créant un effet de congestion qui a ralenti le transfert de connaissance.

7.2.4. La coordination des agents :

Étant donné les résultats concernant le nombre d'agents experts à la fin des simulations, il est nécessaire que les agents répondeurs et demandeurs se coordonnent pour avoir accès aux différentes connaissances qui composent leurs vecteurs de connaissances. Cette coordination est définie par les valeurs nécessaires de disponibilité et de tolérance qui permettent d'avoir un apprentissage optimal tel que défini précédemment.

La coordination est traduite dans la figure suivante :

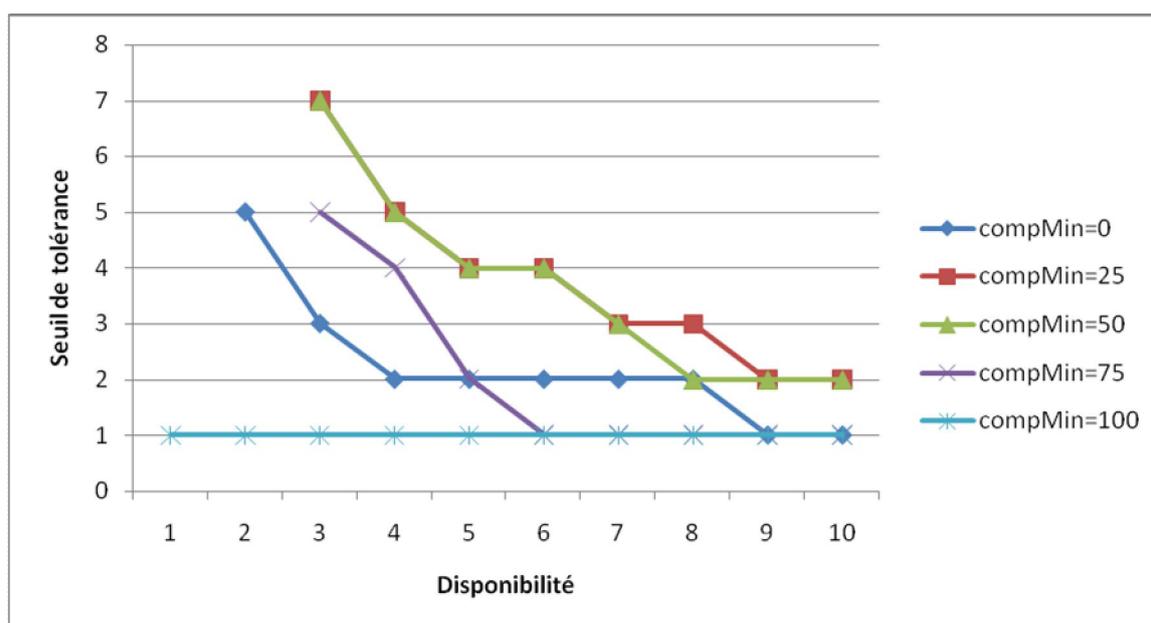


Fig. 24 La coordination entre les agents pour un apprentissage optimal, avec CompMin entre 0 et 100

Dans cette figure nous pouvons observer, par exemple pour CompMin égal à 75, les situations suivantes :

- Disponibilité ≥ 6 : l'apprentissage optimal est atteint, peu importe les valeurs de la tolérance des agents débutants ;
- $3 \leq$ Disponibilité ≤ 5 : l'apprentissage optimal est atteint pour certaines valeurs de tolérance.
- Disponibilité ≤ 2 : l'apprentissage optimal n'est jamais atteint ;

Par ailleurs, nous pouvons remarquer que les courbes de $\text{CompMin} = 75$ et $\text{CompMin} = 0$ se croisent pour des valeurs de disponibilité et de tolérance égales à 5 et 2 respectivement. Après cela, l'apprentissage optimal est observé pour un seuil de tolérance égal à 1 et une disponibilité égale à 6 lorsque $\text{CompMin} = 75$, tandis qu'il faut toujours un seuil de tolérance égal à 2 pour $\text{CompMin} = 0$. Ce résultat suggère que lorsque la disponibilité des agents répondeurs leur permet de traiter au moins 6 questions par pas de temps, l'apprentissage optimal est observé plus rapidement pour $\text{CompMin} = 75$ (seuil de tolérance = 1), que pour $\text{CompMin} = 0$ (seuil de tolérance = 2). La coordination des agents pour un apprentissage optimal semble plus facile pour $\text{CompMin} = 0$ et lorsque la disponibilité est inférieure à 6 questions par pas de temps. Au-delà de ce seuil, la coordination est plus facile lorsque $\text{CompMin} = 75$.

Enfin, dans un souci de précision, nous avons cherché à connaître les valeurs de CompMin qui permettent de faciliter la coordination des agents. Autrement dit, nous avons cherché à connaître les valeurs de CompMin qui, lorsque la disponibilité des agents répondeurs est de 10, permettent un apprentissage optimal pour un seuil de tolérance minimal.

Les résultats sont présentés dans la figure suivante :

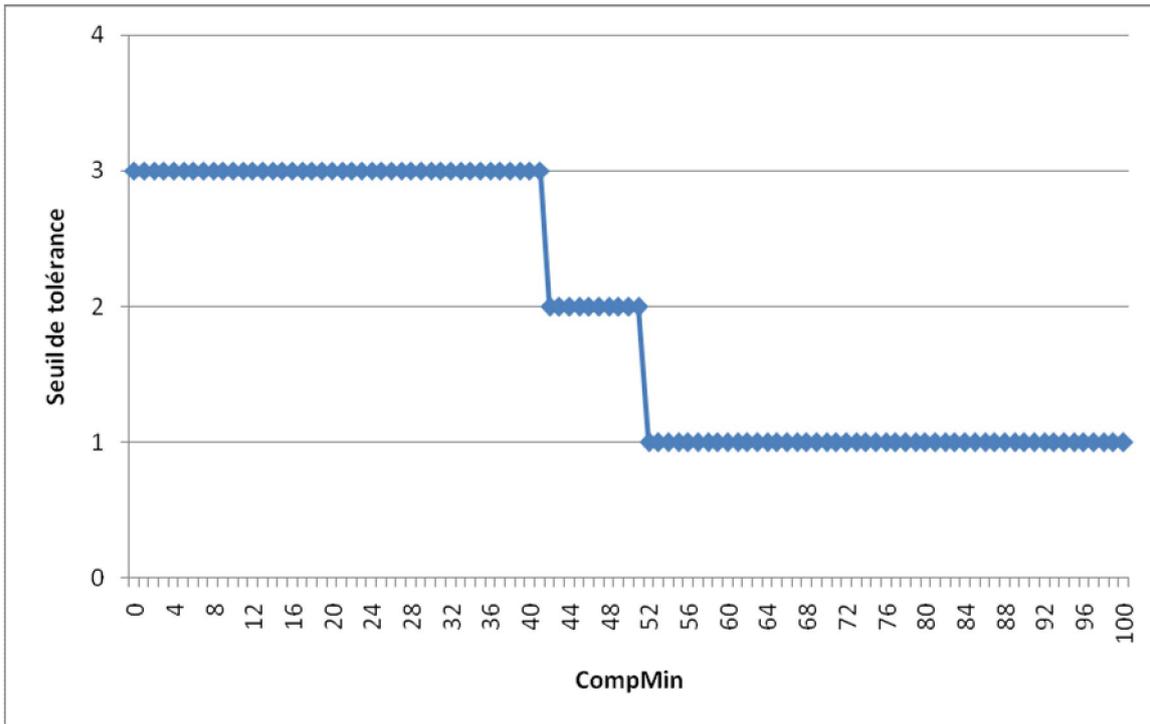


Fig. 25 Valeurs de tolérance nécessaires à un apprentissage optimal lorsque la disponibilité est de 10, pour toutes les valeurs de CompMin dans les simulations avec connaissance préalable des compétences d'autrui

7.3. Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance

L'objectif de ces simulations est de voir comment une représentation différente de la connaissance peut influencer sur le processus de transfert de connaissances. C'est pourquoi les résultats obtenus suite à ces simulations seront présentés sous la forme d'une comparaison avec les résultats présentés précédemment (où la connaissance avait la forme d'un vecteur).

Nous avons choisi de porter nos observations sur un seul indicateur, qui résume bien le degré de facilité de transfert des connaissances. Cet indicateur est la coordination des agents pour un apprentissage optimal.

Les paramètres que nous avons fait varier sont les suivants :

- La disponibilité des agents répondeurs entre 1 et 10 questions par pas de temps ;
- Le seuil de tolérance des débutants entre 1 et 10 questions sans réponses ;
- $CompMin = 75$.

Les résultats sont les suivants :

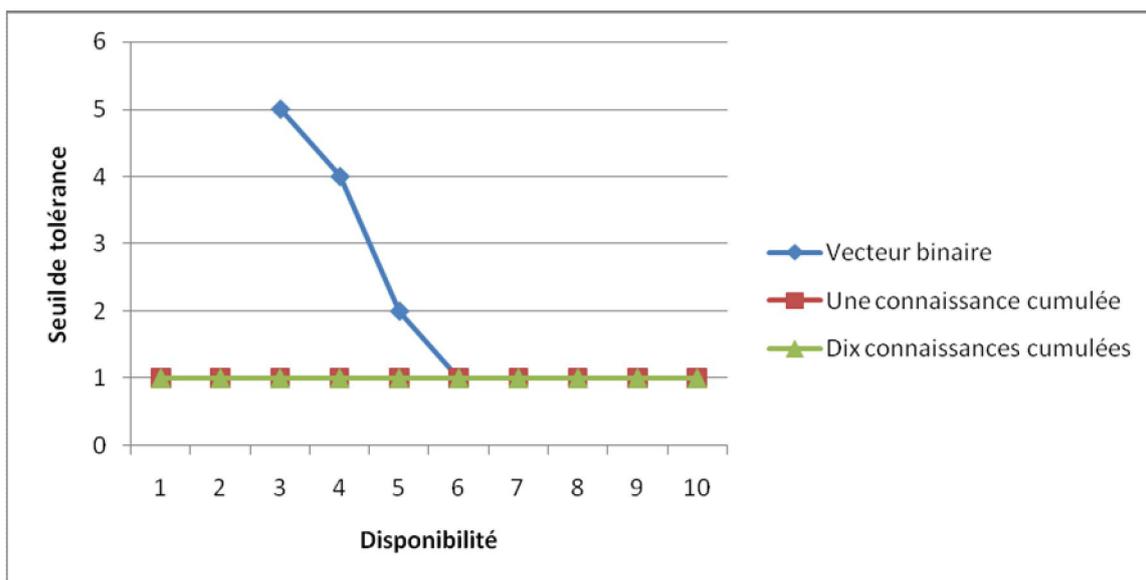


Fig. 26 Coordination des agents pour un apprentissage optimal lorsque les agents connaissent les compétences d'autrui : trois structures de connaissances

Nous pouvons remarquer, en comparant les résultats présentés dans la figure Fig. 26, que la coordination est beaucoup plus facile dans les simulations avec une et dix connaissances que dans les simulations où la connaissance est modélisée sous la forme d'un vecteur. L'apprentissage optimal est de fait observé pour toutes les valeurs de disponibilité, même si les agents demandeurs ne sont pas tolérants. Tandis que pour les connaissances sous forme de vecteur, il faut attendre une disponibilité de 3 questions par pas de temps et un seuil de tolérance égal à 5 pour pouvoir atteindre un apprentissage optimal.

7.4. Discussion des résultats :

Commençons par discuter les résultats des différentes représentations de la connaissance. Nous discuterons ensuite en détails les résultats des simulations où la

connaissance était représentée par un vecteur binaire, en axant notre discussion sur deux éléments : la composition de la population et la coordination autour de l'accès à la connaissance.

7.4.1. Connaissance cumulée vs. vecteur binaire de connaissances

Dans les simulations de transfert direct avec connaissance préalable des compétences d'autrui, les résultats présentés dans la Fig. 26 peuvent être expliqués de la manière suivante :

En modélisant la connaissance sous la forme d'un vecteur composé de différentes connaissances, il n'existe pas de lien particulier entre ces dernières. Les connaissances ne sont pas ordonnées selon un quelconque degré de difficulté ; elles ne sont donc pas cumulées. Un agent peut très bien posséder une connaissance située au début du vecteur et ne pas en posséder une autre située un peu plus loin sur le vecteur.

Cela n'est pas le cas lorsqu'on parle de connaissance cumulée. Si une question est posée à propos d'un degré d'expertise n à un agent qui possède un degré d'expertise m supérieur ou égal à n , alors cet agent-là *sait* obligatoirement répondre à la question. Le seul élément qui conditionne sa réponse est sa disponibilité. Cela est illustré dans les figures suivantes :

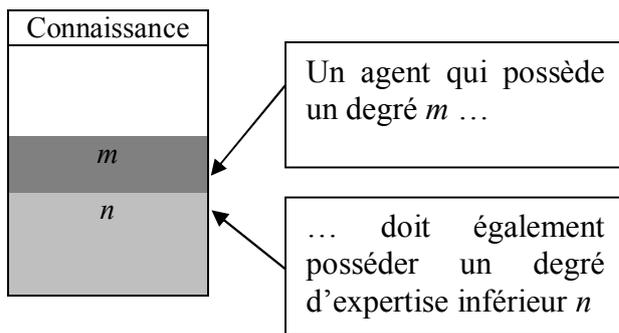


Fig. 28 Une connaissances avec des degrés d'expertise

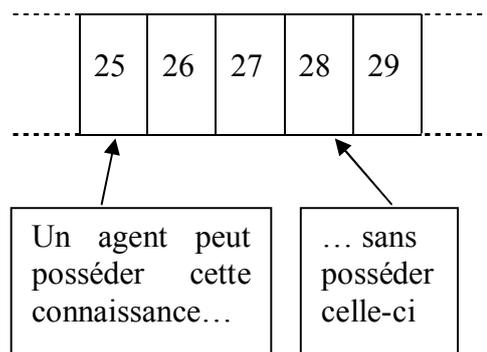


Fig. 27 Une connaissance sous la forme d'un vecteur

Ainsi, si l'on devait comparer les trois types de modélisation de la connaissance, toute chose étant égale par ailleurs, un agent obtient plus de réponses lorsque la connaissance est cumulée (cf. les deux figures précédentes). C'est cette différence qui induit de grands changements en termes de coordination des agents.

Voyons à présent en détails les résultats des simulations où la connaissance est représentée sous la forme d'un vecteur binaire. Nous aborderons tour à tour la composition de la population et l'accès à la connaissance.

7.4.2. La composition de la population :

Pour apporter une explication aux résultats précédents, commençons par étudier la structure de la population dans chacun des scénarios de simulations.

	CompMin	Nb agents experts	Nb agents intermédiaires	Nb agents débutants
Population sans agent intermédiaires	100	10	0	100
	0	1	0	109
Population avec agents intermédiaires	25	1	9	100
	50	1	9	100
	75	1	9	100

Tableau 6 Structure de la population selon les différentes valeurs de CompMin

En observant la structure de la population dans le tableau précédent, nous pouvons distinguer deux cas de figure :

7.4.2.1. Population sans agents intermédiaires :

Cela correspond aux simulations où CompMin est égal à 0 et 100. Comme nous l'avons dit précédemment, nous considérons les résultats des simulations où CompMin est égal à 100 comme non significatifs. Nous ne nous intéresserons donc qu'aux simulations où CompMin est nul. Voyons dans le détail le mécanisme d'interaction et d'apprentissage. Dans ce genre de situation, il n'y a pas d'agents intermédiaires dans la population qui est composée de 109 débutants et d'un seul expert. Les 109 débutants posent tous une question à l'unique agent répondeur. Ce dernier répond selon sa disponibilité. Chaque agent débutant l'éliminera ensuite selon son seuil de tolérance. Il est à noter qu'au départ, tous les agents demandeurs ont le même seuil de tolérance vis-à-vis des agents répondeurs. Ce seuil évolue ensuite selon les réponses reçues par chacun.

Supposons que la disponibilité de l'agent répondeur soit égale à 1, et que le seuil de tolérance des débutants soit également égal à 1. L'unique agent répondeur reçoit 109 questions, il en choisit une au hasard et y répond, et ignore les 108 autres. Puisque le seuil de tolérance des agents est égal à 1, cet agent répondeur sera ignoré par les 108 agents à qui il n'a pas répondu.

Le seul agent débutant à avoir eu une réponse de l'agent expert au premier pas de temps, continue à lui poser une question par pas de temps et obtiendra toujours une réponse à ses questions, étant donné que tous les autres agents ont éliminé cet agent répondeur et ne le solliciteront plus. Étant donné que CompMin est fixé à 0, cet agent pourra répondre aux éventuelles questions qu'il reçoit dès lors que sa compétence est supérieure à 0. Ainsi, il reçoit à son tour une question de la part de chacun des 108 agents qui n'avaient pas eu de réponse de la part de l'agent expert au premier pas de temps. À son tour, il sélectionnera une question au hasard (sa disponibilité étant égale à 1 question par pas de temps) et ignorera les 107 autres. Sa réponse dépendra de ses connaissances : s'il possède la connaissance demandée, il répondra à la question, autrement il l'ignorera également. Il sera à son tour éliminé par les 107 agents restants, et s'il a répondu à la question sélectionnée, il recevra une autre question de la part du même agent au pas de temps suivant. Dans le cas contraire, il sera également éliminé par cet agent-là. Ce processus se répétera de la même manière jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de question posée.

7.4.2.2. Population avec des agents intermédiaires :

Cela correspond aux simulations avec CompMin égal à 25, 50 et 75. Dans chacun de ces scénarios, la communauté est composée de 100 débutants avec des compétences initiales nulles, de 9 agents intermédiaires avec des compétences initiales égales à CompMin et d'un agent expert avec une compétence initiale égale à 100. Comme dans le cas précédent, voyons en détail le mécanisme d'interactions et d'apprentissage lorsque la population compte des agents intermédiaires.

Prenons l'exemple d'une situation où la disponibilité est égale à 1 et le seuil de tolérance des agents est égal à 1. Au premier pas de temps, les 109 agents demandeurs (qui comprennent les 100 débutants avec des compétences initiales nulles et les 9 agents intermédiaires) posent tous une question à l'unique agent expert de la communauté. Ce dernier répond à une question choisie au hasard et ignore les 108 autres. Au pas de temps suivant, l'agent expert sera éliminé par les 108 agents à qui il n'a pas répondu au premier pas de temps et ne recevra de question, pour le reste de la simulation, que de la part de l'agent demandeur à qui il avait répondu au premier pas de temps.

Au second pas de temps, chacun des 108 demandeurs restants choisira un agent parmi les 9 agents intermédiaires et lui posera une question. Chaque agent intermédiaire répondra à une seule question choisie au hasard et ignorera les autres questions éventuelles qu'il aurait reçues. Chaque agent intermédiaire sera alors éliminé dès le troisième pas de temps par un bon nombre d'agents demandeurs. Le même mécanisme se répète au 4^{ème} pas de temps, ainsi que pour le reste de la simulation jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de question posée. La question qui se pose dans ce genre de situation est la suivante : *que se passe-t-il si le premier agent débutant à obtenir une réponse de la part de l'agent expert au premier pas de temps est un agent intermédiaire ?*

Dans ce cas précis, cet agent intermédiaire continuera à poser une question par pas de temps à l'agent expert jusqu'à ce que sa compétence atteigne 100. Entre temps, il recevra également d'éventuelles questions de la part des 108 autres débutants qui n'ont pas eu de réponse de la part de l'agent expert au premier pas de temps. Il en choisira une au hasard et y répondra s'il sait y répondre, et ignorera les autres. L'opération se répétera dans les pas de temps suivants ; il continuera à apprendre et répondra

éventuellement à des questions. Il est très probable alors qu'il soit éliminé par un grand nombre d'agents demandeurs dans les pas de temps qui vont suivre. Le fait qu'il devienne agent expert n'influera en rien alors sur l'apprentissage des 108 demandeurs restants, car ces derniers l'auront éliminé et ne s'adresseront plus à lui. On peut alors émettre l'hypothèse que le même scénario se répète si le second agent à recevoir une réponse de la part de l'agent expert initial était également un agent intermédiaire. L'apprentissage des débutants subirait alors un statu quo jusqu'à ce qu'un agent débutant, dont la compétence initiale était égale à 0, arrive à augmenter sa compétence jusqu'à atteindre le seuil de CompMin. Cet agent recevra des questions pour la première fois et répondra à une d'entre elles (choisie au hasard).

7.4.2.3. Discussion :

Maintenant que nous avons explicité le mécanisme principal d'interaction dans ces deux types de simulations, la différence principale qui réside dans la structure de la population initiale, est l'élément à l'origine de la différence d'apprentissage constatée à la fin des simulations. En fait, lorsque la population compte des agents intermédiaires, ces derniers sont tous plus ou moins rapidement éliminés par le reste des agents (selon le seuil de tolérance de ces derniers). En effet, ces derniers auront éliminé les 10 agents répondeurs initiaux (1 agent expert et 9 agents intermédiaires) dès les premiers pas de temps. Et comme nous l'avons vu un peu plus haut, l'apprentissage des débutants est conditionné par le type d'agent à avoir accès à la connaissance en premier.

Lorsque la population compte des agents intermédiaires, il existe une probabilité de 8.26% (9/109) pour que le premier agent à recevoir une réponse de la part de l'agent expert soit un agent intermédiaire. L'apprentissage des agents est alors conditionné par la disponibilité et le seuil de tolérance des agents, mais également par le type d'agents qui accèdent à la connaissance en premier. Par contre, lorsque la population ne compte aucun agent intermédiaire, cette probabilité est nulle. L'apprentissage des débutants n'est conditionné que par la disponibilité des agents experts et par leur propre seuil de tolérance. Voilà pourquoi, dans la figure Fig. 24 (cf. page 157), l'apprentissage optimal (tous les agents deviennent des agents experts) est plus facilement atteint lorsque CompMin est égal à 0, que lorsqu'il est égal à 25, 50 ou 75.

Comme nous le précisons précédemment, nous écartons les résultats des simulations où CompMin est égal à 100, car ils sont peu significatifs. Pour le reste des valeurs de CompMin, comme nous l'avons déjà expliqué, la situation qui offre un apprentissage optimal pour les plus faibles valeurs de disponibilité et de tolérance est celle où CompMin est nul. Viennent ensuite les situations où la population compte des agents intermédiaires. Nous pouvons alors noter que la facilité d'apprentissage des agents est proportionnelle à la valeur de CompMin ; plus celle-ci est élevée, plus la coordination pour un apprentissage optimal est facile.

Cependant, la structure de population qui se rapproche le mieux de la structure d'une communauté de pratique est celle d'une population avec des agents intermédiaires. C'est pour cette raison que, pour la suite des simulations, nous nous baserons sur la situation avec des agents intermédiaires où l'apprentissage optimal est atteint pour les plus faibles valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance, c'est-à-dire lorsque CompMin est égal à 75.

Dans les simulations précédentes, nous avons modélisé le processus de transfert de connaissances au sein d'une communauté où les demandeurs avaient connaissance des compétences des autres agents dans la communauté. Initialement, les deux paramètres de disponibilité et tolérance des agents étaient fixés de manière exogène et étaient totalement indépendants l'un de l'autre. À la fin des simulations, il apparaît que ces deux paramètres sont étroitement liés. L'apprentissage optimal des agents est d'ailleurs conditionné par une coordination entre les agents, qui s'exprime à travers ces deux paramètres. Il dépend également de la structure de la population et de la priorité qui est donnée à certains agents en termes d'accès à la connaissance.

En faisant varier le CompMin, nous avons pu voir émerger des populations différemment constituées. Selon le mécanisme de notre modèle, la population la plus significative et la plus optimale en terme d'apprentissage individuel est la situation où CompMin = 0. Malgré la présence initiale d'un *seul* agent répondeur, les connaissances sont diffusées à tous les agents de la communauté. Cela prend cependant un certain temps. Les simulations durent en moyenne deux fois plus longtemps que lorsque CompMin est égal à 75. L'agent expert interagit exclusivement avec un agent débutant, lui transfère ses connaissances jusqu'à ce qu'il devienne, à son tour, un agent expert. Les

débutants apprennent à tour de rôle, ce qui ralentit beaucoup le processus d'apprentissage.

Lorsque CompMin est égal à 75, il existe 10 agents répondeurs dans la communauté. L'apprentissage des débutants repose sur un noyau de 10 agents, composé d'un agent expert et 9 agents intermédiaires. Les simulations ici durent en moyenne autour de 100 pas de temps pour la plus petite valeur du seuil de tolérance, et 300 pas de temps pour la plus grande. Cela représente à peu près la moitié du temps que mettent les agents à devenir experts lorsque CompMin est nul. Une population composée d'un noyau d'agents plus ou moins experts dans la pratique offre un gain de temps considérable. Même si cela demande une disponibilité minimale de 3 questions par pas de temps pour atteindre un apprentissage optimal, les processus de transfert de connaissance et d'apprentissage individuel sont facilités, pour peu que l'agent demandeur à recevoir des réponses en premier **ne soit pas** un agent intermédiaire.

Dans ce type de communauté, il est plus intéressant pour l'apprentissage des nouveaux membres que ces derniers soient favorisés en termes d'accès à la connaissance. En fait, tout dépend de leur tolérance, qui traduit ici leur motivation à intégrer la communauté. Si leur tolérance est suffisamment grande, alors même s'ils ne reçoivent pas la connaissance en premier, ils attendront que d'autres agents l'aient, puis s'adresseront à ces derniers. Si par contre leur tolérance est relativement faible, alors ils quitteront la communauté s'ils n'arrivent pas à obtenir la connaissance souhaitée. Notons toutefois que l'unique raison à cela est le phénomène de file d'attente.

Pour résumer, l'un des facteurs favorisant le transfert de connaissances et l'apprentissage individuel au sein d'une CoP revient à favoriser les nouveaux venus pour l'accès à la connaissance. Cela rejoint la théorie de la participation légitime de Lave et Wenger [1991]. Les agents à la périphérie doivent participer de manière active à la vie de la communauté, même si cette participation n'est limitée qu'à une accumulation de connaissances, comme c'est le cas dans notre modèle. Si les membres déjà en place acceptent d'intégrer facilement les nouveaux venus, ces derniers pourront apprendre plus rapidement, et pourront à leur tour diffuser les connaissances acquises à d'autres nouveaux venus.

Ces résultats démontrent qu'au sein d'une communauté de pratique, le processus de transfert de connaissances peut être amélioré si la catégorie des débutants est favorisée en termes d'accès à la connaissance. Dans une telle situation, ces derniers deviennent des agents intermédiaires puis experts à leur tour, et constituent autant de nouvelles sources de connaissances pour les autres membres de la communauté.

7.4.3. L'accès à la connaissance :

En ce qui concerne l'accès à la connaissance, nos résultats confirment la première hypothèse posée dans la section 5.2.2.1 du chapitre 5. Nous observons bel et bien un effet de congestion, du fait que tous les demandeurs s'adressent à l'agent le plus compétent de la population en premier. Il existe alors, en parallèle de la hiérarchie en termes de compétence, une hiérarchie en termes de centralité de demi-degré intérieur. Si nous souhaitions avoir une image de la structure du réseau lorsque le seuil de tolérance des demandeurs est de 10 et la disponibilité des agents répondeurs égale à 1, voici ce que nous obtiendrions :

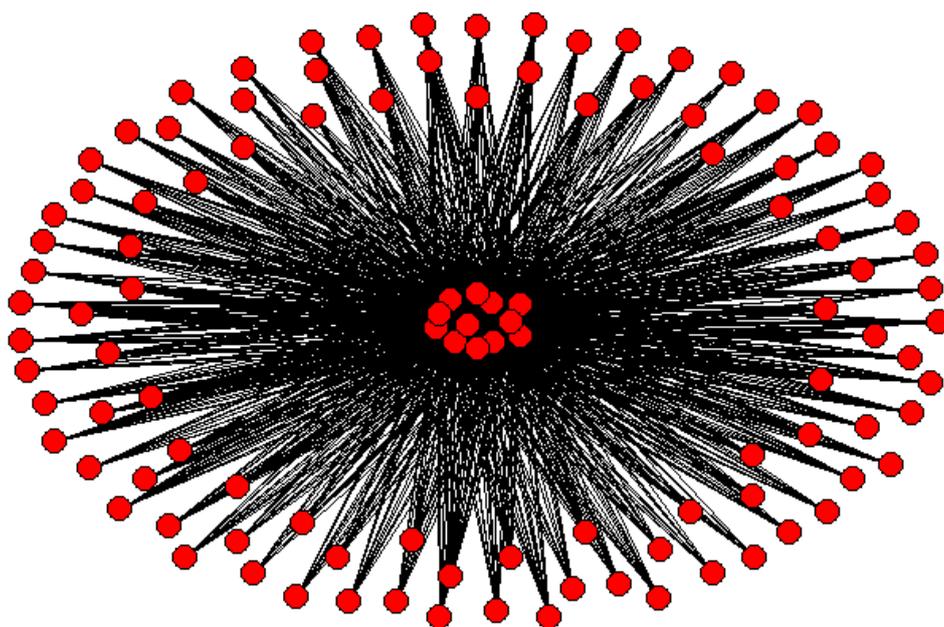


Fig. 29 La communauté a une structure sous forme d'étoile (exemple lorsque la disponibilité est égale à 1, et le seuil de tolérance à 10)

La communauté a une structure sous forme d'étoile, très hiérarchique en termes de centralité de demi-degré intérieur, avec les agents répondeurs les plus sollicités au centre de la structure. Ces agents sont les agents répondeurs initiaux.

Comme il apparaît dans la figure Fig. 24, lorsque $CompMin$ est égal à 75, les combinaisons des valeurs minimales de (disponibilité, seuilTolérance) requises pour que tous les débutants deviennent des agents experts sont : (3,5), (4,4), (5,3), (6,1), (7,1), (8,1), (9,1), (10,1). En deçà de ces valeurs, le nombre d'agent qui a réussi à augmenter ses compétences et devenir expert est relativement faible. La coordination des agents n'est pas facile à établir. De plus, cette structure sous forme d'étoile et les résultats obtenus en termes d'effet de congestion suggèrent un transfert de connaissances restreint. Ces résultats rejoignent les résultats de Cataldo *et al* [2001].

Ainsi, une communauté avec une structure sous forme d'étoile est restrictive en termes de transfert de connaissances, et donc d'apprentissage individuel. La congestion observée est due au fait que les demandeurs connaissent les compétences individuelles de chaque membre de la communauté. Étant donné leur objectif (devenir des experts), ils se dirigent vers l'agent le plus compétent, de manière simultanée. Cela crée un phénomène de file d'attente. Cette file d'attente est plus ou moins longue selon la tolérance des agents demandeurs.

Avec l'hypothèse que les nouveaux venus cherchent à augmenter leurs compétences individuelles, le seuil de tolérance ici exerce une influence positive sur l'effet de congestion observé. Toutes choses étant égales par ailleurs, si la tolérance des débutants augmente, l'effet de congestion augmente également (cf. Tableau 4). Ici, la hiérarchie en termes de compétences coïncide avec une hiérarchie en termes de centralité de degré. Des interactions basées sur une hiérarchie préétablie suivant une répartition des compétences n'est pas forcément bénéfique en termes de transfert de connaissances, à cause de la congestion que cela occasionne.

Chapitre 8 : Simulations de transfert direct de connaissances sans connaissance préalable des compétences d'autrui

8.1. Rappel des paramètres	171
8.2. Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire.....	172
8.2.1. Le nombre d'agents experts	172
8.2.2. Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté.....	177
8.2.3. Les agents répondeurs ayant reçu le plus grand nombre de questions à la fin des simulations	180
8.2.4. La coordination des agents pour un apprentissage optimal	184
8.3. Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance.....	186
8.4. Discussion des résultats :	187
8.4.1. Connaissances cumulées vs. vecteur binaire de connaissances	187
8.4.2. Le méta-apprentissage	188
8.4.3. L'apprentissage individuel et l'accès à la connaissance.....	190

8.1. Rappel des paramètres

Dans les simulations suivantes, les interactions sont basées sur les interactions passées de chaque individu ; les agents ne savent rien, *ex ante*, des compétences des autres membres de la communauté. Le choix de l'agent répondeur se fait de manière aléatoire au premier pas de temps, puis selon un critère de performance (cf. 6.3.2). Le mécanisme d'apprentissage reste le même que précédemment. Il repose sur le processus de transfert de connaissances. L'on souhaite voir alors si les agents sont capables d'identifier les agents répondeurs les plus compétents de la communauté (cela correspond au processus de méta-apprentissage), et s'ils sont capables également d'augmenter leurs compétences individuelles (ce qui correspond au processus d'apprentissage individuel). Dans ce qui suit, nous présentons les résultats pour CompMin égal à 75, qui offrent une structure proche de celle d'une CoP ; les résultats pour les autres valeurs de CompMin peuvent être trouvés en annexes Annexe 2, Annexe 3, Annexe 4 et Annexe 5.

Voici dans le tableau suivant un résumé des paramètres initiaux des simulations.

α	Disponibilité	SeuilTolérance	CompMin	Population
0	Entre 1 et 10	Entre 1 et 10	75	Nb experts = 1 (Compétence = 100) Nb agents intermédiaires = 9 (Compétence = 75) Nb débutants = 100 (Compétence = 0)
0.2	Entre 1 et 10	Entre 1 et 10		
0.4	Entre 1 et 10	Entre 1 et 10		
0.6	Entre 1 et 10	Entre 1 et 10		
0.8	Entre 1 et 10	Entre 1 et 10		
1	Entre 1 et 10	Entre 1 et 10		

Tableau 7 Paramètres initiaux pour les simulations de transfert direct sans connaissance préalable des compétences d'autrui

Les résultats présentés ci-dessous sont les résultats moyens sur une trentaine de simulations effectuées pour chaque scénario¹¹.

8.2. Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire

8.2.1. Le nombre d'agents experts

Les figures suivantes représentent le nombre d'agents experts à la fin des simulations pour chaque valeur prise par α . Dans ces figures, ne sont présentées que les valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance pour lesquelles il n'y a pas d'emblée un apprentissage optimal. Pour toutes les autres valeurs, le nombre d'agents experts est maximal. Nous allons aborder les résultats des simulations selon les différentes valeurs de α , en commençant par celles où l'apprentissage optimal n'est atteint qu'avec des valeurs élevées de disponibilité et de tolérance.

La première valeur de α que nous présentons est égale à 1. En effet, selon le calcul de la performance tel que défini par l'équation suivante

$$perf_{ij}^{t+1} = \alpha perf_{ij}^t + (1 - \alpha) nbRéponses_{ij}^{t+1}$$

si α est égal à 1, cela veut dire que l'agent ne met jamais à jour la performance de l'agent répondeur qu'il sollicite. Il ne prend en compte que la performance initiale (qui est nulle) et ne la met jamais à jour. Cette performance lui sera attribuée jusqu'à la fin des interactions. Par conséquent, le choix des agents répondeurs se fait de manière totalement aléatoire, il n'y a donc pas de processus de méta apprentissage pour cette valeur de α .

Ainsi, si l'on regarde l'apprentissage lorsque le seuil de tolérance est égal à 1, cette valeur est la seule à toujours présenter un nombre d'agents experts inférieur à 110. Il va

¹¹ Les résultats basés sur l'algorithme de sélection de l'agent répondeur selon un critère de performance ont été vérifiés en utilisant un autre algorithme de sélection probabiliste (cf. Annexe 1)

de 3 experts pour une disponibilité égale à 1, à 99 experts pour une disponibilité égale à 10.

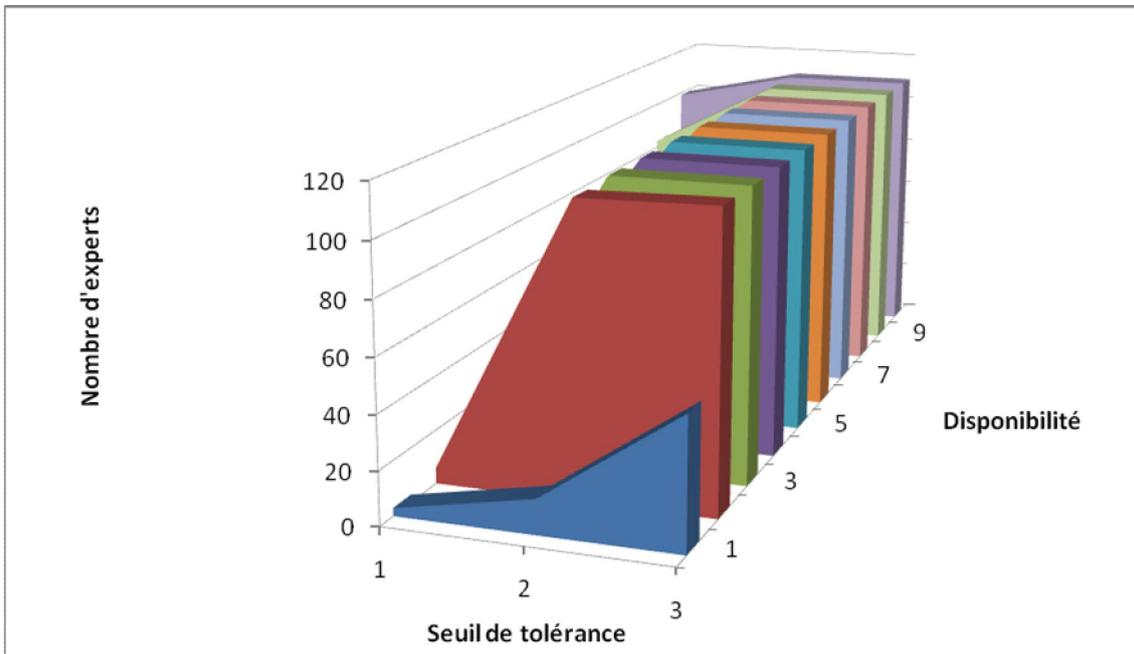


Fig. 30 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 1$

Pour $\alpha = 0.4$, nous pouvons noter que cette valeur est la seule où le nombre d'agents experts n'est pas maximal pour un seuil de tolérance égal à 1 et une disponibilité égale à 4. En effet, seul 109 agents parviennent à devenir des experts lorsque α est égal à 0.4, alors que pour les autres valeurs de ce paramètre, tous les agents, sans exception, y parviennent dès lors que la disponibilité est égale à 4 et ce peu importe le seuil de tolérance. Si la disponibilité est inférieure à 4, seule une partie des agents demandeurs devient des agents experts.

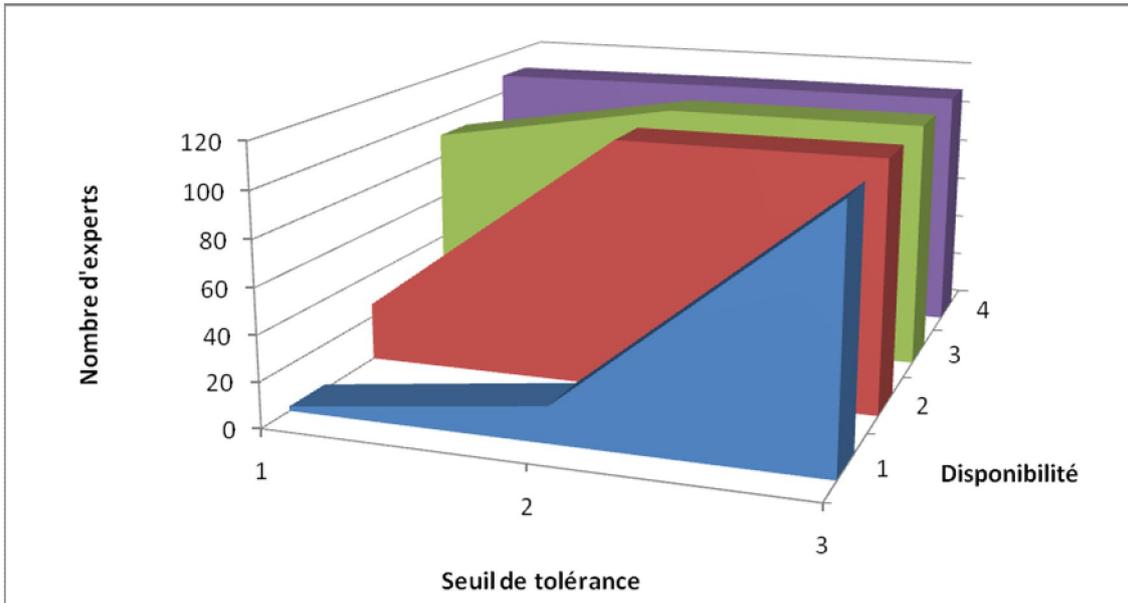


Fig. 31 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 0.4$

Abordons à présent les résultats des simulations pour $\alpha = 0.8$ et $\alpha = 0.6$, qui se chevauchent et où l'on retrouve à peu près le même nombre d'agents experts au final, pour toutes les valeurs de disponibilité et de tolérance. Il faut alors une disponibilité minimale de 4 pour que tous les agents demandeurs deviennent des experts peu importe les valeurs prises par le seuil de tolérance. Les figures suivantes ne montrent que les valeurs de disponibilité qui n'offrent pas un apprentissage optimal.

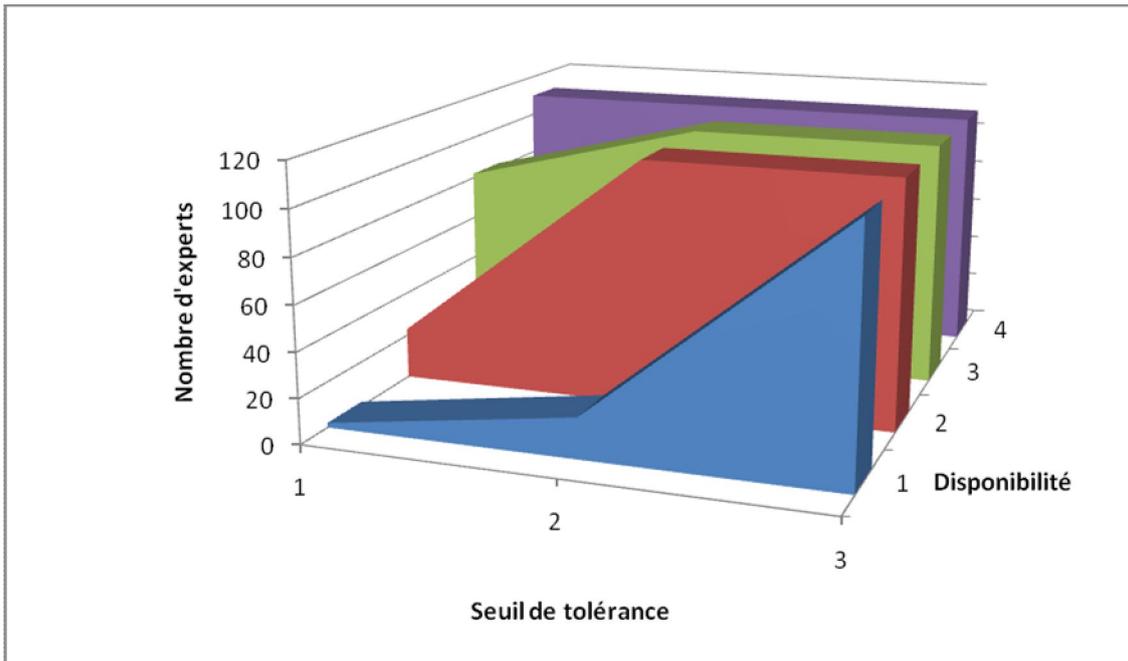


Fig. 32 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 0.8$

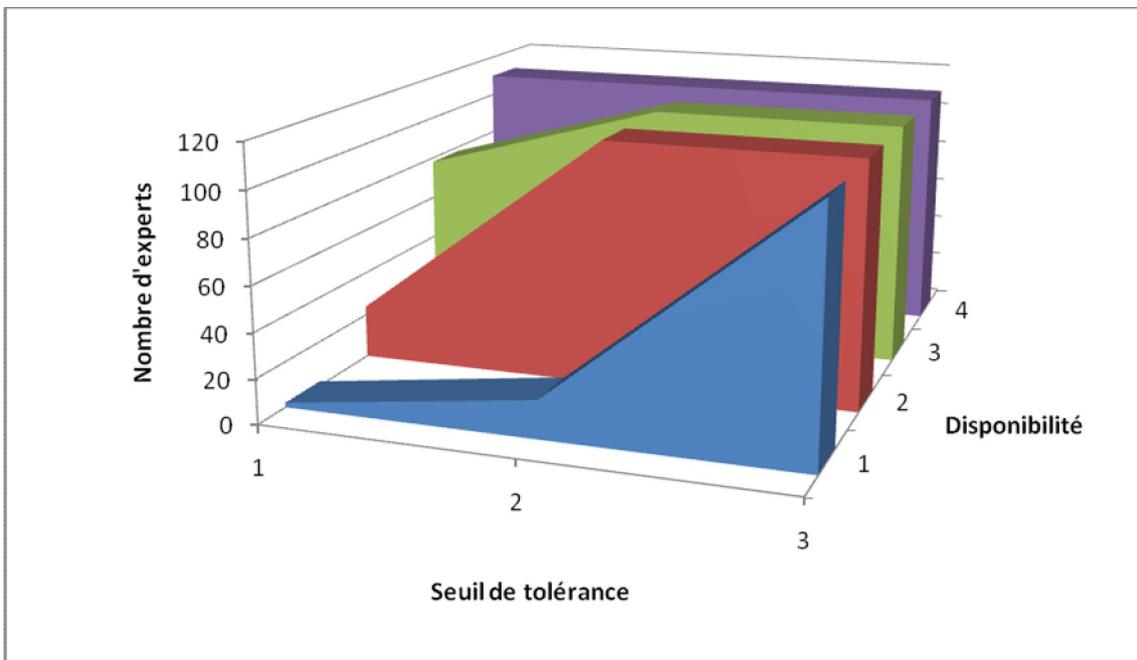


Fig. 33 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 0.6$

Lorsque α est égal à 0, la performance est calculée uniquement sur la base de la dernière interaction effectuée. Elle ne prend pas en compte l'historique des interactions passées. Dans cette situation, l'apprentissage optimal est réalisé dès lors que la disponibilité des agents répondeurs est égale à 4. Si elle est inférieure à cette valeur, le nombre d'agents experts augmente à mesure qu'augmentent la disponibilité des agents répondeurs et la tolérance des agents débutants.

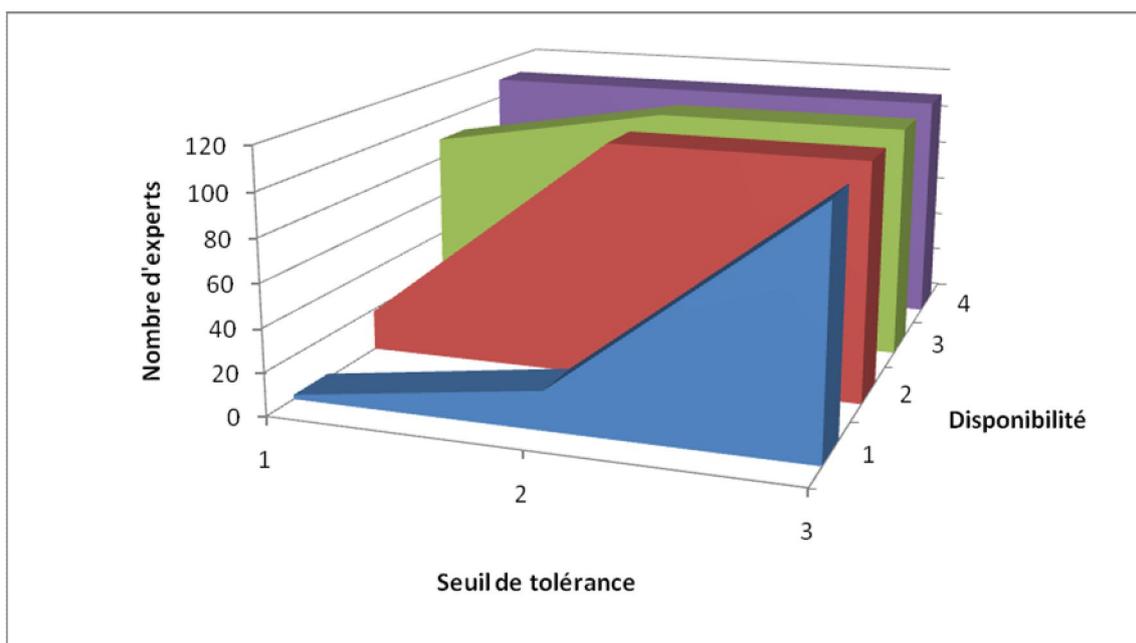


Fig. 34 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 0$

Enfin, nous pouvons observer un apprentissage optimal pour de plus faibles valeurs de disponibilité et de tolérance lorsque α est égal à 0.2. C'est pour cette valeur de α que le nombre d'agents experts est le plus élevé. En effet, nous pouvons voir dans la figure Fig. 35 que, comme lorsque α est égal à 0, le nombre maximal d'agents experts est atteint pour toutes les valeurs de tolérance dès lors que la disponibilité est égale à 4. En deçà de cette valeur, le nombre d'agents experts atteint reste cependant supérieur à celui atteint dans toutes les simulations citées plus haut.

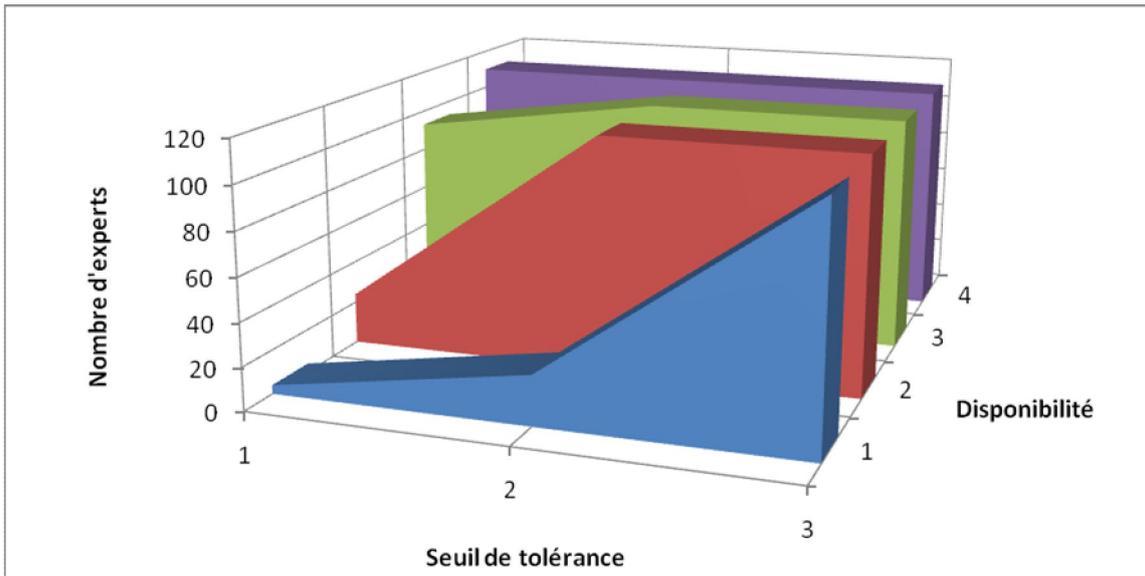


Fig. 35 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 0.2$

8.2.2. Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté

Lorsqu'on regarde les graphes présentés ci-dessous, on remarque que les agents ayant quitté la communauté ont acquis des compétences moyennes relativement importantes si on les compare aux résultats des simulations précédentes (où les agents connaissaient les compétences des autres). Par ailleurs, on remarque également que la valeur de α qui donne les meilleurs résultats en termes de compétences moyennes, est la même que précédemment : $\alpha = 0.2$. Pour cette valeur en effet, les agents quittant la communauté apprennent plus en moyenne que pour les autres valeurs de α . En revanche, la valeur qui donne l'apprentissage moyen le plus faible est, là encore, $\alpha = 1$. Il est à noter que ces figures ne montrent que les valeurs de disponibilité et de tolérance pour lesquelles l'apprentissage n'est pas optimal.

Prenons à titre d'exemple la situation où $\alpha = 0.2$. Elle offre un meilleur apprentissage a posteriori que les autres situations, car les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté sont plus élevées. Si on la compare avec la situation où $\alpha = 1$, même si pour cette valeur, et pour une disponibilité et un seuil de tolérance égales à 2 la compétence moyenne des agents sortants est de 79, lorsque $\alpha = 0.2$, cette compétence n'apparaît pas dans la figure car aucun agent n'a quitté la communauté, ils sont tous

devenus des experts (avec des compétences égales à 100). De plus, lorsque la disponibilité et la tolérance sont toutes les deux égales à 1, la situation où $\alpha = 0.2$ présente 13 agents experts tandis que la situation où $\alpha = 1$ n'en présente que 10.

C'est une comparaison de ce type que nous avons effectuée entre les simulations issues des différentes valeurs de α . Nous avons alors établi que les simulations où α était égal à 0.2 offraient un meilleur apprentissage, que ce soit en termes du nombre final d'experts, ou en termes de compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté.

C'est cette valeur de α que nous utiliserons pour illustrer les prochains résultats.

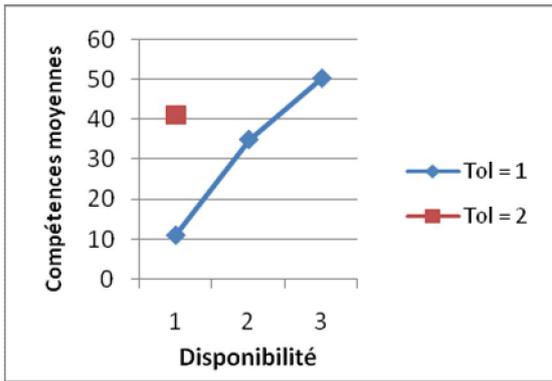


Fig. 36 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 0$

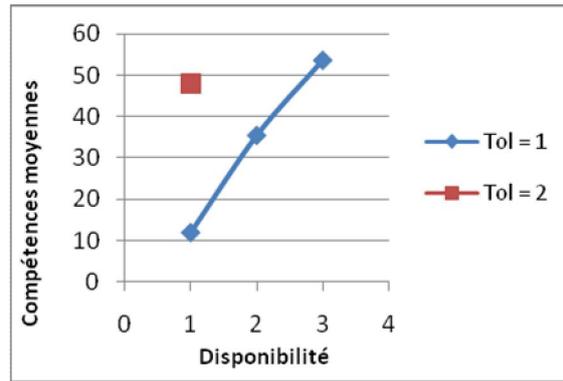


Fig. 39 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 0.6$

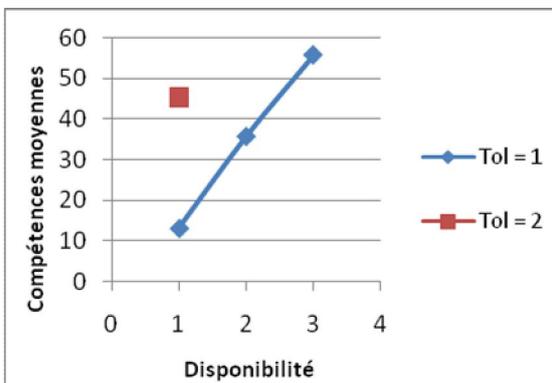


Fig. 37 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 0.2$

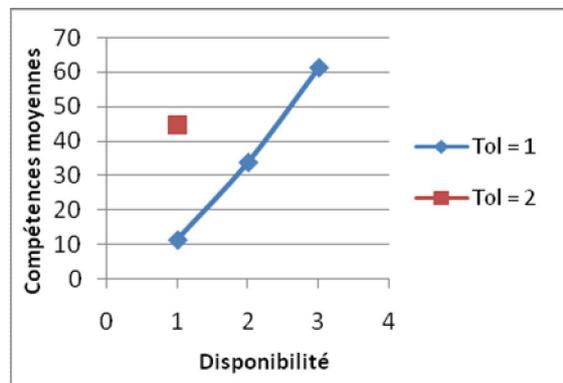


Fig. 40 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 0.8$

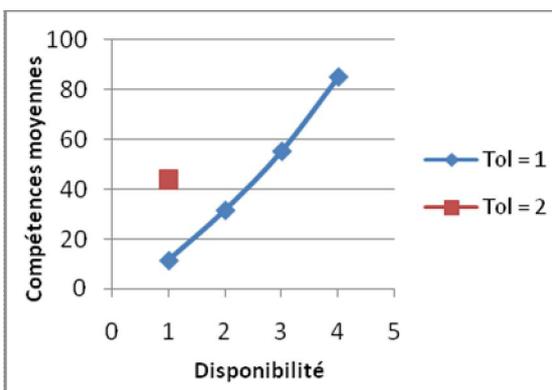


Fig. 38 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 0.4$

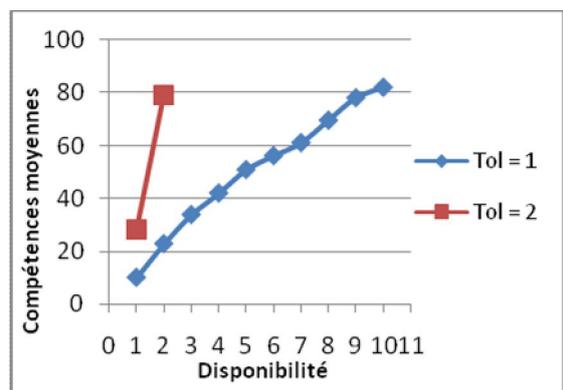


Fig. 41 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 1$

8.2.3. Les agents répondeurs ayant reçu le plus grand nombre de questions à la fin des simulations

Une fois les interactions entre les membres de la communauté terminées, nous définissons le noyau de la communauté comme composé des agents ayant reçu le plus grand nombre de questions tout au long des simulations. Il est important de comparer les membres de ce noyau à la fin des simulations avec les agents les plus compétents au début des simulations. Ceci nous permettra de savoir si les agents demandeurs de connaissances ont réussi à **identifier** les agents les plus compétents dans la communauté. On parlerait alors d'un apprentissage de second ordre [Koessler, 2000] ou méta-apprentissage.

Rappelons tout d'abord que la structure actuelle de la population est définie par le seuil CompMin fixé ici à 75. La population est alors constituée de :

- 100 débutants de connaissances avec des compétences initiales nulles ;
- 9 agents intermédiaires avec des compétences initiales égales à 75 ;
- 1 agent expert avec une compétence initiale égale à 100.

Les résultats récoltés à la fin des simulations montrent à chaque fois que les agents ayant reçu le plus de questions sont les agents experts et intermédiaires initiaux. Ce résultat est observé pour toutes les valeurs de disponibilité et de tolérance. Nous pouvons illustrer cela avec les deux figures suivantes qui montrent, à titre d'exemple, pour une valeur de α égale à 0.2, le nombre moyen de questions reçues par les agents répondeurs initiaux (les 9 agents avec une compétence initiale égale à 75 et l'agent expert avec une compétence initiale égale à 100), et par les agents débutants qui avaient une compétence initiale nulle.

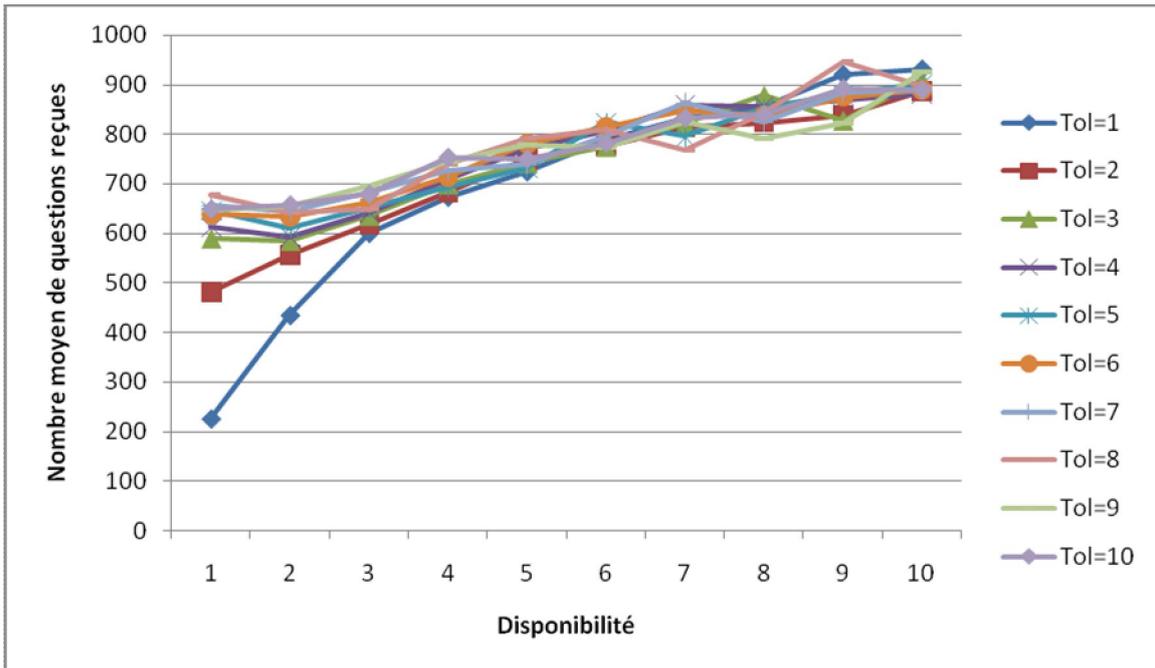


Fig. 42 Nombre moyen de questions reçues par un agent répondeur initial

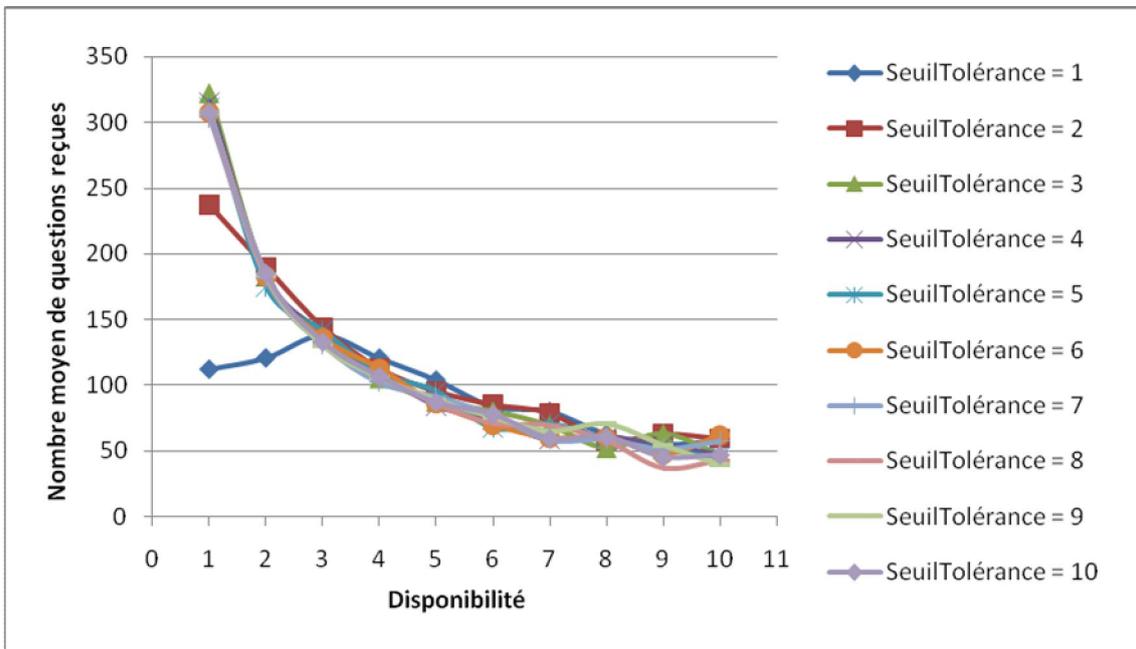


Fig. 43 Nombre moyen de questions reçues par un agent dont la compétence initiale = 0

Des deux figures précédentes, il apparaît que, pour les valeurs les plus faibles de disponibilité et de tolérance, le nombre moyen de questions reçues par un agent répondeur initial est quasiment le double que pour un agent dont la compétence initiale est nulle. L'écart se creuse encore plus à mesure que ces valeurs augmentent. En effet, plus les agents sont disponibles, plus les agents répondeurs initiaux reçoivent de questions. Cela a l'effet contraire pour les agents avec des compétences initiales nulles, à mesure les agents répondeurs sont plus disponibles, ils reçoivent de moins en moins de questions.

Néanmoins, il est à noter que lorsque le seuil de tolérance est inférieur à 4, les agents demandeurs continuent de poser des questions aux agents les moins compétents de la communauté (ceux dont la compétence initiale est nulle). Il semble alors que le processus de méta apprentissage ne permet pas aux membres de la communauté d'identifier les individus les plus compétents, si leur seuil de tolérance n'est pas supérieur ou égal à 4.

Cependant, dès que cette valeur est atteinte, on peut observer un groupe d'agents qui se distinguent des autres agents de la communauté par le nombre de questions qu'ils ont reçues. Ce groupe est exclusivement constitué d'agents répondeurs initiaux et reste stable pour toutes les valeurs de disponibilité et de tolérance. Nous pouvons le voir à titre d'exemple dans la figure Fig. 44, qui illustre le nombre de questions reçues par chaque agent de la communauté à la fin des simulations, pour des valeurs de disponibilité et de tolérance égales à 4 et 1, respectivement, où l'apprentissage est optimal.

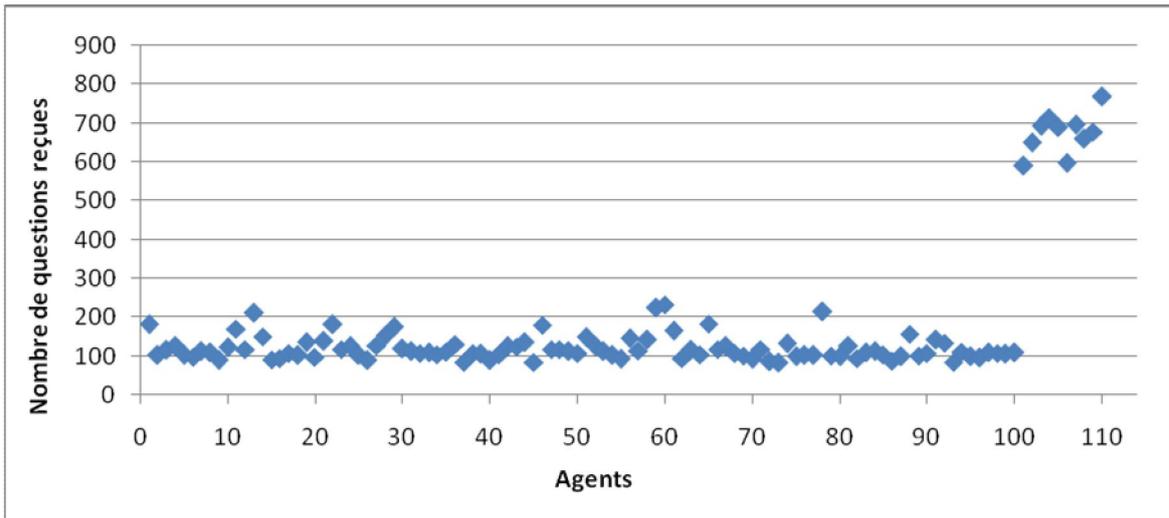


Fig. 44 Nombre de questions reçues par chaque agent pour une disponibilité égale à 4 et un seuil de tolérance égal à 1.

De ces figures, nous pouvons conclure que le processus méta-apprentissage des agents leur a permis d'arriver à identifier les agents les plus compétents de la communauté. Ils ont par ailleurs réussi à augmenter leurs compétences individuelles, pour devenir des experts lors de la majorité des simulations.

Voyons à présent ce qu'il en est de l'effet de congestion. Pour cela, nous avons analysé les matrices des interactions entre agents tout au long des simulations. Ces matrices sont construites en termes de « qui dépend de qui pour l'accès à la connaissance », comme l'ont fait Créplet *et al* [2003]. Nous avons sélectionné la simulation où la disponibilité est égale à 1 et le seuil de tolérance égal à 10 (comme dans les simulations précédentes, c'est là où l'effet de congestion est le plus fort). Nous avons calculé l'écart-type de la centralité de demi-degré intérieur pour mesurer l'effet de congestion. Les résultats sont les suivants :

	Centralité de demi- degré extérieur	Centralité de demi- degré intérieur
Moyenne	344	344
Écart-type	51.711	128.088

Tableau 8 Centralités de degré pour des interactions directes sans connaissance préalable des compétences d'autrui lorsque la disponibilité est égale à 1 et la tolérance à 10

Nous remarquons que le nombre moyen de questions posées est plus fort que lors des simulations avec connaissance préalable des compétences d'autrui (cf. Tableau 5, page 155). En effet, il passe de 126 questions posées en moyenne à 344 questions. Par contre, l'écart-type baisse de plus de moitié. Cela suggère que même s'il existe un effet de congestion dans les interactions, il est moins fort que dans les simulations précédentes.

8.2.4. La coordination des agents pour un apprentissage optimal

Afin d'obtenir un apprentissage optimal, il est nécessaire que s'établisse une coordination entre agents répondeurs et agents demandeurs. Cette coordination est celle décrite dans la figure suivante¹² :

¹² La coordination des agents pour toutes les valeurs de CompMin, de disponibilité et de tolérance est illustrée dans les annexes Annexe 2, Annexe 3, Annexe 4 et Annexe 5.

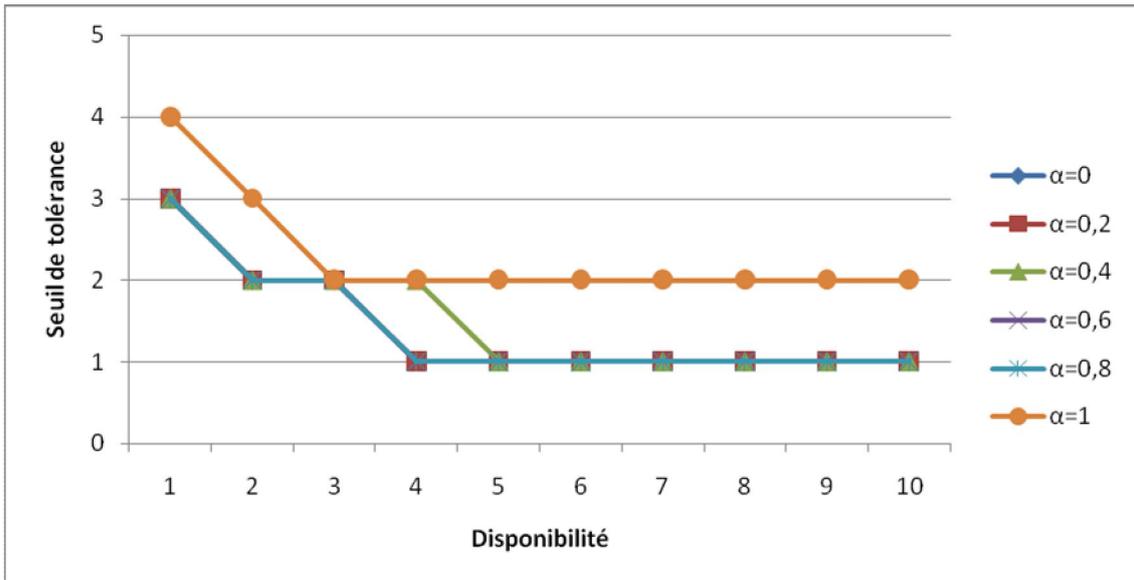


Fig. 45 Coordination des agents pour chaque valeur de α pour un apprentissage optimal

Notons que cet équilibre est pratiquement le même pour toutes les valeurs de α . Seule la valeur de $\alpha = 1$ offre des résultats différents. Ici, la coordination est plus difficile à réaliser puisqu'il faut un seuil de tolérance minimal égal à 2, là où une tolérance égale à 1 suffisait pour obtenir un apprentissage optimal. La différence entre les scénarii de simulations réside dans le nombre d'experts au final. Comme nous l'avons vu précédemment, c'est une valeur de α égale à 0.2 qui permet d'atteindre le plus grand nombre d'experts à la fin des simulations, et donc l'apprentissage optimal.

Les résultats présentés ci-dessus sont spécifiques à $\text{CompMin} = 75$. Nous pouvons présenter les intervalles des valeurs précises de CompMin , lorsque $\alpha = 0.2$, qui permettent d'avoir un apprentissage optimal avec une disponibilité égale à 10 et les valeurs de seuil de tolérance correspondantes.

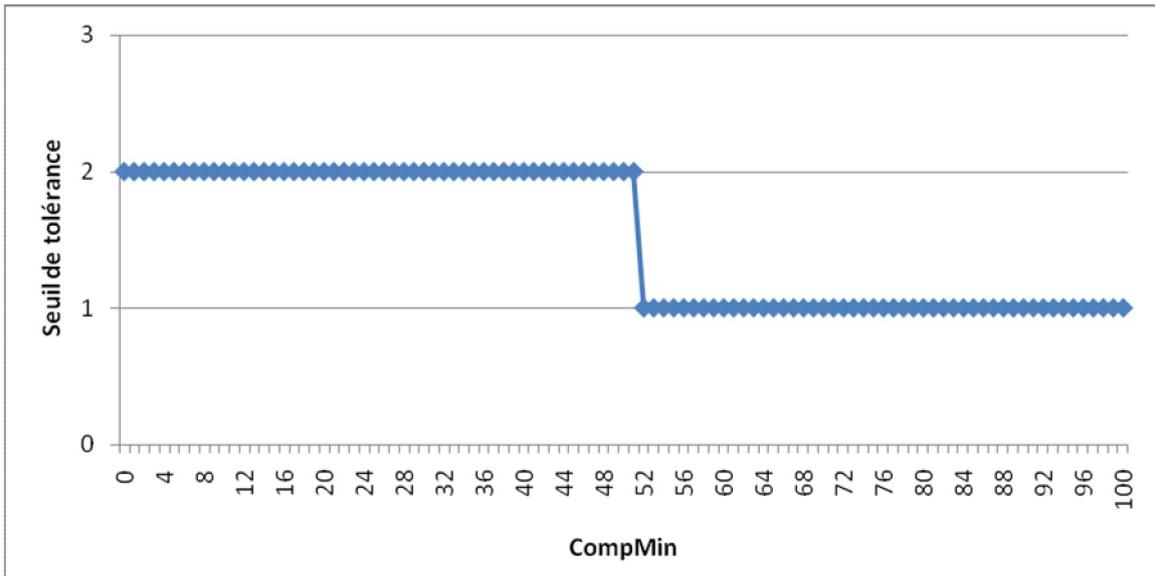


Fig. 46 La coordination selon les valeurs de CompMin dans les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui lorsque $\alpha = 0.2$

8.3. Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance

Comme lors des simulations de transfert direct avec connaissance préalable des compétences d'autrui, nous allons présenter les résultats suivants en comparaison avec les résultats des simulations où la connaissance est modélisée sous la forme d'un vecteur binaire.

La figure

Fig. 47 illustre la coordination des agents, avec les trois représentations de la connaissance, afin que tous les agents de la communauté deviennent experts. On peut noter que les courbes représentant la connaissance cumulée sont absolument identiques. Par contre, il existe une légère différence lorsque la connaissance est représentée par un vecteur binaire.

Comme dans les simulations de transfert direct avec connaissance préalable des compétences d'autrui, lorsque la connaissance est cumulée, l'apprentissage optimal est observé pour de faibles valeurs de disponibilité et de tolérance. Cela nécessite des valeurs légèrement différentes lorsque la connaissance a la forme d'un vecteur binaire.

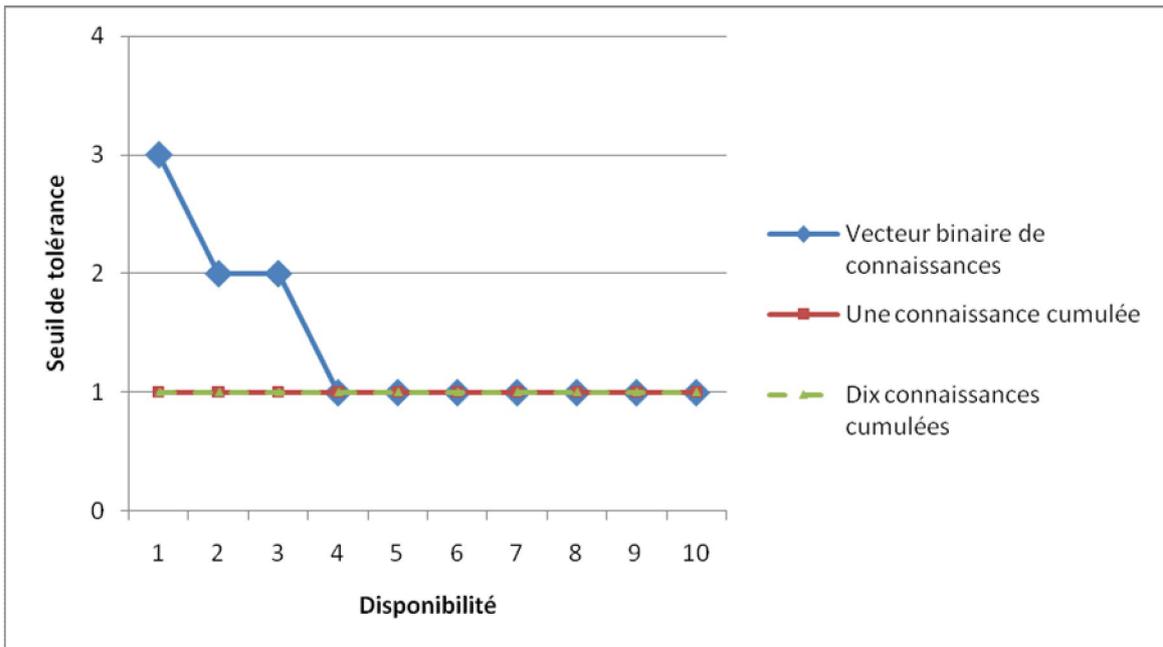


Fig. 47 Coordination des agents pour un apprentissage optimal lorsque les agents ne savent rien des compétences d'autrui : trois structures de connaissance

8.4. Discussion des résultats :

Comme dans le chapitre précédent, nous allons commencer par discuter brièvement les résultats des différentes représentations de la connaissance, avant d'aborder de manière détaillée les résultats des simulations avec un vecteur de connaissances binaire.

8.4.1. Connaissances cumulées vs. vecteur binaire de connaissances

Les résultats du transfert direct de connaissances sans connaissances préalables des compétences d'autrui ne présentent pas de différence dans le transfert lorsqu'il s'agit de modéliser la connaissance sous une forme cumulée (cf. Fig. 47

Fig. 47). Ce résultat n'est pas surprenant : la connaissance a la même structure, la seule différence résidant dans le nombre de connaissance et de degrés d'expertise à cumuler.

En ce qui concerne les simulations où la connaissance est représentée par un vecteur binaire, nous pouvons noter une différence dans la coordination des agents pour un apprentissage optimal. Cette différence peut être expliquée par la structure de la connaissance détaillée dans les figures Fig. 27 et Fig. 28 (cf. page 161). Le fait qu'il y ait un cumul de connaissance dans le processus d'apprentissage individuel des agents implique que, toutes choses étant égales par ailleurs, les agents répondeurs répondent plus souvent aux questions reçues. Les agents demandeurs deviennent tous experts pour des valeurs de disponibilité et de tolérance moins importantes, ce qui dénote d'une coordination plus facile lorsque les connaissances sont cumulées.

A présent, intéressons-nous aux résultats des simulations avec vecteur binaire de connaissances. Nous discuterons tour à tour les points suivants : le processus de méta apprentissage, le processus d'apprentissage individuel et l'accès à la connaissance.

8.4.2. Le méta-apprentissage

Le méta-apprentissage observé à l'issue des simulations montre que les débutants ont réussi à connaître les compétences des autres agents de la communauté, grâce au critère de performance calculé de manière interindividuelle. Cependant, nous avons également pu observer que des agents demandeurs éliminent des agents répondeurs avec une mauvaise performance, alors que ces derniers ont des compétences élevées. La performance étant calculée sur la base des réponses passées obtenues, elle peut très bien ne pas refléter la compétence des agents répondeurs si ces derniers ne répondent pas pour cause d'indisponibilité et non d'incompétence. Le méta apprentissage est alors erroné. Néanmoins, malgré cela, les agents les plus compétents sont, au final, ceux qui ont été les plus sollicités (cf. Fig. 44).

Cependant, ce résultat n'a pas augmenté considérablement l'effet de congestion, car les questions posées à ces agents-là leur ont été adressées de manière étendue sur toute la simulation. Il n'y a donc pas eu de phénomène de file d'attente important.

Comme pour le modèle précédent, nous avons construit la matrice d'interaction en termes de « qui dépend de qui pour l'accès à la connaissance ». Autrement dit, « qui va consulter qui pour poser une question ». Cela nous a permis de construire le graphe des interactions présenté dans la figure Fig. 48. Nous avons sélectionné les valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance qui maximisent l'effet de congestion pour pouvoir étudier la coordination des agents pour l'accès à la connaissance. Rappelons que ce que nous appelons coordination correspond en fait aux valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance nécessaires afin de toujours garantir un apprentissage optimal.

La figure Fig. 48 présente une communauté avec une structure connectée. L'on ne distingue pas de noyau comme lors des simulations précédentes. Cela est dû au fait que les agents ne connaissaient pas a priori les compétences des autres membres de la communauté. Ils ont construit cette connaissance au fur et à mesure de leurs interactions. Chaque agent sélectionne un agent répondeur sur la base de ses propres interactions passées. Si au final les agents répondeurs les plus sollicités sont les agents répondeurs les plus compétents initialement, la congestion est moindre, ce qui rend la connaissance accessible à tous les agents demandeurs. Des résultats similaires ont été mis en évidence par Cataldo *et al* [2001]. Ces auteurs étudiaient le processus de transfert de connaissances dans un contexte organisationnel. Ils démontrent notamment qu'un réseau avec une structure connectée est moins restrictif en termes de transfert de connaissances qu'un réseau sous forme d'étoile.

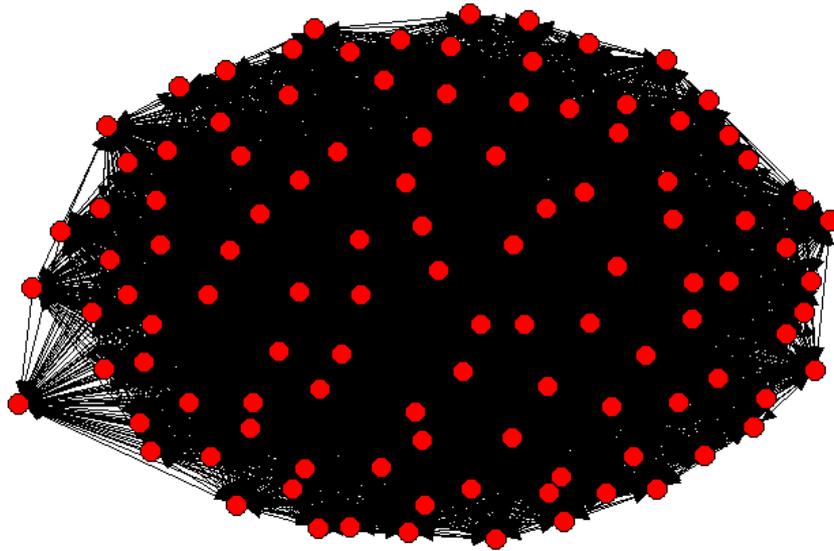


Fig. 48 La communauté a une structure connectée (exemple lorsque la disponibilité est égale à 1, le seuil de tolérance à 10 et α à 0.2)

8.4.3. L'apprentissage individuel et l'accès à la connaissance

Le nombre d'agents experts à la fin des simulations est considérable. Pour toutes les valeurs de disponibilité supérieures à 3, tous les demandeurs réussissent à augmenter leurs compétences individuelles jusqu'à devenir des experts. Cela est possible grâce à une coordination entre agents répondeurs et agents demandeurs selon les caractéristiques suivantes :

Valeurs de disponibilité	Apprentissage
Inférieures ou égales à 3	Apprentissage optimal pour certaines valeurs minimales du seuil de tolérance
Supérieures à 3	Apprentissage optimal quelles que soient les valeurs du seuil de tolérance

Tableau 9 Apprentissage selon les valeurs de disponibilité et de tolérance

La structure connectée de la communauté permet une meilleure circulation de la connaissance. Le fait que les agents aient la capacité d'interagir avec n'importe quel autre agent dans la communauté réduit la file d'attente pour l'accès à la connaissance. Mais ce n'est pas tant la capacité à interagir avec tout le monde qui permet un apprentissage individuel aussi intéressant, mais plutôt la capacité à sélectionner le « bon » agent répondeur. C'est-à-dire l'agent répondeur susceptible de fournir la connaissance demandée. Cela est rendu possible grâce au méta-apprentissage, comme nous l'avons expliqué précédemment.

De plus, comme l'effet de congestion n'est pas très important, la coordination entre agents demandeurs et agents répondeurs n'apparaît pas très difficile à obtenir. Moyennant une disponibilité minimale de 4 questions traitées par pas de temps, tous les agents demandeurs pourront devenir des experts, et cela même s'ils ne sont pas tolérants du tout. Dans ces circonstances, construire ses connaissances au fur et à mesure de ses interactions permet à un nouveau venu de participer de manière plus active dans les interactions dans la communauté.

Étant donné que dans ces simulations, CompMin est égal à 75, nous sommes face à une population avec des agents intermédiaires. Cependant, comme les agents ne connaissent pas de manière explicite les compétences des membres de la communauté *ex ante*, le problème de favoriser les nouveaux venus ou non n'est pas très important ici. En effet, chaque agent répondeur a une probabilité relativement faible d'être sélectionné simultanément par un agent répondeur initial dont la compétence initiale n'est pas maximale et un agent débutant dont la compétence initiale est nulle. Cette probabilité peut être calculée de la manière suivante :

Soit : RI le cardinal des agents intermédiaires initiaux (ici, RI est égal à 9).

Et : D le cardinal des agents débutants dont la compétence initiale est nulle (ici, D est égal à 100).

Soit : S_j^d l'événement qu'un agent répondeur j soit sélectionné par un agent débutant d .

Et : S_j^{Ri} l'événement qu'un agent répondeur j soit sélectionné par un agent répondeur intermédiaire Ri .

Et : $S_j^{d,Ri}$ l'événement qu'un agent répondeur j soit sélectionné de manière simultanée par un agent débutant d et un agent répondeur Ri .

Nous pouvons calculer les probabilités suivantes :

$$P(S_j^d) = \frac{1}{D} = \frac{1}{100}$$

$$P(S_j^{Ri}) = \frac{1}{RI} = \frac{1}{9}$$

Les deux événements S_j^d et S_j^{Ri} sont indépendants. Nous pouvons alors calculer la probabilité $P(S_j^{d,Ri})$ de la manière suivante :

$$P(S_j^{d,Ri}) = P(S_j^d) \times P(S_j^{Ri})$$

$$P(S_j^{d,Ri}) = \frac{1}{RI} \times \frac{1}{D} = \frac{1}{9} \times \frac{1}{100} = \frac{1}{900}$$

Cette probabilité est faible mais non nulle. C'est pourquoi, si toutefois cela arrivait, les agents débutants devraient être favorisés en termes d'accès à la connaissance, pour un apprentissage optimal plus rapide.

Chapitre 9 : Transfert indirect de connaissances – une modélisation multi-agents

9.1. Description du modèle :	194
9.1.1. Les caractéristiques des agents	194
9.1.2. La structure de la population	196
9.1.3. Description d'une interaction	197
9.1.4. Le processus d'apprentissage individuel.....	198
9.2. Définition des simulations de transfert indirect de connaissances	199
9.3. Les paramètres :	199
9.4. Les indicateurs :	200
9.4.1. Au niveau global :	200
9.4.2. Au niveau individuel :	200

Le modèle qui suit vise à modéliser le processus d'apprentissage dans un contexte de transfert indirect de connaissances. Si l'on reprend la définition de ce type de transfert donnée en page 31, les connaissances sont transmises grâce à des supports de communication indirecte. Une manière simple d'illustrer cela est d'imaginer des interactions sur un forum électronique. Dans ce modèle multi-agent, les agents interagissent sur un forum. Les principaux mécanismes d'interactions restent les mêmes que ceux utilisés dans le transfert direct de connaissances. Seuls changent les points suivants :

- Les interactions sont définies par une question et une éventuelle réponse **postées sur le forum** ;
- Toutes les questions et réponses postées sur le forum sont **accessibles à tous les agents** ;
- Le mécanisme de sortie des agents est le même que lors des simulations précédentes : l'on compare alors le seuil de tolérance de chaque agent au nombre de questions qu'il a posées et qui sont restées sans réponses.

À travers ce modèle, nous souhaitons observer le processus de transfert de connaissances, lorsque les interactions se passent sur un forum électronique. Cela nous renvoie alors vers les communautés de pratique virtuelles, où les individus interagissent principalement par le biais de supports électroniques. Quel est donc le rôle joué par chaque type d'agents (experts, intermédiaires et débutants) dans le processus de diffusion de connaissances au d'une CoP ? Telle est la question que nous nous posons ici. Pour y répondre, nous utiliserons là encore des simulations multi-agents. Mais avant cela, voici dans le détail la description du modèle de transfert indirect de connaissances.

9.1. Description du modèle :

9.1.1. Les caractéristiques des agents

Les agents sont dotés des mêmes caractéristiques que dans les simulations précédentes. Nous allons les résumer brièvement dans ce qui suit :

- Une dotation initiale en connaissances :
 - Soit sous la forme d'un vecteur binaire composé de 100 connaissances différentes (cf. Fig. 7) : ce vecteur est composé de valeurs binaires (0 ou 1) où 1 signifie que l'agent possède une connaissance donnée, et 0 signifie le contraire.
 - Soit sous une forme cumulée : deux scénarii sont testés : 1 connaissance avec 100 degrés d'expertise ou 10 connaissances avec 10 degrés d'expertise différents.

- Une compétence définie selon chaque représentation de la connaissance :
 - Un vecteur binaire de 100 connaissances : elle est égale au nombre des connaissances que possède un agent.
 - 1 connaissance avec 100 degrés d'expertise : la compétence est égale au degré d'expertise de l'agent.
 - 10 connaissances avec 10 degrés d'expertise : la compétence est égale à la somme des degrés d'expertise de l'agent.

- Une mémoire dans laquelle ils stockent le nombre de questions restées sans réponses, les réponses éventuelles reçues et l'identité des répondeurs éventuels.

- Une disponibilité : un agent ne peut traiter qu'un nombre précis de questions, donné au départ des simulations et qui est le même pour tous les agents. Ce nombre définit la disponibilité d'un agent.

- Un seuil de tolérance donné au départ des simulations pour tous les agents. Selon ce seuil, l'agent décidera de rester dans la communauté ou de la quitter. Il quittera la communauté dès que le nombre de questions restées sans réponses sera supérieur ou égal à ce seuil.

9.1.2. La structure de la population

Les dotations en connaissances déterminent la structure de la population et se font de la manière suivante :

- 100 agents ne possèdent aucune connaissance. Leurs compétences initiales sont nulles. Ce sont des agents « débutants ».
- 9 agents ont des compétences initiales égales à 75, qui est le seuil de compétence minimale requis pour pouvoir répondre à des questions éventuelles. Ces agents sont appelés agents « intermédiaires ».
- 1 agent possède toutes les connaissances appelé agent expert. Sa compétence initiale est égale à 100.

Là aussi, comme dans les simulations précédentes, cette structure est inspirée de la structure d'une communauté de pratique telle que décrite dans la littérature et telle que nous l'avons observée dans la réalité, à travers l'enquête autour de la plateforme Cormas (cf. 2.2). En effet, ce type de communauté est composé d'un noyau d'agents très compétents appelés des « experts » (dans notre modèle, ce noyau est composé d'un seul agent avec une compétence égale à 100 et qui répond uniquement aux questions posées), des agents plus ou moins compétents qui font partie de la communauté depuis un certain temps (ce sont les 9 agents avec une compétence égale à 75 dans notre modèle et qui peuvent poser *et* répondre aux questions) et des nouveaux venus qui intègrent la communauté pour augmenter leurs compétences dans la pratique de la communauté et qui sont situés à la périphérie (ils correspondent aux 100 agents avec des compétences initiales nulles et qui ne font que poser des questions initialement).

Cette répartition des tâches a également été observée dans une communauté de pratique virtuelle par Marquis-Ogez *et al* [2006, p. 220] : « *some members only answer messages..., some of them only initiate messages ... , and others both answer and initiate discussions* ».

9.1.3. Description d'une interaction

La différence avec les simulations de transfert direct de connaissances réside dans le processus de choix de l'agent répondeur. Dans les modèles précédents, les agents choisissaient leurs agents répondeurs soit selon leurs compétences (simulations où les agents connaissaient les compétences des autres agents), soit selon leur performance (simulations où les agents ne savent rien des compétences des autres agents).

Dans ce modèle, les agents ne choisissent pas un agent répondeur en particulier mais posent leurs questions à tous les agents en même temps. Les interactions se passent comme sur un forum électronique où, dès lors qu'une question est posée, elle est automatiquement accessible par tous les membres du forum. Il n'y a donc pas de question adressée directement à un agent précis.

L'interaction est toujours définie par une question posée par un agent *a* et une réponse donnée par un agent *b*. L'agent *a* choisira sa question selon la méthode décrite en 6.1.2 (cf. page 137). Il consultera ensuite l'historique des réponses données depuis le début de la simulation pour voir si une réponse traitant de cette connaissance n'a pas déjà été donnée. Si elle a déjà été donnée, il augmentera sa compétence individuelle, ne posera pas de question à ce pas de temps, et attendra le pas de temps suivant pour poser une question. Si aucune réponse n'a été donnée, alors il pose sa question sur le forum ; elle sera accessible à tous les agents de la communauté.

Pour entamer le processus de réponse, il est nécessaire de suivre les étapes décrites dans ce qui suit :

- *Test de la compétence minimale requise pour répondre (CompMin)* (test effectué par le modélisateur) : dans un premier temps, nous effectuons un test pour comparer la compétence d'un agent au seuil CompMin, car un agent ne peut répondre à une question éventuelle que s'il possède une compétence supérieure ou égale à ce seuil. Si ce test est négatif, l'agent ignore les questions reçues et ne donne pas de réponses. S'il est positif, il entame le processus de réponse, et traite les questions de manière séquentielle.

- Une fois ce test effectué, un agent dont la compétence est supérieure ou égale au seuil CompMin, commence d'abord par sélectionner les questions qu'il traitera. En effet, un agent reçoit une liste de questions comprenant toutes les questions posées par les autres agents en un pas de temps. Il compare alors le nombre de questions qu'il a reçu à sa disponibilité.

Si ce nombre est inférieur ou égal à sa disponibilité, il entamera le processus de réponse pour chaque question. En revanche, s'il reçoit un nombre de questions supérieur à sa disponibilité, il en choisit aléatoirement un nombre égal à sa disponibilité. Ensuite, pour chaque question choisie, il entamera le processus de réponse décrit dans ce qui suit.

Le processus de réponse est appliqué pour chaque question sélectionnée et consiste pour un agent à regarder s'il possède la connaissance ou le degré d'expertise demandés. Si c'est le cas il répond à la question, autrement il l'ignore.

9.1.4. Le processus d'apprentissage individuel

Dans ce modèle, comme dans les modèles précédents, nous considérons qu'un agent apprend quand il réussit à acquérir de nouvelles connaissances et augmenter ainsi sa compétence. Par conséquent, à chaque fois qu'un agent reçoit une réponse à une question traitant d'une connaissance donnée, il acquiert cette connaissance-là et cela apparaît dans ses dotations en connaissances. Par exemple, si la connaissance a la forme d'un vecteur binaire, l'apprentissage apparaîtra dans son vecteur de connaissances en remplaçant le 0 initial par 1 au niveau de la connaissance acquise.

Un agent ne pose de questions que sur des connaissances (ou degrés d'expertise) qu'il ne possède pas.

Il s'arrête de poser des questions dans deux situations :

- Il a acquis toutes les connaissances (ou degrés d'expertise) nécessaire pour devenir experts;
- Le nombre de questions restées sans réponses est supérieur à son seuil de tolérance.

9.2. Définition des simulations de transfert indirect de connaissances

Ces simulations se passent exactement comme il est décrit dans la description du modèle dans la section précédente. Pour un agent, le choix de quitter la communauté dépend uniquement du nombre de questions posées et restées sans réponses. Le test effectué ici est celui illustré dans la figure Fig. 50.

Si le nombre de questions sans réponse est supérieur ou égal au seuil de tolérance d'un agent, alors ce dernier quitte la communauté et ne pose plus de questions. Par contre, si ce nombre est inférieur à son seuil de tolérance, l'agent continue de poser une question par pas de temps jusqu'à ce que le nombre de questions sans réponses soit supérieur ou égal à son seuil de tolérance.

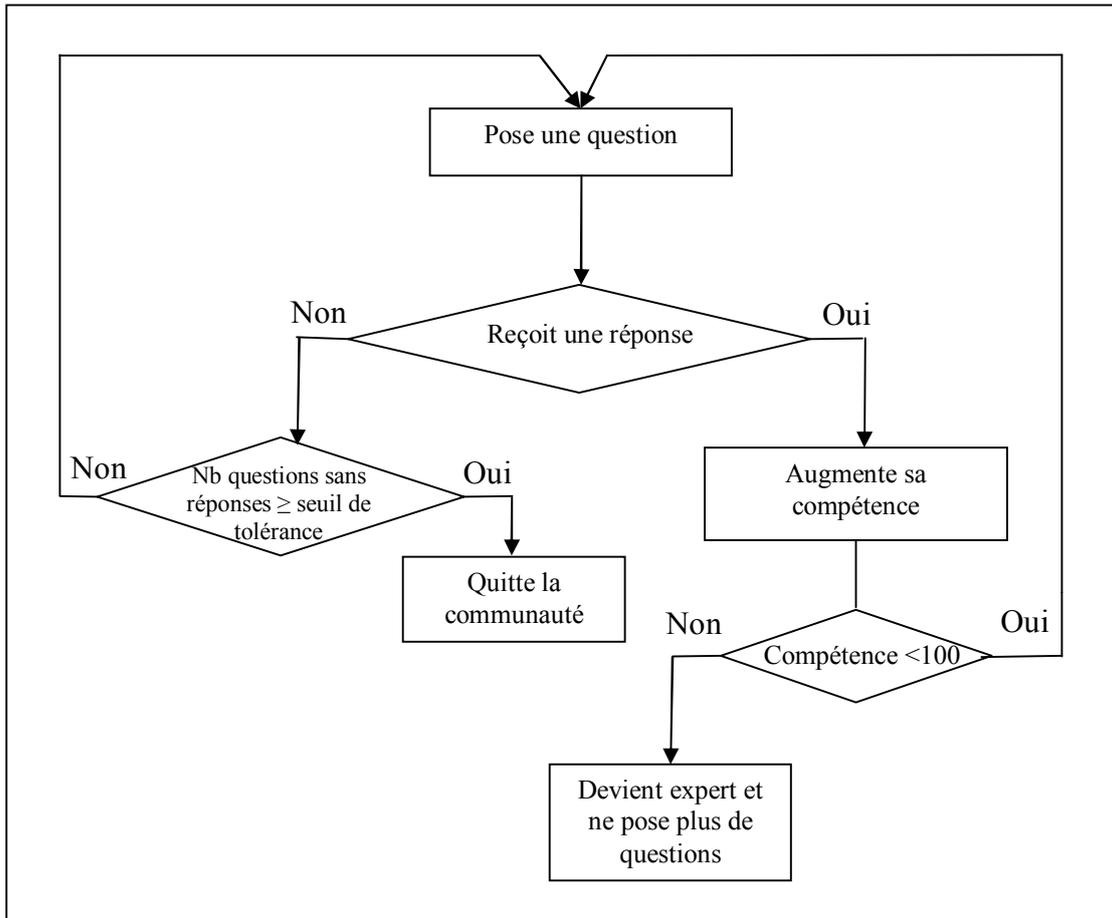


Fig. 50 Mécanisme de sortie des agents demandeurs

Comme dans les modèles précédents, nous ferons varier les paramètres suivants :

- La disponibilité des agents répondeurs : entre 1 et 10 questions par pas de temps.
- Le seuil de tolérance des débutants : entre 1 et 10 questions sans réponses.
- $CompMin \in \{0,25,50,75\}$ (Nous avons délibérément omis $CompMin = 100$ car cette valeur de $CompMin$ s'avère non significative)

Nous obtenons ainsi 400 scénarios de simulations. Pour chaque scénario, nous ferons 30 itérations et les résultats présentés sont les résultats moyens sur ces 30 itérations.

9.4. Les indicateurs :

Nos observations porteront sur les indicateurs suivants :

9.4.1. Au niveau global :

- Le nombre d'agents experts à la fin des simulations : on observera alors le nombre d'agents ayant réussi à atteindre une compétence maximale (100). Cet indicateur nous donnera une idée globale du niveau d'apprentissage dans la communauté.
- La coordination des agents pour un apprentissage optimal.

9.4.2. Au niveau individuel :

- Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté : cet indicateur permettra de savoir quelle compétence en moyenne ont atteint les agents sortants avant de quitter la communauté à la fin de la simulation. Il complétera le premier indicateur quant au niveau d'apprentissage atteint à la fin des simulations.

Chapitre 10 : Résultats des simulations de transfert indirect de connaissances

10.1.	Rappel des paramètres	202
10.2.	Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire.....	203
10.2.1.	Le nombre d'agents experts.....	203
10.2.2.	Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté : ...	204
10.2.3.	La coordination des agents	206
10.3.	Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance	208
10.4.	Discussion des résultats :	209
10.4.1.	Connaissances cumulées vs. vecteur binaire de connaissances.....	209
10.4.2.	La structure de la population	210
10.4.3.	L'accès à la connaissance.....	211

10.1. Rappel des paramètres

Dans ces simulations, les agents interagissent comme sur un forum électronique. Les débutants n'adressent pas leurs questions à un agent répondeur particulier. Ils envoient leurs questions sur un forum que tous les autres membres de la communauté consultent à chaque pas de temps.

Avant de poser une question, un agent demandeur consulte d'abord le forum pour voir si une réponse à sa question n'a pas été postée. Si c'est le cas, il augmente sa compétence individuelle. Si aucune réponse n'a été postée auparavant, il poste sa question sur le forum et attend une réponse. Dans ce type d'interactions, il n'y a pas d'individu répondeur ciblé par les agents demandeur.

Nous utilisons ici la définition du transfert de connaissances indirect donnée dans le premier chapitre, et basée sur la définition donnée par Witt *et al* [2007]. Les résultats sont détaillés dans les sections suivantes. Voici dans le tableau suivant un résumé des paramètres initiaux pour les simulations de transfert indirect de connaissances.

Disponibilité	SeuilTolérance	Population
Entre 1 et 10	Entre 1 et 10	Nb experts = 1 (Compétence = 100) Nb intermédiaires = 0 Nb débutants = 109 (Compétence = 0)
Entre 1 et 10	Entre 1 et 10	Nb experts = 1 (Compétence = 100) Nb intermédiaires = 9 (Compétence = 25) Nb débutants = 100 (Compétence = 0)
Entre 1 et 10	Entre 1 et 10	Nb experts = 1 (Compétence = 100) Nb intermédiaires = 9 (Compétence = 50) Nb débutants = 100 (Compétence = 0)
Entre 1 et 10	Entre 1 et 10	Nb experts = 1 (Compétence = 100) Nb intermédiaires = 9 (Compétence = 75) Nb débutants = 100 (Compétence = 0)

Tableau 10 Paramètres initiaux pour les simulations de transfert indirect de connaissances

10.2. Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire

10.2.1. Le nombre d'agents experts

De la figure Fig. 54, nous pouvons noter que pour $\text{CompMin} = 75$, le nombre d'agents experts à la fin des simulations atteint son maximum dès que la disponibilité est égale à 1 question par pas de temps, seules les valeurs de tolérance correspondantes diffèrent. Tous les agents demandeurs arrivent à devenir des agents experts lorsque leur seuil de tolérance est égal à 7, et la disponibilité des agents répondeurs est supérieure ou égale à 1 question traitée par pas de temps. C'est pour cette valeur de CompMin que le nombre maximal d'agents experts est atteint le plus rapidement.

Pour les autres valeurs, ce nombre est atteint plus facilement à mesure que CompMin augmente (cf. Fig. 51, Fig. 52, Fig. 53)

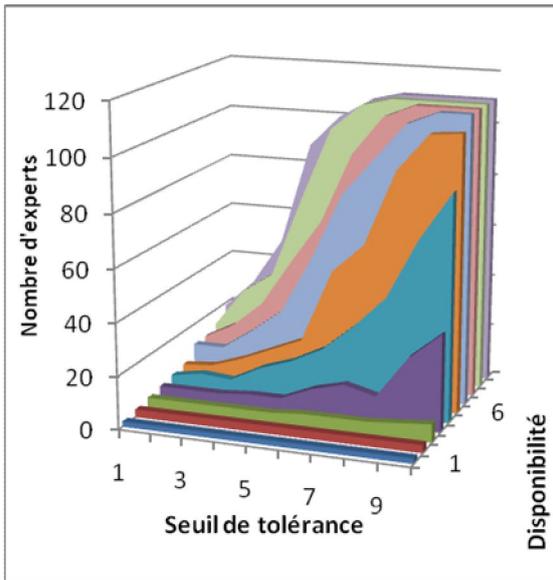


Fig. 51 Nombre final d'agents experts pour CompMin = 0

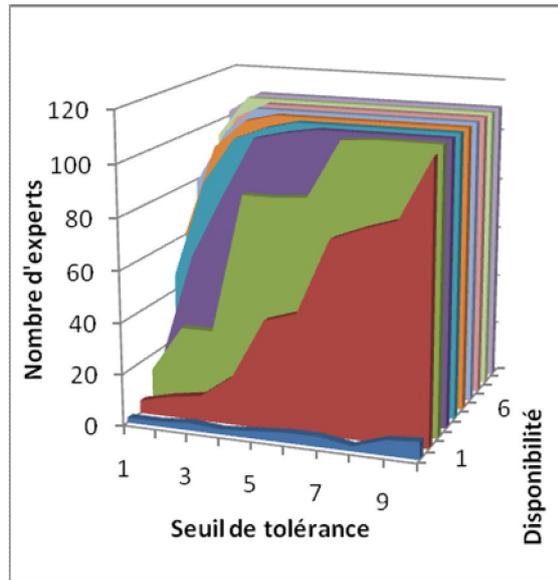


Fig. 52 Nombre final d'agents experts pour CompMin = 25

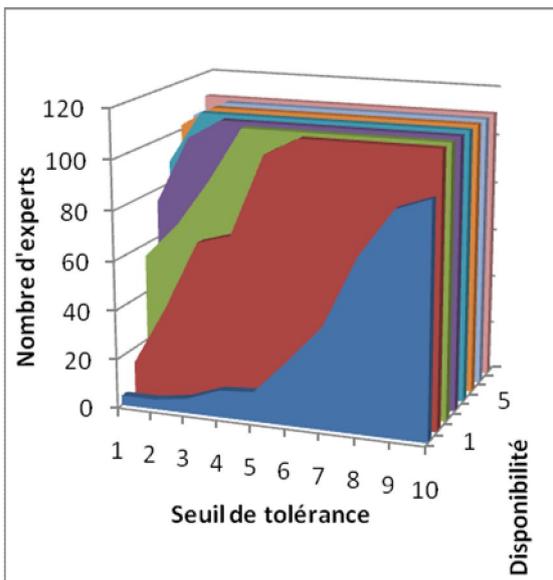


Fig. 53 Nombre final d'agents experts pour CompMin = 50

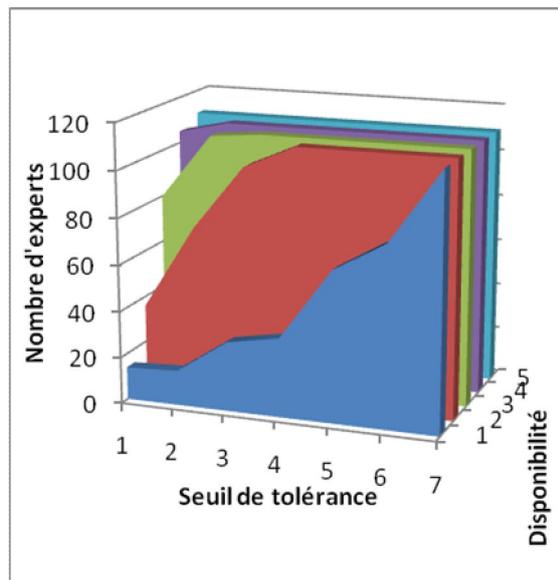


Fig. 54 Nombre final d'agents experts pour CompMin = 75

10.2.2. Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté :

Rappelons que sur les figures suivantes n'apparaissent que les simulations où le nombre final d'agents experts est inférieur à 110. Nous pouvons noter que de manière générale, les compétences moyennes que les agents atteignent avant de quitter la communauté

sont relativement faibles en transfert indirect de connaissances. Néanmoins, parmi les quatre figures suivantes, c'est pour une valeur de CompMin égale à 75, qu'elles sont les plus élevées. Par exemple, lorsque CompMin est égal à 75, elles atteignent un maximum de 3.2 pour des valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance égales à 1 et 6 respectivement, alors que pour les mêmes valeurs de disponibilité et de tolérance, les compétences moyennes sont de 0.30, 2.34 et 2.99 pour CompMin égal à 0, 25 et 50 respectivement.

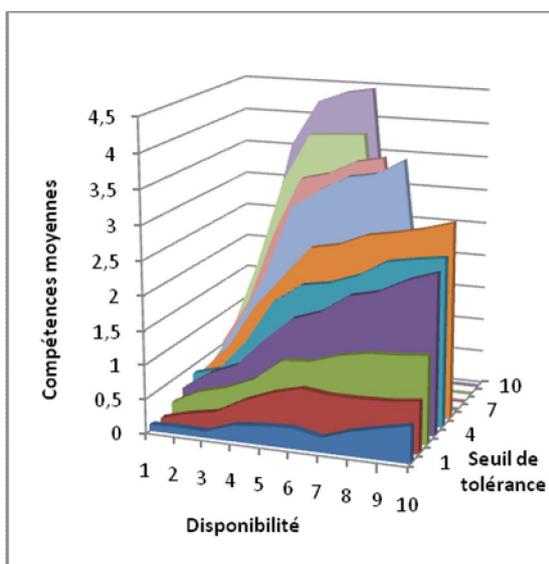


Fig. 55 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour CompMin = 0

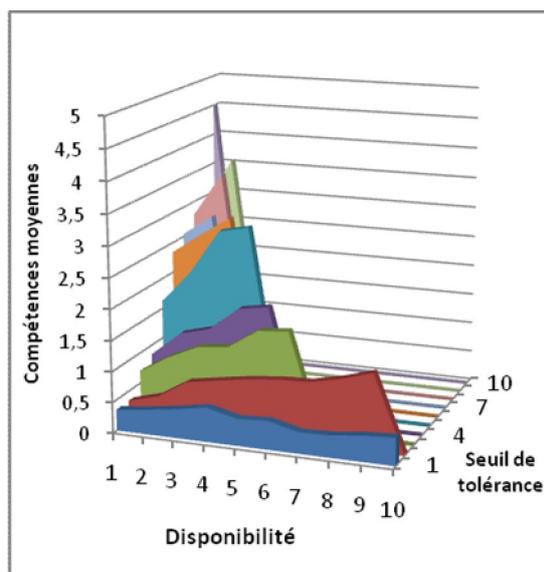


Fig. 56 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour CompMin = 25

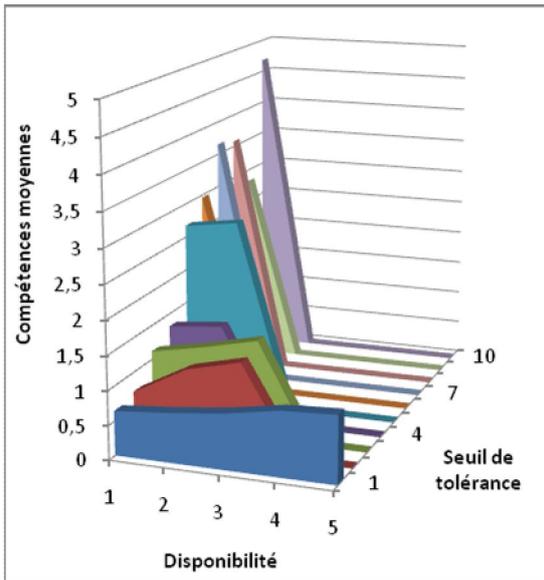


Fig. 57 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour CompMin=50

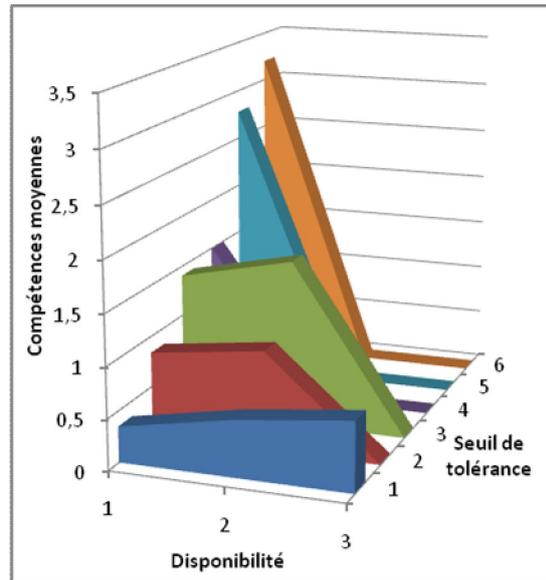


Fig. 58 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour CompMin=75

10.2.3. La coordination des agents

Les valeurs nécessaires de disponibilité et de tolérance sont décroissantes à mesure que CompMin diminue. Nous remarquons, là encore, que c'est pour CompMin = 75 que la coordination est la plus facile. En effet, pour les valeurs de tolérance que nous avons testées, il est impératif que les demandeurs acceptent au moins 7 questions sans réponses, pour que l'apprentissage optimal ait lieu. Ce dernier est garanti pour toutes les valeurs de tolérance des agents demandeurs, dès lors que les réponders sont autorisés à traiter un minimum de 5 questions par pas de temps. La coordination est plus difficile, à mesure que CompMin décroît.

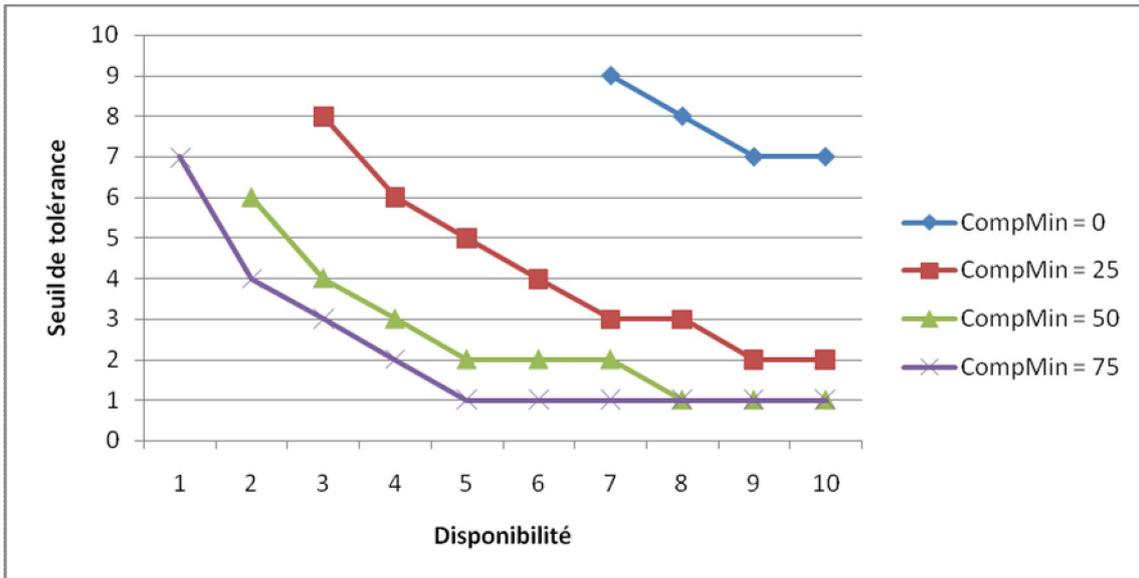


Fig. 59 Coordination des agents pour un apprentissage optimal pour toutes les valeurs de CompMin testées

Pour plus de précision dans les résultats, nous avons cherché à connaître les valeurs de CompMin qui permettaient à la coordination de passer d'un seuil de tolérance égal à n , à un seuil de tolérance inférieur, pour une disponibilité égale à 10. Les résultats sont les suivants :

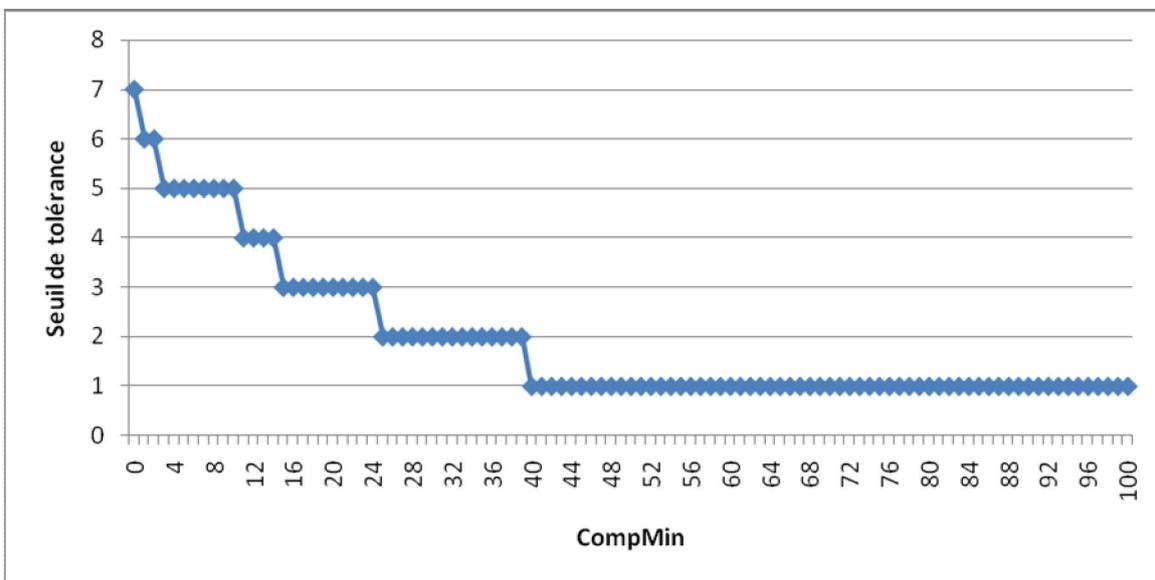


Fig. 60 La coordination selon les valeurs de CompMin dans les simulations de transfert indirect de connaissances

Cette figure démontre que plus CompMin est élevé, plus l'apprentissage optimal est atteint rapidement. Autrement dit, plus les agents qui répondent sont compétents (ils ne commencent à répondre aux questions reçues que lorsque leurs compétences sont supérieures ou égales à CompMin), plus facile est la coordination entre répondeurs et demandeurs pour un apprentissage optimal.

10.3. Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance

En transfert indirect de connaissances, les résultats démontrent une nette différence entre les trois modélisations de la connaissance. Ici, tous les agents deviennent des experts pour toutes les valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance lorsqu'on traite la connaissance sous une forme cumulée (une ou dix connaissances avec différents degrés d'expertise). Ce résultat tient uniquement à cette modélisation. Lorsqu'on modélise la connaissance sous forme de degrés d'expertise, les agents reçoivent plus rapidement des réponses à leurs questions. Ces réponses étant stockées sur un forum, tous les agents y ont accès avant de décider de quitter la communauté. Nous verrons cela plus en détail dans la discussion des résultats.

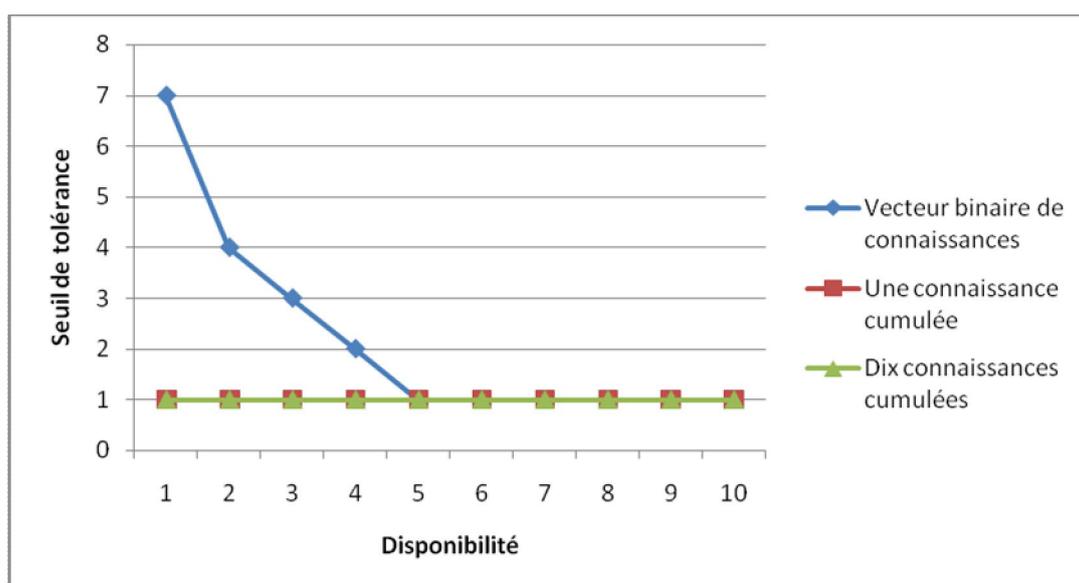


Fig. 61 Coordination des agents pour un apprentissage optimal en transfert indirect : trois structures de connaissance

10.4. Discussion des résultats :

De manière similaire à la démarche adoptée dans les discussions des résultats des simulations antérieures, nous allons commencer par discuter, de manière brève, les résultats des trois représentations de la connaissance. Nous discuterons ensuite de manière plus détaillée les résultats des simulations où la connaissance à la forme d'un vecteur binaire de différentes connaissances.

10.4.1. Connaissances cumulées vs. vecteur binaire de connaissances

Les résultats observés dans la figure **Erreur ! Source du renvoi introuvable.** démontrent qu'il y a une différence en termes de transfert de connaissances, si ces dernières sont modélisées sous la forme d'un vecteur binaire ou sous une forme cumulée. Dans les simulations présentes, il semble que, grâce au mécanisme décrit dans les figures Fig. 27 et Fig. 28 (cf. page 161), les agents reçoivent des réponses suffisamment vite pour ne pas avoir à quitter la communauté.

En fait, étant donné le mécanisme d'interaction décrit précédemment (cf. 9.1.3), tous les agents débutants posent la même question au départ. Les interactions se passant sur un forum, tous les individus reçoivent la réponse donnée par un des agents répondeurs. Tous les demandeurs augmentent alors leurs compétences individuelles dès le premier pas de temps. La même procédure se répète aux pas de temps suivants. Par conséquent, ils obtiennent tous systématiquement des réponses à leurs questions. Ils ne quittent jamais la communauté.

Nous avons choisi ce mécanisme d'interaction pour maintenir un caractère plausible aux interactions au sein de la communauté. Un agent débutant, qui ne possède aucune connaissance au sujet de la pratique de la communauté et qui souhaite devenir expert, ne peut poser une question nécessitant un degré d'expertise élevé sans posséder une certaine expertise au préalable. L'apprentissage se fait graduellement en posant des questions nécessitant un degré d'expertise plus élevé à mesure que la compétence individuelle de l'agent augmente. Cependant, il s'avère que cette modélisation de la connaissance sous forme cumulée ne nous permet pas d'avoir une réelle hétérogénéité dans les interactions. Si l'on souhaite offrir un caractère plausible à notre modélisation,

cette représentation de la connaissance ne nous permet pas de capturer la manière dont les connaissances sont diffusées.

A présent, discutons les résultats des simulations où la connaissance est modélisée sous la forme d'un vecteur binaire. Nous aborderons successivement les points suivants : la structure de la population ainsi que l'accès à la connaissance.

10.4.2. La structure de la population

En attribuant à CompMin différentes valeurs, nous avons modifié la structure de la population. Lorsque ce dernier est strictement supérieur à 0, la population compte des agents experts, des agents intermédiaires et des agents débutants. Cependant, lorsque CompMin est nul, la population ne compte qu'un seul agent expert, tout le reste des agents étant des agents débutant. C'est le même constat que nous faisons pour les simulations de transfert direct de connaissances (cf. Tableau 6, page 162).

Dans ce type de transfert, nous pouvons remarquer que pour une communauté ne comptant que des agents débutants et un seul agent expert, la coordination des agents pour un apprentissage optimal est difficile (cf. Fig. 59). En effet, il faut une valeur minimale de disponibilité égale à 7 et un seuil de tolérance égal à 9 pour que tous les agents deviennent des experts. Cela est très différent des résultats observés en transfert direct de connaissances (cf. Fig. 24, page 157). L'explication à cela réside dans le type de transfert. En transfert indirect de connaissances, les connaissances sont stockées sur le forum pour une durée illimitée. Au bout d'un certain nombre de pas de temps, elles ne dépendent plus des agents qui la détiennent. Elles sont disponibles et consultables sur le forum pour tous les agents de la communauté. Elles représentent en ce sens un bien public, qui ne dépend pas des agents mais seulement du support qui sert à les stocker.

Les nouveaux venus ici ne jouent pas un grand rôle dans le transfert de connaissances. Nous pouvons en déduire que leur importance est moindre lorsqu'il s'agit de transfert de connaissances codifiables, lorsque celles-ci sont diffusées au moyen d'un support tel qu'un forum électronique par exemple. Il est raisonnable de penser que ce type de transfert est largement adopté pour échanger des connaissances codifiables, étant donné les avantages qu'il présente :

- stockage illimité des connaissances et transfert à moindre coût : une fois les données stockées sur le forum, leur transfert se fait au simple moyen d'une connexion Internet.
- facilité d'accès aux connaissances : dans ce contexte, étant un bien public, la connaissance codifiable peut être consultée par tous les utilisateurs du forum, un nombre illimité de fois.

Ainsi, il apparaît que lorsqu'il s'agit de transférer des connaissances codifiables, les débutants ou nouveaux venus ne jouent pas un rôle très important. Ils ne relaient pas la connaissance comme en transfert direct de connaissances. Ici, le rôle d'intermédiaire dans le transfert de connaissance est pleinement joué par le forum, où les connaissances sont stockées et disponibles de manière illimitée.

10.4.3. L'accès à la connaissance

Dans la discussion des résultats des simulations de transfert direct, nous arrivions à la conclusion qu'un plus grand nombre d'agents apprenait plus facilement lorsqu'il n'existe pas de hiérarchie en termes de compétences préalablement connue des agents. Cela aidait à réduire l'effet de congestion observé dans le cas contraire, et facilitait ainsi l'apprentissage des agents.

Dans un transfert indirect de connaissances, le phénomène de congestion n'a pas lieu d'être. En effet, la particularité des interactions sur un forum réside dans le fait que les agents ne s'adressent pas à des individus en particulier mais à l'ensemble de la communauté.

Pour nous assurer de cela, nous avons construit les graphes d'interactions sur la base de « qui a répondu à qui ». Comme il apparaît dans la figure Fig. 62, la structure de communauté qui émerge est une structure différente des deux structures précédentes. On observe alors plusieurs petites structures en étoiles qui se développent autour des agents les plus compétents de la communauté. Cela est dû au fait que les questions ne sont pas dirigées vers un agent en particulier. Ainsi, si un agent sait répondre à une question, il poste une réponse sur le forum. Les agents les plus compétents, qui représentent les

experts à la fin de la simulation, sont ceux qui répondent et se trouvent être les agents les plus centraux dans la communauté.

Mais l'élément le plus important ici est la présence d'une entité que nous avons nommée « forum » dans le graphe, et qui peut être définie comme le support sur lequel les connaissances sont stockées, et où les agents peuvent les consulter librement. Ici, toutes les connaissances finissent par être stockées sur le forum dès le 15^{ème} pas de temps lorsque la disponibilité est égale à 1 par exemple. Les individus encore dans la communauté à ce moment-là, obtiennent systématiquement des réponses à leurs questions à travers le forum. Ce qui explique le nombre élevé d'agents experts pour une majorité des simulations.

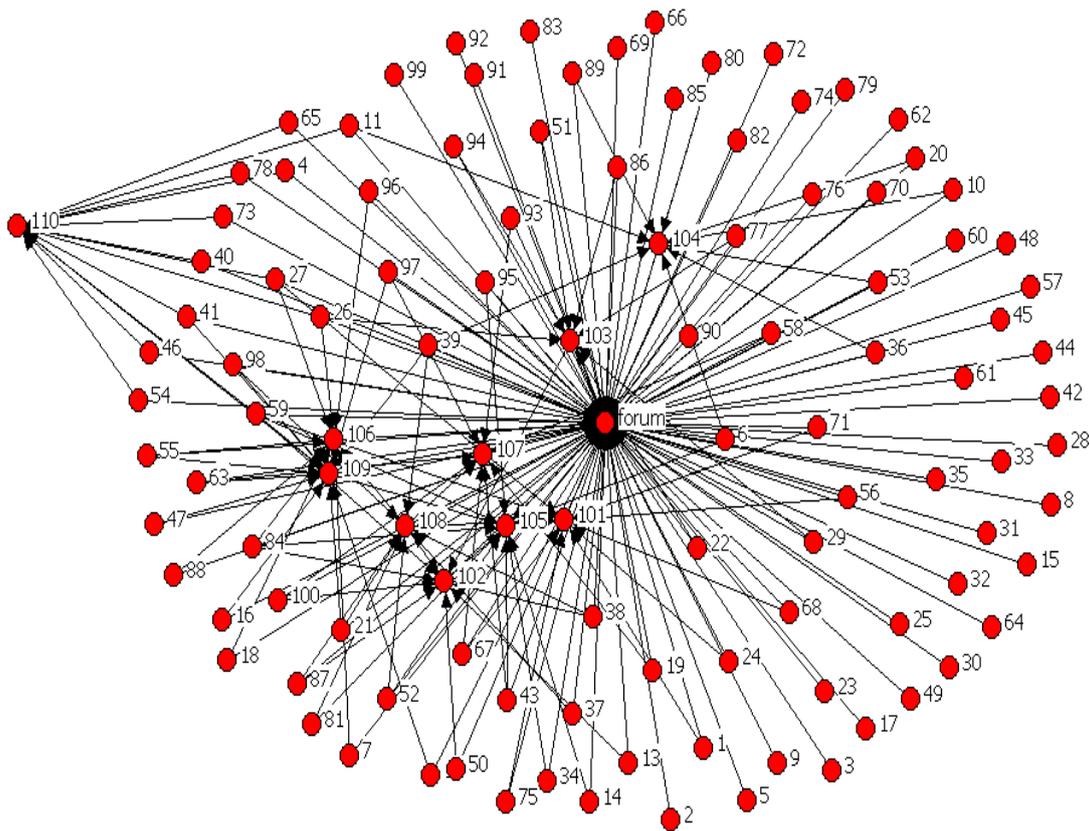


Fig. 62 Une structure hybride pour une disponibilité égale à 1 et un seuil de tolérance égal à 10

Mais dans ce cas, pourquoi n'observe-t-on pas une coordination avec des valeurs de disponibilité et de tolérance plus faibles en transfert indirect de connaissances qu'en transfert direct sans connaissance préalable des compétences d'autrui ? La réponse à cette question réside dans le seuil de tolérance des agents demandeurs. Lorsque ce paramètre prend des valeurs inférieures ou égales à 6, certains agents quittent la communauté avec des compétences moyennes relativement faibles, comme le montre la figure Fig. 58. L'élément déterminant est le fait que ces départs arrivent avant le 15^{ème} pas de temps pour une disponibilité égale à 1, date à laquelle toutes les connaissances sont accessibles depuis le forum.

Le type de structure obtenu ici est plus efficace en termes de transfert de connaissance que la structure sous forme d'étoile, observée à l'issue des simulations de transfert direct avec connaissance préalable des compétences d'autrui. Cela permet alors de vérifier l'hypothèse selon laquelle une structure hybride entre une structure en étoile et une structure connectée est plus favorable en termes de transfert de connaissances, qu'une structure en étoile, telle qu'avancée par Cataldo *et al* [2001]. Cette structure hybride reste toutefois moins efficace en termes de transfert de connaissances que la structure connectée qui a émergé suite au transfert direct de connaissances sans connaissance préalable des compétences d'autrui.

Nous avons déjà établi que ce résultat était dû au fait que les agents quittaient la communauté trop tôt (avant que toutes les connaissances ne soient stockées sur le forum). Cela est lié au paramètre de seuil de tolérance qui est appliqué à la communauté en entier, et non pas de manière individuelle comme lors des simulations précédentes.

En fait, de tels résultats tiennent au mécanisme d'interaction principal du modèle. Nous allons décrire ce dernier dans ce qui suit et apporter ainsi une explication aux résultats obtenus. Rappelons qu'une interaction est définie par une question posée par un agent et reçue par tous les autres agents. Ces derniers traitent la question à tour de rôle, dans un ordre aléatoire, et s'il n'y a pas déjà eu de réponse à la question, répondent s'ils sont disponibles et disposent de la connaissance demandée.

Du fait de ces règles d'interaction, les agents se contentent de poser des questions à tout le monde, tant que leur seuil de tolérance n'a pas été dépassé. Dans cette situation, bien

qu'ils puissent connaître les compétences des agents réponders qui leur ont fourni des réponses, ils ne se servent pas de cette information pour décider de quitter la communauté ou non.

Tel qu'il est conçu ici, le mécanisme d'interactions fait que toutes les connaissances seront stockées sur le forum après un certain nombre de pas de temps (15 pour une disponibilité égale à 1 par exemple). Lorsque la tolérance des agents demandeurs leur permet de rester jusqu'à ce moment-là, ils obtiendront une réponse à chaque question posée, et augmenteront ainsi leurs compétences individuelles jusqu'à devenir des experts. Cependant, lorsque leur seuil de tolérance est trop faible, ils quittent la communauté avant que toutes les connaissances ne soient disponibles sur le forum.

Discussion générale

Les simulations que nous avons menées concernaient deux types de transfert, qui sont le transfert indirect et direct de connaissances. Nous avons testé deux types de représentations de la connaissance : sous une forme cumulée, et sous la forme d'un vecteur binaire.

La représentation cumulée de la connaissance a été vivement critiquée dans la littérature [Morone et Taylor, 2003], et ne permet pas de capturer la diffusion de la connaissance entre différents individus, comme le ferait un vecteur de connaissances [Cowan et Jonard, 1999].

Néanmoins, nos résultats démontrent que le transfert de connaissances est facilité lorsque la connaissance a une forme cumulée que lorsqu'elle est représentée par un vecteur binaire. Ce résultat est valable pour les deux types de transfert étudiés dans cette thèse. Cela tient au fait que, lorsque la connaissance est cumulée, les différentes connaissances que possède un individu sont liées entre elles. Elles sont ordonnées (cf. Fig. 28), et un individu ne peut posséder une connaissance nécessitant un certain degré d'expertise sans en posséder une autre nécessitant un degré d'expertise inférieur. Cependant, étant donné que les connaissances sont ordonnées selon un ordre nécessitant des degrés d'expertises croissants, cette représentation de la connaissance ne permet pas d'observer une grande hétérogénéité dans les interactions, et ne permet pas de capturer la manière dont les connaissances sont diffusées au sein de la communauté.

Au-delà de l'impact que peut avoir la manière dont la connaissance est représentée sur les processus de transfert de connaissances et d'apprentissage individuel, nous avons cherché à connaître le rôle joué par chaque catégorie d'individus dans ces processus, pour chaque type de transfert, en basant nos observations sur les deux éléments suivants :

- La coordination des agents afin de réaliser, à la fin des simulations, un apprentissage optimal.
- Le rôle des nouveaux venus dans le processus de transfert de connaissances.

Dans ce qui suit, nous allons apporter une discussion pour les résultats présentés dans les chapitres précédents, avec pour ligne directrice les deux arguments précédents.

11.1. La coordination des agents pour un apprentissage optimal

Dans la communauté que nous avons créée, les agents sont dotés de deux fonctions : poser des questions et y répondre. Certains agents peuvent seulement poser des questions, ce sont les agents débutants ; d'autres posent des questions *et* y répondent, ce sont les agents intermédiaires¹³ ; et enfin des agents experts qui ne posent pas de questions mais y répondent.

Nous avons classé les agents selon leurs fonctions : agents répondeurs et agents demandeurs (cf. Fig. 10). Lorsque nous parlons de coordination entre agents, nous faisons référence à ces deux types de fonctions. Les agents répondeurs doivent être suffisamment disponibles pour permettre aux agents demandeurs d'apprendre, et ces derniers doivent être suffisamment tolérants pour ne pas quitter la communauté trop tôt. La coordination des agents est donc définie par un couple de valeurs de disponibilité et de tolérance nécessaires à l'observation d'un apprentissage optimal à la fin des simulations.

Nous allons dans ce qui suit, comparer en termes de coordination des agents, les résultats des simulations de transfert direct et indirect de connaissances.

¹³ Des simulations ont été menées où les agents intermédiaires pouvaient soit poser des questions soit y répondre, mais pas les deux dans un seul pas de temps. Les résultats étaient sensiblement les mêmes.

11.1.1. Transfert direct de connaissances

De la figure Fig. 63, il apparaît que, dans une situation où les agents connaissent les compétences des autres (simulations sans méta apprentissage ; les compétences sont données *ex ante*) et dans une situation où les agents ne savent rien des compétences des autres (simulations avec méta apprentissage) la coordination des agents doit être comme suit :

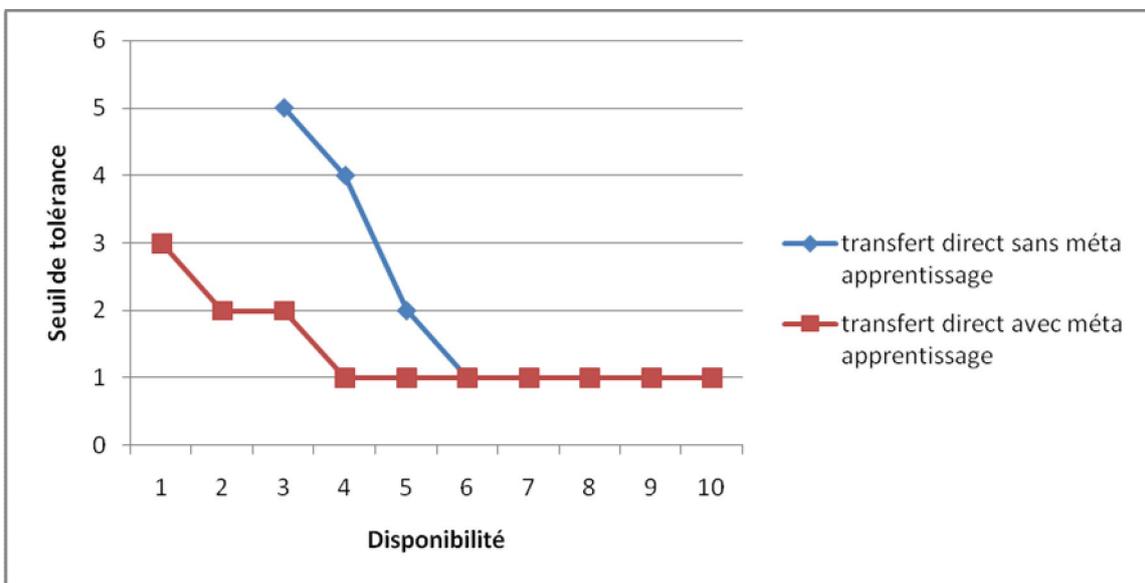


Fig. 63 Coordination des agents pour un apprentissage optimal lors d'un transfert direct de connaissances

Nous pouvons remarquer qu'un apprentissage optimal est atteint pour de plus faibles valeurs de disponibilité et de tolérance dans des situations où les agents ne savent rien des compétences des autres (où les interactions de chaque agent sont basées sur l'historique de ses interactions), que dans des situations où ils connaissent les compétences de chacun (dans les simulations avec une hiérarchie préétablie basée sur une répartition des compétences). En effet, pour une disponibilité égale à 1, aucune valeur de tolérance comprise entre 1 et 10 ne suffit afin d'obtenir un apprentissage optimal pour des simulations sans méta apprentissage individuel, alors qu'une tolérance égale à 3 suffit pour des simulations avec méta apprentissage individuel. Un écart est

aussi observé pour le reste des valeurs de disponibilité, et notamment pour une disponibilité supérieure ou égale à 4.

Pour des simulations avec méta apprentissage, même si les agents ont une tolérance minimale, tous parviennent à augmenter leurs compétences individuelles et à devenir des experts. Cela peut s'expliquer par l'apparition d'un effet de congestion dans les simulations sans méta apprentissage, plus important que dans les simulations avec méta apprentissage. Cela rend une communauté avec une structure en étoile plus restrictive en termes de transfert de connaissance qu'une communauté avec une structure connectée.

Cette dernière est plus favorable à l'apprentissage des agents. En effet, ces deux modèles montrent que deux communautés avec un nombre d'agents identique, ayant les mêmes caractéristiques, et donc la même composition en termes de compétences des agents, peuvent présenter des différences dans l'apprentissage de leurs agents si les modes d'interactions diffèrent. Bien plus que cela, ils montrent que lorsqu'il existe une hiérarchie préétablie basée sur une répartition des compétences au sein de la communauté, cela ne favorise pas forcément leur accès à la connaissance. Ces résultats sont résumés dans le tableau suivant.

	Effet de congestion	Impact sur l'apprentissage
Structure en étoile	Fort	Restrictive
Structure connectée	Faible	Favorable

Tableau 11 Les structures et leur impact sur l'apprentissage

Dans les simulations sans méta apprentissage, grâce à la hiérarchie préétablie, les compétences des autres agents sont données *ex ante* aux nouveaux venus. Cela a pour conséquence de créer l'effet de congestion que nous mentionnions précédemment. Il n'y

a donc pas de méta apprentissage ici, et l'apprentissage individuel qui résulte des interactions des agents dépend de l'importance de l'effet de congestion.

Dans cette situation, la structure de la communauté est sous forme d'étoile, l'effet de congestion est très fort. Pour qu'il se résorbe, il est nécessaire que les agents répondeurs aient une disponibilité minimale égale à 6, afin que pour toutes les valeurs de tolérance des demandeurs, l'apprentissage soit optimal.

Dans les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui, nos résultats ont démontré que non seulement les nouveaux venus étaient capables d'identifier les agents les plus compétents de la communauté, à travers des interactions répétées avec eux, mais qu'ils ont également réussi à augmenter leurs compétences individuelles, et pour la plupart, à devenir des experts. La coordination entre les agents est définie par des valeurs de disponibilité et de tolérance plus faibles que dans le premier type de simulations. Cela est dû à la différence dans les modes d'accès à la connaissance, dans chaque type de simulations.

11.1.2. Le transfert indirect de connaissances

Ce type de transfert concerne les connaissances codifiables qui, comme nous l'avons modélisé, peuvent être stockées sur un support tel qu'un forum électronique. La coordination dans ce type de transfert est illustrée dans la figure suivante :

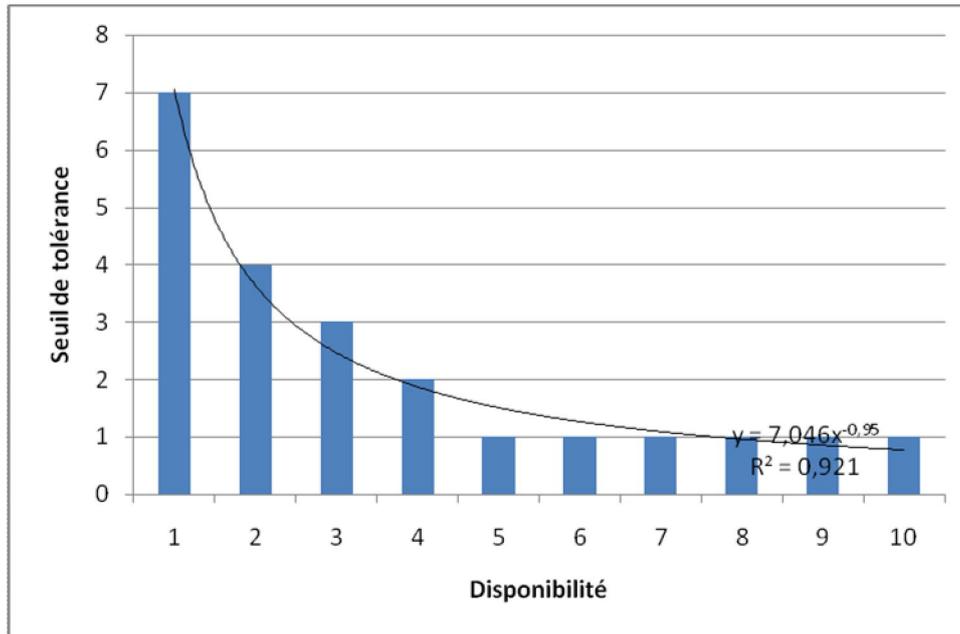


Fig. 64 Coordination des agents pour un apprentissage optimal lors d'un transfert indirect de connaissances

Dans ce type de transfert, un apprentissage optimal est observé même lorsque les agents répondeurs ne peuvent traiter qu'une question par pas de temps. Cela avait été observé dans les simulations de transfert direct de connaissances sans connaissance préalable des compétences d'autrui, mais pour une valeur plus faible de tolérance (cf. Fig. 63).

La coordination des agents est donc plus difficile en transfert indirect de connaissances. Cependant, elle est plus facile ici qu'en transfert direct avec connaissance préalable des compétences d'autrui. De plus, la structure de la communauté en transfert indirect de connaissance a une forme hybride entre une structure en étoile (observée en transfert direct avec connaissance préalable des compétences d'autrui) et une structure connectée (observée en transfert direct sans connaissance préalable des compétences d'autrui). Ce résultat rejoint les travaux de Cataldo *et al* [2001] qui démontraient qu'une structure connectée était la plus intéressante en termes de transfert de connaissances, viennent ensuite une structure hybride entre une structure en étoile et une structure connectée, et une structure en étoile considérée comme la plus restrictive en termes de transfert de connaissances.

11.2. Le rôle des nouveaux venus

11.2.1. Le transfert direct de connaissances

En supposant un comportement rationnel de la part des nouveaux venus (ils cherchent avant tout à augmenter leurs compétences individuelles), il est raisonnable de supposer qu'ils n'auront pas de raison particulière de faire preuve d'une tolérance quelconque s'ils n'arrivent pas à obtenir les connaissances qu'ils recherchent. De plus, ils ne connaissent pas – encore – les autres membres de la communauté. S'il existe une hiérarchie préétablie sur la base d'une répartition des compétences dans la communauté, les compétences des autres membres de la communauté leur sont données de manière préalable à leurs interactions ; ils se dirigeront tous vers les agents les plus compétents. Ces derniers, ayant des contraintes de disponibilité, ne pourront répondre à tout le monde, ce qui ralentira l'apprentissage des nouveaux venus.

Ici, il ne s'agit pas de réputation, mais d'une hiérarchie en termes de compétences explicitement désignée. Cela a pour conséquence de créer un effet de congestion lors de l'accès des nouveaux venus à la connaissance. A contrario, s'il n'existe pas de hiérarchie en termes de compétences visible aux nouveaux venus, ces derniers devront apprendre à connaître les autres membres de la communauté, pour éventuellement acquérir de nouvelles connaissances. Cela réduit considérablement l'éventuel effet de congestion lors l'accès à la connaissance, et facilite ainsi l'apprentissage individuel des nouveaux venus. Lorsqu'un de ces derniers acquiert une nouvelle connaissance, il sera à même de la transmettre à d'autres membres qui le consulteraient éventuellement. Le rôle des agents nouveaux venus est alors plus visible en tant qu'intermédiaire pour transmettre les connaissances à d'autres nouveaux venus.

Nos résultats démontrent que dans une communauté avec une structure connectée, la connaissance peut être relayée par certains nouveaux venus, ce qui n'arrive pas souvent dans une communauté avec une structure sous forme d'étoile. Cependant, nos résultats montrent également qu'une structure sous forme d'étoile peut sous une certaine condition, permettre aux nouveaux venus de transmettre de la connaissance à leur tour. Cela ne peut se faire que si, dans un effort d'intégration, les membres experts favorisent ces derniers lors de l'accès de la connaissance. Cette attitude empêchera certains

nouveaux venus de quitter la communauté trop tôt, sans augmenter leurs compétences individuelles. Néanmoins, le nombre d'agents débutants qui réussiront à augmenter leurs compétences jusqu'à devenir experts est relativement limité, et conditionné par la coordination des agents autour de l'accès à la connaissance.

De ces résultats, nous pouvons déduire l'importance du rôle joué par la catégorie des agents débutants dans le processus d'apprentissage au sein d'une communauté de pratique. Même si dans nos modèles, cette participation est réduite au transfert de connaissances, et ne prend pas en compte la création de nouvelles connaissances et l'apport d'idées nouvelles au sein de la communauté, il est indéniable que cette participation joue un grand rôle dans l'apprentissage des individus.

11.2.2. Le transfert indirect de connaissances

En transfert indirect de connaissances, les résultats relatifs à la coordination des agents suggéraient que le rôle joué par les nouveaux venus n'avait pas une grande influence sur la manière dont les connaissances sont transmises.

En effet, ces derniers ne jouent pas un grand rôle dans la diffusion des connaissances dans la mesure où celles-ci sont stockées sur un forum électronique, et accessibles de fait, à tous les agents de la communauté. Un agent débutant peut jouer un rôle dans ce contexte s'il réussit à devenir expert avant que les connaissances ne soient disponibles sur le forum *et* avant que le reste des agents ne quittent la communauté. Or, cela n'arrive pas dans les simulations que nous avons observées.

Ces résultats démontrent qu'il est possible pour les membres d'une communauté de pratique d'apprendre et de devenir des experts sans qu'une forte participation sociale soit *indispensable*. Ce mécanisme est en quelque sorte remplacé par la présence d'un support qui permet de transférer la connaissance à tous les membres de la communauté. Même lorsque les agents débutant sont favorisés en termes d'accès à la connaissance, cela n'améliore pas les conditions de transfert (cf. Fig. 59, page 207). Cependant, ce raisonnement n'est valable que lorsqu'il s'agit de transférer des connaissances codifiées ou codifiables.

En comparaison avec les résultats analogues du transfert direct de connaissances, on peut observer le cas contraire. Si les nouveaux venus sont favorisés en termes d'accès à la connaissance, la coordination pour un apprentissage optimal est plus facile (cf. Fig. 24, page 157).

Comme nous le mentionnions en chapitre 4, les modèles et résultats développés dans cette thèse doivent être validés. Pour ce faire, plusieurs approches (détaillées dans le chapitre 4) s'offrent à nous. Nous nous positionnons dans une approche qui repose sur la validation des niveaux micro et macro des modèles [Gilbert, 2004].

11.3. Validation des résultats

Pour valider un modèle, il est nécessaire de confirmer que les relations qui émergent au niveau macro sont cohérentes, et que les comportements au niveau micro sont représentatifs des activités des acteurs dans la réalité [*ibid.*]. Dans ce qui suit, nous présentons des éléments qui permettent d'établir la validation à ces deux niveaux, et ce pour chaque type de transfert étudié dans cette thèse.

11.3.1. Validation au niveau micro

La validation au niveau micro repose sur la validation des hypothèses posées lors de l'élaboration du modèle conceptuel, avant son implémentation. Les hypothèses que nous avons émises sont relatives à la rationalité des agents, et à leur comportement, qui conditionnaient leur accès à la connaissance.

Dans ce qui suit, nous allons tenter de valider ces hypothèses en nous référant aussi bien à des éléments dans la littérature qu'à des observations issues de l'enquête empirique menées au CIRAD. Même si cette enquête avait surtout un but exploratoire, visant à déterminer les communautés de pratique comme contexte pour étudier le processus de transfert de connaissances, elle nous a cependant permis d'identifier certaines caractéristiques propres aux individus dans ce type de communautés.

11.3.1.1. La rationalité des agents répondeurs

L'absence de contraintes, hormis la disponibilité, dans le mécanisme de réponse d'un agent répondeur vient de certains éléments de la littérature qui attribuent aux membres d'une communauté des caractéristiques de réciprocité et parfois d'altruisme. A ce sujet, voir par exemple les travaux de Lakhani et von Hippel [2003], qui en étudiant les motivations éventuelles à intégrer une communauté de savoir citent entre autres ces deux caractéristiques. "*Proposed motive include altruism; incentive to support one's community; reputation-enhancements received by information providers; and expectations of benefits from reciprocal helping behaviours by others*" [Lakhani et von Hippel, 2003, p. 924].

Considérant ces motivations, nous avons tenté d'établir, pour les agents répondeurs, un algorithme de réponse qui respecte ces éléments. Nous avons ainsi construit un algorithme avec un nombre très restreint de contraintes. Ce nombre s'élève à deux :

Le premier paramètre qui contraint la réponse des répondeurs est celui de la disponibilité de ces agents, et ce pour deux raisons.

Premièrement, pour des raisons techniques de modélisation. Sans contrainte sur la disponibilité des répondeurs, ces derniers peuvent répondre à toutes les questions reçues, à condition qu'ils possèdent les connaissances demandées. Cependant, cette condition est systématiquement satisfaite lorsqu'il s'agit des agents répondeurs experts. Rappelons que ces agents possèdent toutes les connaissances que souhaitent détenir les agents demandeurs. De fait, ils répondront à *toutes* les questions reçues, et l'apprentissage des agents débutants ou intermédiaire se fera de manière systématique. Tous les agents demandeurs obtiendront une compétence égale à 100 au bout du 100^{ème} pas de temps, et deviendront experts.

Deuxièmement, nous avons choisi d'imposer cette contrainte en nous basant sur des observations faites lors de l'enquête empirique menée au CIRAD. Les individus faisant partie des communautés de connaissances que nous avons identifiées menaient souvent leurs activités au sein de ces communautés-là en parallèle de leurs travaux dans les équipes officielles du CIRAD. Ils n'étaient donc pas disponibles pour interagir sans

contrainte avec les autres membres de leurs communautés. Au contraire, des contraintes de temps s'imposaient, et ils devaient souvent s'aménager du temps pour pouvoir faire cela.

La seconde condition qui contraint le mécanisme de réponse est relative aux connaissances des agents répondeurs. Cette condition paraît indispensable afin de conserver un caractère plausible au mécanisme de réponse : un agent ne peut répondre à une question s'il ne possède pas la connaissance demandée.

11.3.1.2. La rationalité des agents demandeurs

Déterminer la rationalité des agents demandeurs revient à déterminer la rationalité de sélection d'un agent répondeur de la part d'un agent demandeur. En effet, l'apprentissage d'un agent demandeur dépend de l'agent répondeur à qui il s'adresse. Si ce dernier est disponible et possède la connaissance demandée, il offre une réponse à l'agent demandeur qui l'a sollicité. Celui-ci apprend à son tour et augmente sa compétence personnelle.

La sélection de l'agent répondeur dépend du type de transfert utilisé. En transfert indirect de connaissances, les agents demandeurs ne sélectionnent pas d'agents répondeurs. Ces derniers *s'auto-sélectionnent* pour répondre aux questions postées sur le forum. Un tel comportement a été précédemment observé par Conein et Delsalle [2005] lors d'une enquête empirique autour des interactions sur la liste des utilisateurs Debian. Dans ce type d'interactions, que nous assimilons à des interactions en transfert indirect de connaissances, tel que défini dans cette thèse, la dépendance cognitive et l'autorité cognitive restent « opaques » car le novice ne sait pas qui va lui répondre. *« Les conseillers ne sont pas sélectionnées mais s'auto-sélectionnent en répondant sans être interpellés individuellement »* [Conein et Delsalle, 2005, p. 68].

En transfert direct de connaissances, les agents demandeurs procèdent à la sélection d'un agent répondeur. Dans notre modèle, nous avons distingué deux cas de figure : le cas où les compétences des agents répondeurs sont connues des agents demandeurs, et le cas où les agents demandeurs ne savent rien des compétences d'autrui. Dans ce qui

suit, nous allons tenter de valider les comportements des individus dans chaque situation.

L'hypothèse selon laquelle les agents demandeurs connaissent les compétences des agents répondeurs peut être validée par des observations issues de l'enquête empirique que nous avons menée au CIRAD. Les experts de la communauté Cormas sont clairement identifiés ; ils sont connus par les autres membres de la communauté par le biais de deux moyens principaux : ils proposent des formations pour utiliser la plateforme Cormas auxquelles participe une partie des utilisateurs, et hormis le fait que ce sont les individus qui répondent le plus souvent aux questions posées sur le forum, ils sont également explicitement désignés sur le site dédié à la plateforme Cormas¹⁴.

Nous avons ensuite proposé un autre type d'interactions où les demandeurs ne savent rien des compétences d'autrui et se basent sur l'historique des interactions passées pour choisir avec quel agent interagir. Cette rationalité purement endogène peut être retrouvée dans d'autres travaux étudiant la transmission d'informations ou de connaissances au sein d'un réseau d'individus. Nous pouvons notamment citer les travaux de Rouchier *et al* [2004] (cf. 1.2.2.3, page 40). Cette hypothèse peut donc être validée.

Par ailleurs, l'algorithme de sélection d'un agent répondeur selon les interactions passées a fait l'objet d'une vérification, en comparant les résultats qu'il donnait à des résultats obtenus avec un algorithme probabiliste, sans valeurs arbitraires. Les résultats des deux algorithmes sont détaillés en annexe I page 256, et permettent de vérifier l'algorithme utilisé.

11.3.2. La validation macro

La validation macro repose sur la validation des résultats du modèle. Cela peut être fait des manières suivantes [Carley et Gasser, 1999]:

- De manière empirique : en comparant les résultats du modèle à des observations de la réalité ;

¹⁴<http://cormas.cirad.fr>

- De manière théorique : en vérifiant que le modèle est une conceptualisation adéquate de la réalité et des faits que le chercheur souhaite observer. *“The adequacy of the conceptualization is often determined on the basis of whether or not a set of situation experts consider the model to have captured the main factors that they observe in organizations” [Ibid., p. 315];*
- En liant le modèle à d’autres modèles antérieurs : il s’agit ici de déterminer si les résultats du modèle à valider rejoignent ou complètent des résultats obtenus grâce à d’autres modèles.

Etant donné le manque de données empiriques dont nous disposons, nous choisissons de valider nos modèles en les liant à d’autres travaux traitant de problématiques similaires. De fait, nous allons tenter de valider les deux modèles utilisés dans cette thèse en mettant en évidence que parmi les résultats présentés, il existe des invariants observés également dans des travaux antérieurs. Pour cela, nous traitons les résultats des transferts direct et indirect de connaissance séparément.

11.3.2.1. Le transfert direct de connaissances

Le modèle de transfert direct de connaissances a mis en perspective l’influence de la structure qui émerge des interactions au sein de la communauté sur le processus de transfert de connaissances. En effet, une structure sous forme d’étoile, où la connaissance se transmet uniquement du noyau de la communauté à sa périphérie, est restrictive en termes de diffusion de connaissances. A contrario, une structure où la connaissance est transmise de manière horizontale est plus favorable au processus de transfert direct de connaissances.

Des résultats similaires ont été mis en évidence par les travaux de Cataldo *et al* [2001] où était étudié le processus de transfert de connaissances au sein d’une organisation. Même si les auteurs ont modélisé ce processus dans un contexte concurrentiel, avec des agents ayant des dotations en connaissances différentes (dans la structure étudiée évoluaient des agents plus ou moins spécialisés dans différentes connaissances), les résultats présentés en termes de diffusion de connaissances sont proches de ceux présentés dans cette thèse. *“The results showed a significant effect of organizational structure on the amount of total knowledge transferred ... , with the fully-connected*

structure as the most beneficial for knowledge transferred, while the hierarchical structure was the most restrictive” [Ibid., p. 2]. Ces résultats sont obtenus en utilisant le même outil utilisé dans cette thèse : des simulations multi-agents.

Par ailleurs, des résultats analogues ont été mis en perspectives au moyen de démonstrations mathématiques [Kern et Munier, 2005]. L’objet d’étude ici est non plus un individu mais une firme. Les auteurs cherchent à comparer deux structures centralisée et décentralisée en termes de création et de transfert de connaissance et ainsi qu’en termes d’apprentissage organisationnel. Dans cette perspective, les résultats démontrent qu’une structure décentralisée est bien plus efficace qu’une structure centralisée.

11.3.2.2. Le transfert indirect de connaissances

En ce qui concerne le transfert indirect de connaissances, un des résultats présentés dans cette thèse montre que le transfert de connaissances à travers un forum électronique ne dépend plus de individus qui détiennent ces connaissances initialement. En effet, une fois ces connaissances stockées sur le forum, elles sont accessibles à tous les membres de la communauté, même si les individus qui les détiennent ne sont pas disponibles. La structure de la communauté qui émerge à la suite des interactions des agents est une structure hybride entre une structure en étoile et une structure connectée ou en réseau. Les nouveaux venus ne jouent pas un rôle très important dans le processus de transfert de connaissances, si ce n’est d’émettre des questions au début des interactions, afin d’entamer le processus de « stockage » des connaissances sur le forum. Les résultats démontrent également que l’apprentissage des agents est plus rapide (la coordination est plus facile) en transfert indirect de connaissances, qu’en transfert direct.

En analysant les interactions sur le forum, il apparaît que les individus qui répondent le plus souvent aux questions posées sont les experts. Ce fait peut également être observé dans la réalité, sur le forum dédié à la plateforme Cormas (cf. chapitre 2). Marquois-Ogez *et al* [2006] font la même observation lorsqu’ils étudient les échanges informationnels au sein d’une communauté de pratique virtuelle.

Par ailleurs, les résultats du modèle de transfert indirect de connaissances démontrent que les valeurs de disponibilité et de tolérance, qui déterminent la coordination nécessaire des agents afin d'obtenir un apprentissage optimal, sont plus faibles dans ce type de transfert qu'en transfert direct de connaissances. Cependant, comparer ces deux types de processus n'a pas beaucoup de sens ; ce sont deux types de transferts totalement différents, et qui, de plus s'utilisent pour des types de connaissances différents. Ce n'est d'ailleurs pas notre objectif ici. Cependant, contrairement à ce que nous avons pu observer en transfert direct de connaissances, ces résultats suggèrent qu'il n'existe pas de contrainte majeure, au transfert de connaissances lorsque cela est fait au moyen d'un support électronique, telle qu'un effet de congestion qui avait pour effet de ralentir l'apprentissage des agents en transfert direct de connaissances.

Ce résultat peut être validé par certaines observations issues de l'enquête empirique menée au CIRAD. Nous avons alors souhaité étudier l'apprentissage des membres du forum en ce qui concerne l'utilisation de la plateforme Cormas. Nous avons étudié les échanges sur le forum dédié à la plateforme Cormas entre 2000 et 2006 (nous n'avons pas pu prendre en compte les années 2007 et 2008 car il semble que les données relatives à ces deux années-là aient été perdues).

Nos observations ont essentiellement porté sur les messages concernant des connaissances « techniques » (par opposition à des connaissances « scientifiques »), telles que définies précédemment (cf. 2.2.2). En nous basant uniquement sur ces interactions, nous souhaitons isoler les messages qui relèvent de demandes de conseils quant à l'utilisation de la plateforme Cormas. La sélection de ces messages s'est fait de manière manuelle. Nous avons dénombré 678 messages scientifiques et 289 messages techniques, soit une proportion de 30 % de messages techniques sur un total de 967 messages postés entre 2000 et 2006.

Pour étudier l'apprentissage des utilisateurs du forum, nous avons pris comme indicateur l'évolution, entre 2000 et 2006, du nombre d'individus qui répondent aux questions relatives aux problèmes d'utilisation du logiciel. Cette évolution est présentée dans la figure suivante :

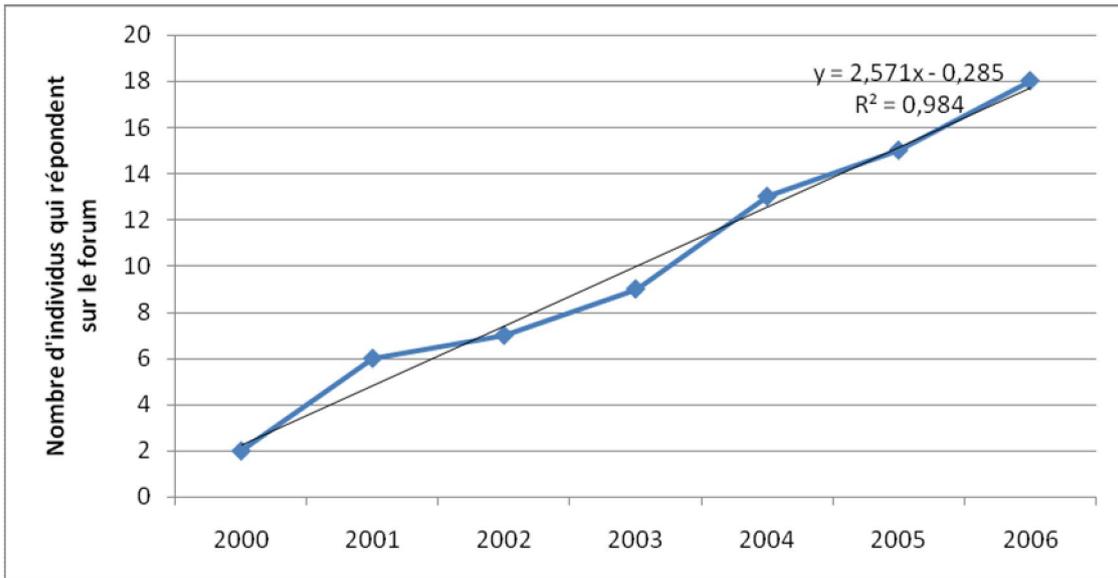


Fig. 65 Évolution du nombre d'individus qui répondent aux questions posées sur le forum dédié à la plateforme Cormas.

De la figure précédente, nous pouvons voir que l'évolution du nombre d'individus qui répondent est quasi linéaire avec une pente de 2.571. Cette évolution rapide suggère que l'apprentissage des individus, ainsi que le transfert indirect de connaissances, ne subissent pas de ralentissement tel que l'on a pu l'observer en transfert direct de connaissances. De plus, nous avons également observé le temps d'attente moyen qu'un individu doit attendre entre le moment où il poste une question sur le forum et le moment où il reçoit une réponse. Ce délai est de 27h32min, en moyenne sur les 7 années que nous avons étudiées. Ce délai, que nous considérons comme relativement faible, démontre qu'il n'existe pas de phénomène de file d'attente ou d'effet de congestion sur le forum. Et cela rejoint les résultats présentés dans le chapitre 10 de cette thèse, que nous pouvons ainsi valider.

En ce qui concerne le rôle joué par les nouveaux venus dans le processus de transfert indirect de connaissances, nos résultats démontraient que ces individus ne jouaient pas un rôle important, l'élément clé étant le forum où les connaissances étaient stockées après un certain nombre de pas de temps. Nos observations sur le forum dédié à la plateforme Cormas suggèrent toutefois que des individus débutants deviennent à leur tour des sources de connaissances. En effet, l'évolution du nombre d'individus qui

répondent aux questions techniques postées sur le forum (cf. Fig. 65) suggère que des individus autres que les experts initiaux, qui sont les concepteurs de la plateforme Cormas, sont devenus suffisamment compétents dans son utilisation pour répondre à des questions traitant de ce sujet. Selon un des experts de la communauté Cormas, l'explication à cela est due au fait que les membres du forum ne consultent généralement pas l'historique des réponses données sur le forum avant de poser une question. Le potentiel du forum en tant que support pour stocker des connaissances n'est pas exploité autant qu'il devrait l'être.

Conclusion générale

Au cours de ce travail, nous avons pour objectif d'étudier les processus de transfert de connaissances et d'apprentissage individuel dans le contexte particulier d'une communauté de pratique. Nous avons choisi d'approcher cette problématique par la modélisation multi-agents, cette méthodologie apparaissant comme particulièrement adaptée pour étudier ce genre de questionnements. De fait, nous nous sommes attachée, tout au long de cette thèse, à identifier les paramètres relatifs aux structures communicationnelles, qui peuvent avoir une éventuelle influence sur le transfert de connaissances et l'apprentissage des individus.

Dans ce contexte, la notion de connaissances apparaît comme un concept central dans la réalisation de ces processus. Nous nous sommes d'abord attachée à définir ce concept et ses différentes approches (économique, ontologique et épistémique). Considérant une revue de littérature autour de la connaissance, celle-ci apparaît vite comme une notion complexe, qui se construit à partir d'information et qui n'a de sens que lorsqu'elle est appréhendée dans un contexte particulier, et interprétée.

En fait, la nature même de la connaissance semble avoir une incidence sur la manière dont elle peut être transférée. Selon qu'il s'agisse d'une connaissance codifiable ou non, le processus qui permet de la transférer varie. À ce niveau, deux types de transfert sont identifiés. Le transfert direct de connaissance qui permet de transmettre une connaissance de manière directe, sans intermédiaire et le transfert indirect, où les

connaissances sont transmises au moyen d'un support intermédiaire (un forum électronique par exemple).

Indifféremment du type de transfert étudié, ce processus est souvent modélisé au sein d'un réseau social. De fait, certaines caractéristiques de ce type de structure ont une influence certaine sur la manière dont la connaissance peut être diffusée au sein d'un réseau. Ainsi, il apparaît notamment qu'un réseau avec une structure hiérarchique est moins favorable au transfert de connaissances qu'un réseau avec une structure connectée [Cataldo *et al*, 2001]. Ce type de structure reste cependant plus stable en cas de conflits internes au réseau qu'une structure non hiérarchique [Lazaric et Raybaut, 2004].

Néanmoins, bien que la structure d'un réseau semble constituer un élément important lorsqu'on s'intéresse au processus de transfert de connaissances, nous ne nous intéresserons pas à cet élément en tant que tel, mais plutôt aux structures communicationnelles qu'il sous-tend. En effet, il est probable que l'on observe une répartition des connaissances différente s'il existait une hiérarchie préétablie au sein d'un réseau ou s'il n'en existait pas. De plus, la diffusion des connaissances peut également dépendre du type de transfert utilisé et du rôle joué par chaque catégorie d'individus au sein de la communauté. Afin de déterminer un contexte adéquat pour étudier ce type de questionnements, nous avons mené une enquête empirique au sein du CIRAD. Ayant connu de nombreuses restructurations dans le passé, ce centre nous semblait propice à l'émergence de communautés de savoirs, ces entités étant considérées comme favorable au partage de connaissances.

Au cours de cette enquête, nous avons pu identifier plusieurs communautés de savoirs ; certaines d'entre elles peuvent être considérées comme des communautés de pratique. Suivant nos observations sur le terrain, le choix d'une communauté de pratique plutôt qu'une autre communauté de savoir repose sur l'objectif de cette dernière. En effet, les individus qui intègrent une communauté de pratique le font dans l'objectif de devenir des experts dans la pratique de la communauté. Ils ne cherchent pas à créer de la connaissance mais seulement à apprendre. La création de connaissances n'est qu'un *spillover* des interactions des différents membres de la communauté. Nous intéressant

principalement au processus de transfert de connaissances, une communauté de pratique nous semblait être un contexte pertinent pour notre recherche.

Lorsqu'ils évoquent le concept de communautés de pratique, Lave et Wenger [1991] introduisent la théorie de la participation périphérique légitime. Cette théorie met notamment en avant le rôle joué par les nouveaux venus dans la réussite des échanges de connaissances entre les membres de la communauté. Les nouveaux venus sont présentés comme un élément important du processus de participation sociale, qui permet aux individus d'apprendre. En effet, ils représentent un lien avec le monde extérieur, et jouent également un rôle clé dans l'apport de connaissances nouvelles à la communauté. Par ailleurs, selon nos observations sur le terrain, nous avons pu observer trois étapes dans l'évolution des compétences des nouveaux venus, qui passent ainsi de débutants à intermédiaires, puis à experts. Nous avons souhaité étudier de manière spécifique le rôle joué par un individu passant par ces différentes étapes dans le processus de transfert de connaissances, en traitant les deux types de transferts cités dans la littérature, évoqués plus haut.

Dans cette perspective, la notion de méta apprentissage individuel nous semble importante. En effet, pour un nouveau venu dans la communauté, dont l'objectif principal est de devenir compétent, s'adresser aux « bons » individus est capital. En prêtant aux agents une attitude rationnelle, la question se pose de savoir comment se fait la coordination entre les individus qui détiennent la connaissance et ceux qui la recherchent. Nous avons relevé deux cas de figure possibles : une situation où il existe une hiérarchie préétablie, basée sur une répartition des compétences des individus au sein de la communauté, et une autre où aucune hiérarchie n'est observée. Nous nous sommes précisément intéressée au premier cas de figure. Dans ce genre de situation, les agents experts sont explicitement désignés *ex ante*. Par conséquent, aucun mécanisme de méta apprentissage individuel n'est observé. Les individus connaissent les compétences de chaque membre de la communauté dès leur entrée.

Donner ces informations aux individus dès leur entrée dans la communauté peut avoir une influence sur leur coordination pour l'accès à la connaissance. La sélection des interlocuteurs « sources de connaissances » peut ainsi modifier la manière dont la connaissance est répartie parmi les membres de la communauté.

La question centrale de notre recherche est divisée en deux questions secondaires que nous proposons de rappeler ici :

- Quel est le rôle joué par chaque catégorie d'individus dans chaque type de transfert de connaissances ?
- Comment la sélection des sources de connaissances change-t-elle le processus de transferts de connaissances ?

Pour répondre à ces deux questions, nous avons élaboré deux modèles multi-agents représentant des communautés d'agents artificiels, interagissant dans le but d'augmenter leurs compétences individuelles et devenir des experts. Nous avons étudié chaque type de transfert de manière indépendante, avec un modèle particulier.

Le premier modèle que nous avons construit traitait du **transfert direct de connaissances**. Nous avons testé deux scénarii de simulations : l'un où les nouveaux venus connaissaient *ex ante* les compétences de chaque membre de la communauté, et l'autre où les agents ignoraient les compétences des autres et devaient construire ces connaissances au fur et à mesure de leurs interactions.

Les résultats montrent que dans ce dernier cas, le méta apprentissage joue un rôle certain dans les processus de transfert de connaissances et d'apprentissage individuel. Les nouveaux venus parviennent à devenir des agents experts plus facilement quand ils ne connaissent pas *ex ante* les compétences des autres, et apprennent à les connaître tout au long de la simulation. La structure qui émerge dans le premier scénario est celle d'un réseau sous forme d'étoile, tandis que le second présente une structure connectée (où les individus sont reliés les uns aux autres sans suivre une hiérarchie particulière). Cela rejoint notamment les travaux de Cataldo *et al* [2001], qui démontrent qu'un réseau avec une structure en étoile est plus restrictif en termes de transfert de connaissances qu'un réseau avec une structure connectée. C'est exactement ce que l'on observe à la suite de nos simulations.

Les résultats montrent également le rôle important joué par les débutants dans le processus de transfert de connaissances. Ils servent d'intermédiaires entre les agents experts et d'autres nouveaux venus, en transférant les connaissances qu'ils ont acquises

à d'autres agents en demande de connaissances. Ils constituent alors des sources de connaissances *supplémentaires* et leur participation au sein de la communauté doit être encouragée.

Un second modèle multi-agents a été construit pour modéliser un processus de **transfert indirect des connaissances**. Les connaissances transférées ici sont des connaissances codifiées. Pour illustrer cela, nous prenons ici l'exemple des connaissances échangées sur un forum électronique. Ce sont des connaissances codifiées transférées au moyen d'un support (électronique en l'occurrence), qui permet à tous les membres de la communauté d'y accéder.

L'objectif de ce modèle est d'étudier la coordination des agents autour de l'accès à la connaissance, lorsqu'il s'agit de transfert indirect de connaissances. Nous avons notamment souhaité savoir si les individus identifiés comme des éléments clés dans le transfert direct de connaissances (les nouveaux venus), jouaient le même rôle lorsque les connaissances sont transférées de manière indirecte. Les résultats obtenus infirment cette hypothèse.

En effet, les résultats présentés dans le chapitre 10 démontrent que dans un processus de transfert indirect de connaissances, ces agents n'ont que peu d'influence sur le processus d'apprentissage individuel. En fait, une fois les connaissances stockées sur un support, elles restent disponibles de manière illimitée pour tous les membres de la communauté. Ces derniers peuvent les consulter un nombre infini de fois sans que cela n'altère leur qualité ou leur quantité. Dans un contexte général, cela leur confère le caractère d'un bien public, cependant impur, car elles ne sont accessibles qu'aux individus ayant accès au support sur lequel elles sont stockées. Toutefois, au sein d'une communauté de pratique, ces connaissances s'avèrent être un bien public pur car elles sont accessibles à tous les membres de la communauté.

Ainsi, si l'on devait résumer le rôle joué par chaque catégorie d'agents dans ce type de transfert, on attribuerait aux experts et aux agents intermédiaires le rôle le plus important. De fait, ils représentent les sources de connaissances dans la communauté, et la disponibilité des connaissances et leur mise en ligne sur le forum dépend grandement de leur disponibilité.

Quant aux agents débutants, ils ne jouent pas un rôle important ici. Par conséquent, une forte participation sociale n'a pas grande influence non plus. Il ne serait alors pas très pertinent d'encourager les individus à s'inscrire dans cette démarche. Cela peut leur coûter du temps et des efforts inutiles, puisque la diffusion des connaissances dépend peu du facteur humain, une fois celles-ci stockées sur le forum.

L'objectif de cette thèse était d'étudier le transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique, en abordant plus précisément le rôle que peuvent jouer certaines structures communicationnelles dans ce processus. Nous avons également mis en perspective le rôle important que les nouveaux venus peuvent jouer lorsqu'il s'agit de transférer des connaissances de manière directe. Le travail doctoral que nous avons entrepris a permis d'atteindre cet objectif.

En effet, d'un point de vue théorique, nous avons mis en perspective l'impact de certains paramètres sur les processus d'apprentissage individuel et de transfert de connaissances. Ces paramètres sont relatifs aux structures communicationnelles à mettre en place au sein d'une communauté de pratique. Par structures communicationnelles, nous entendons aussi bien le type de transfert de connaissances utilisé, que l'existence éventuelle d'une hiérarchie préétablie, basée sur une répartition des compétences au sein de la communauté, qui guide les interactions des individus. Nous avons également démontré qu'en transfert direct de connaissances, les nouveaux venus jouent un rôle très important aux côtés des experts, dans le processus de diffusion des connaissances, ainsi que dans le processus d'apprentissage individuel des membres de la communauté.

Ces résultats nous permettent de formuler quelques préconisations quant à la gestion du transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique, que nous proposons de développer dans ce qui suit.

En ce qui concerne les nouveaux venus au sein d'une communauté de pratique, nous avons vu que lorsque ces derniers étaient privilégiés lors de l'accès à la connaissance, par rapport aux individus intermédiaires, ils constituaient de nouvelles sources de connaissances, qui réduisaient l'effet de congestion observé dans ce type de transfert.

Ce résultat s'applique essentiellement lorsqu'il existe une interdépendance cognitive (au sein de Conein [2004]) entre les membres d'une communauté. Cette interdépendance, est souvent observée dans les réseaux cognitifs, tels que le type de communauté étudié dans cette thèse, où les interactions relèvent principalement de l'assistance et où « la coopération prend la forme d'une acquisition de connaissances, qui vise à les transférer d'un pool d'experts à un apprenti déjà chevronné » [*ibid.*].

De fait, un résultat comme celui que nous mettons en perspective ici serait utile pour déterminer la structure de communication à mettre en place au sein d'une communauté de pratique. Même si cette structure sociale est généralement qualifiée d'auto-organisatrice [Wenger, 1998], certaines décisions, notamment celles relatives à la structure de communication à utiliser, doivent être prises dans la phase de construction de la communauté (cf. 2.3.2). Rappelons que c'est à ce stade des différentes phases d'évolution d'une communauté que nous positionnons nos questionnements de recherche, au début de cette thèse.

La première préconisation que nous pouvons formuler concerne la diffusion de connaissance de manière directe. Il est préférable d'encourager des structures de communication non hiérarchiques, où la connaissance est transmise de manière horizontale.

De plus, il semble important d'encourager pleinement la participation des débutants dans les activités de la communauté. Ils doivent pouvoir accéder facilement aux connaissances recherchées, et par la même, aux individus clés qui les détiennent. Cela ne peut être fait que si ces individus clés, qui représentent les experts de la communauté, font un véritable effort d'intégration vis-à-vis de ces individus débutants, qui font leur entrée dans la communauté. En effet, hormis le travail entrepris ici, il a été démontré que les experts sont les individus les plus centraux, donc les plus sollicités [Parker *et al*, 2001]. C'est dans ce contexte qu'ils doivent se rendre disponibles pour les nouveaux venus, car ces derniers peuvent représenter de *nouvelles* sources de connaissances pour les autres membres de la communauté.

Ce résultat se révèle très intéressant pour des réseaux cognitifs tels que des communautés de pratique, dont la taille est très variable et les frontières totalement

perméables. Cependant, ce résultat peut également s'appliquer à tout réseau constitué d'individus dont l'objectif est d'augmenter leurs compétences dans un domaine particulier, à travers un processus de transfert de connaissances simple. Il est surtout pertinent dans les situations où le nombre initial d'individus qui possèdent les connaissances à transmettre est relativement faible. Privilégier les nouveaux venus lors de l'accès à la connaissance peut constituer une solution à d'éventuels problèmes de congestion. C'est la seconde préconisation que nous formulons.

Cependant, nous avons également démontré que les nouveaux venus (ainsi que les agents intermédiaires) ne jouaient pas un rôle important dans le processus de transfert *indirect* de connaissances. En effet, les individus clés ici ne sont plus les nouveaux venus mais les experts, dont dépend la disponibilité des connaissances sur le forum. Le résultat relatif au rôle important des nouveaux venus n'est pertinent que lorsqu'il s'agit de transférées des connaissances de manière directe ; ces connaissances sont non codifiées ou non codifiables, voire non articulables.

Ce résultat ne s'applique pas au transfert indirect de connaissances, où les connaissances transmises sont codifiées (donc articulables). La troisième préconisation que l'on peut formuler ici est la suivante : si les créateurs d'une communauté de pratique optent pour l'utilisation d'un forum électronique comme moyen d'échange de connaissances, ils doivent s'assurer de leur disponibilité afin que tous les membres de la communauté puissent avoir accès aux connaissances qu'ils détiennent. Cette disponibilité dépend en partie de leur motivation, qui est basée sur deux éléments : pouvoir interagir avec d'autres experts afin d'acquérir de nouvelles connaissances ; et montrer leur qualité d'experts au sein de la communauté [Conein et Delsalle, 2005].

Ce travail présente cependant un certain nombre de limites. La plus importante est relative à l'objet même de notre recherche. En nous intéressant au processus de transfert de connaissances, nous nous sommes attachée à ne considérer l'apprentissage que sous le point de vue de l'*exploitation*. Ce choix a été justifié par l'intérêt porté au processus de transfert de connaissance comme une première étape essentielle dans les activités d'innovation et d'apprentissage [Soekijad et Andriessen, 2003]. Cependant, la dualité entre exploitation et exploration est largement documentée dans la littérature [voir par exemple March, 1991 ; Nooteboom, 2003]. March [1991] suggère à ce sujet que toute

organisation doit tenter d'établir un équilibre entre ces deux dimensions dans sa conception de l'apprentissage. Le processus de création de connaissances est un élément important du processus d'apprentissage, et même s'il n'est pas volontaire au sein d'une communauté de pratique, il n'en reste pas moins un facteur important dans la pérennité d'une telle structure. Dans cette perspective, la création de connaissances permet l'évolution de la pratique de la communauté.

Dans nos recherches futures, nous proposons d'étendre les modèles développés dans cette thèse en y incluant le processus de création de connaissances. Il serait alors intéressant de voir dans quelle mesure la manière dont les connaissances sont diffusées au sein d'une communauté peut avoir une influence sur le processus d'innovation au sein de cette même communauté. Cette question a été notamment étudiée par Morone et Taylor [2003], qui en se basant sur les travaux de Cowan et Jonard [1999] ont démontré l'influence de l'hétérogénéité des dotations initiales en connaissances sur la diffusion de celles-ci au sein d'un réseau. En fait, les résultats présentés dans cette thèse peuvent être considérés comme issus de processus se situant *en amont* des processus modélisés par Morone et Taylor [2003] et Cowan et Jonard [1999]. En développant ces modèles en y incluant de la création de connaissance, nous pourrions être à même d'étudier les activités d'innovation au sein d'une communauté de pratique, ainsi que l'évolution de sa pratique.

À ce propos, nous avons délibérément omis d'étudier cette évolution. Notre travail s'est concentré autour de l'échange de connaissances entre les membres d'une communauté. Nous n'avons pas pris en compte l'effet de ces échanges sur la pratique en question. Cela représente pourtant une motivation importante pour la création d'une communauté. Il semble judicieux d'explorer l'influence de cet aspect au sein d'une communauté de pratique.

Une autre limite réside dans l'étude des normes sociales qui régissent ce type de communauté. Nous ne nous sommes pas intéressée à l'émergence de ces dernières, nous avons simplement supposé leur existence. Cependant, ces normes représentent un élément clé dans la définition d'une communauté de pratique. Leur émergence est ce qui détermine le déroulement des interactions au sein de la communauté. Le premier rôle de ces normes que nous pouvons citer est relatif au processus d'apprentissage. Elles

doivent aider à réduire les coûts liés à ce processus. Il serait certainement intéressant d'étudier le rôle éventuel des normes sociales dans ce contexte. D'autres rôles tout aussi importants que la réduction des coûts d'apprentissage pourraient apparaître.

Ce travail constitue donc un premier pas modeste vers la modélisation des processus de transfert de connaissances et d'apprentissage au sein d'une communauté de pratique. Nous avons notamment démontré qu'il n'est pas pertinent d'imposer une hiérarchie de compétences explicite au sein de la communauté. Si les nouveaux venus n'ont d'autre but que de devenir experts dans la pratique, cela ne facilitera pas l'accès à la connaissance et l'apprentissage des membres de la communauté en sera ralenti.

Ce résultat ne concerne cependant que le processus de transfert direct de connaissances. Encourager la participation sociale dans un contexte de transfert indirect de connaissances peut engendrer des coûts inutiles car un tel mécanisme n'induit pas de changements significatifs en termes de transfert de connaissances ou d'apprentissage individuel. Par contre, il est indispensable de mettre en place les conditions favorables à ce mécanisme lors d'un transfert direct de connaissances. Les conditions identifiées ici se résument à l'importance accordée au processus de méta apprentissage individuel, et à la place importante que tiennent les nouveaux venus dans le processus de transfert direct de connaissances.

Les apports théoriques et pratiques de ce travail de recherche auront permis d'identifier des éléments clés dans le processus d'échange de connaissances au sein d'une communauté de pratique. Nous considérons ce travail comme une contribution à la modélisation des processus de transfert de connaissances au sein d'une telle communauté. Les pistes de recherches que nous avons évoquées plus haut marquent l'ampleur du champ de recherche autour des processus de transfert et de création de connaissances. Elles nous ouvrent des voies d'investigations supplémentaires, auxquelles nous espérons pouvoir apporter des réponses au cours de nos recherches futures.

Bibliographie

- Adler, E., Haas, P.** [1992], « Conclusion: Epistemic Communities, World Order, and the Creation of a Reflective Research Program », *International Organization*, vol. 46, n°1.
- Adler, E., Barnett, M.** [1998], “A Framework for the Study of Security Communities”, in E. Adler et M. Barnett (Eds.), *Security Communities*, pp. 29 – 65, Cambridge: Cambridge University Press.
- Ahrweiler, P., Pyka, A., Gilbert, N.** [2004], “Simulating Knowledge Dynamics in Innovation Networks (SKIN)”, In R. Leombruni et M. Richiardi (eds.), *Industry and Labor Dynamics: The Agent-based Computational Economics Approach*, Singapore: World Scientific Press.
- Ancori, B., Bureth, A., Cohendet, P.** [2000], “The Economics of Knowledge: the Debate About Codification and Tacit knowledge”, *Industrial and Corporate Change*, 9, (2): 255-287.
- Andriessen, J.H.E., Veld, M.H.i.t., Soekijad, M.** [2004], “Communities of practice for knowledge sharing”, In: J.H.E. Andriessen et B. Fahlbruch (eds.) *How to manage experience sharing: from organisational surprises to organisational knowledge*, chapitre 11, pp. 173-194, Elsevier.
- Antonelli, C.** [1996], “Localized knowledge percolation processes and information networks”, *Journal of Evolutionary Economics*, (1996) 6: 281-295.
- Argyris, C., Schön, D.A.** [1978], “Organizational learning”, London: Addison-Wesley.

- Ashworth, M.J., Carley, K.M.** [2006], “Who You Know vs. What You Know: The Impact of Social Position and Knowledge on Team Performance”, *Journal of Mathematical Sociology*, 30:43–75, 2006
- Axelrod, R.** [2005], “Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences”, In: J.P. Rennard (ed.) *Handbook of Research on Nature Inspired Computing for Economy and Management*, Hersey, PA: Idea Group.- May 17, 2005
- Bala, V., Goyal, S.** [1998], “Learning from Neighbours”, *Review of Economic Studies*, 65, 595-621.
- Bateson, G.** [1977], « Vers une écologie de l'esprit », Seuil, Paris, Tome I.
- Bousquet, F., Le Page, C., Müller, J.P.** [2002], « Modélisation et simulation multi-agents », *Actes des deuxièmes assises nationales du GdR I3*, pp. 173-182.
- Bowles, S., Gintis, G.** [2002], “Social Capital and Community Governance”, *Economic Journal* 112 (2002): 419-436.
- Brenner, T.** [1998], “Can evolutionary algorithms describe learning processes?”, *Journal of Evolutionary Economics* (1998) 8: 271-283
- Brenner, T.** [2006], “Agent learning representation: advice on modelling economic learning”, in: K.L. Judd et L. Tesfatsion (eds.), *Handbook of Computational Economics* vol. 2, pp. 895-947, Amsterdam: Elsevier.
- Breu, K., Hemingway, C.** [2002], “Collaborative processes and knowledge creation in communities of practice”, *Creativity and innovation management*, vol. 11, N°3, septembre 2002.
- Brown, J.S., Duguid, P.** [1991], “Organizational learning and communities of practice; toward a unified view of working, learning and innovation”, *Organizational Science*, 2 (1), 40-57.
- Brown, J.S., Duguid, P.** [1998], Organizing knowledge, Reflections, Volume 1, Number 2, pp. 28-43.

- Burt, R. S.** [2000], "The network structure of social capital", *Research in Organizational Behavior*, Volume 22, Sutton R.I. et D'Aw B.M. (eds.), CT: JAI Press.
- Callon, M.** [1999], « Le réseau comme forme émergente et comme modalité de coordination », In: M. Callon, P. Cohendet, N. Curien, J.-M. Dalle, F. Eymard-Duvernay, D. Foray et E. Schenk (eds.), *Réseau et coordination*, Chap. 1, pp. 13-64, Economica, Paris.
- Carley, K.M.** [1996], "Validating computational models", Working Paper, Carnegie Mellon University, September 1996.
- Carley, K. M., Gasser, L.** [1999], "Computational and Organization Theory", in Weiss, G. (ed.) *Multiagent Systems - Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence -*, The MIT Press, chapitre 7, pp. 299-330.
- Carley, K.M., Hill, V.** [2001], "Structural change within organization", In A. Lomi and E. R. Larsen (eds.), *Dynamics of Organizations: Computational Modeling and Organization Theories*, Menlo Park, CA: MIT Press/AAAI.
- Carley, K.M.** [2002], "Intra-organizational computation and complexity", In: J.A.C. Baum (eds.) *The Blackwell companion to organizations*, Chap. 9, University of Toronto.
- Cataldo, M., Carley, K.M., Argote, L.** [2001], "The effect of personnel selection schemes on knowledge transfer", CASOS Working Paper, disponible à l'adresse suivante: http://www.casos.cs.cmu.edu/publications/papers/marcelo_paper.pdf.
- Cohen, D., Prusak, L.** [2001], "In Good Company: How Social Capital Makes Organizations Work", Harvard Business School Press.
- Cohendet P., Schenk, E.** [1999], « Irréversibilités, compatibilité et concurrence entre standards technologiques », In: M. Callon, P. Cohendet, N. Curien, J.-M. Dalle, F. Eymard-Duvernay, D. Foray et E. Schenk (eds.) *Réseau et coordination*, Chap. 2, pp. 65-110, Economica, Paris

- Cohendet, P., Dupouët, O., Créplet, F.** [2000], “Communities of Practice and Epistemic Communities : A Renewed Approach of Organisational Learning within the Firm”, *Actes du Colloque WEHIA*, 16 juin 2000, Université de Marseille.
- Cohendet, P., Créplet, F., Dupouët, O.** [2001], “Organisational Innovation, Communities of Practice and Epistemic Communities: The Case of Linux”, In Kirman A. et Zimmermann J.B. (eds.), *Economics with Heterogeneous Interacting Agents*, Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, pp.303-326.
- Cohendet, P., Diani, M.** [2003], « La formation des croyances dans la firme conçue comme une communauté de communautés », *Revue d'Économie Politique*, n°5, septembre–octobre.
- Conein, B.** [2004], « Communautés épistémiques et réseaux cognitifs : coopération et cognition distribuée », *Revue d'Economie Politique*, numéro spécial Marchés en ligne et communautés d'agents, n°113, 141-159.
- Conein, B., Delsalle, S.** [2005], « Le logiciel libre comme communauté de connaissances: normes épistémiques et normes sociales », In: S. Proulx, F. Massit-Folléa et B. Conein (eds.) *Internet, une utopie limitée - Nouvelles régulations, nouvelles solidarités*, pp. 39 - 70, Les presses de l'Université Laval.
- Contu, A., Willmott, H.** [2003], “Re-embedding situatedness: the importance of power relations in learning theory”, *Organization Science* (2003) Vol 14, 3 pp 283-296
- Cook, S.D.N., Yanow, D.** [1996], “Culture and organizational learning”, in Cohen M.D. et Sproull L.S. (eds.), *Organizational Learning*, Sage, 430-459.
- Cook, S.D.N., Brown, J.S.** [1999], “Bridging epistemologies: The Generative Dance between Organizational Knowledge and Organizational Knowing”, *Organization Science*, vol. 10, n°4, pp 381-400.
- Cowan, R., Foray, D.** [1997], “The economics of codification and the diffusion of knowledge”, *Industrial and Corporate Change*, Vol. 6, 595–622.

- Cowan, R., Jonard, N.** [1999], “Network Structure and the Diffusion of Knowledge”, *Research Memoranda* 026, MERIT Maastricht.
- Cowan, R., David, P., Foray, D.** [2000], ‘The Economics of Knowledge Codification and Tacitness’, *Industrial and Corporate Change*, vol. 6, n° 3.
- Cowan, R., Jonard, N., Zimmermann, J.B.** [2003], « Complémentarité cognitives et production de connaissances nouvelles : une analyse en termes de réseaux », *Revue d’Economie Industrielle*, n° 103, 2ème et 3ème trimestres 2003.
- Cowan, R.** [2004], “Network models of innovation and knowledge diffusion”, *MERIT-Infonomics Research Memorandum series*, 2004-016
- Cowan, R., Jonard, N., Zimmermann, J.-B.** [2004], “On the Creation of Networks and Knowledge”, *MERIT-Infonomics Research Memorandum series*, 2004-010
- Cowan, R., Jonard, N.** [2006], “Structural Holes, Innovation and the Distribution of Ideas”, *UNU MERIT Working Paper Series* #2006-39.
- Créplet, F., Dupouët, O., Kern, F., Munier, F.** [2001], « Dualité cognitive et organisationnelle de l’entreprise : Le rôle différencié du manager et de l’entrepreneur », *Revue d’Économie Industrielle*, n° 95, 2ème trimestre, pp. 9-21.
- Créplet, F., Dupouët, O., Vaast, E.** [2003], “Episteme or practice? Differentiated communitarian structures in a biology laboratory”, In: M. Huysman, W. Wenger, V. Wulf (eds.), *Communities and Technologies*, Kluwer Academic Publishers.
- David, P.A., Foray, D.** [2002], “Economic fundamentals of the knowledge society”, *SIEPR Discussion Paper No. 01-14*.
- Diani, M., Muller, P.** [2004], “Dynamics of Trust within Communities of Practice: Goodwill, Reputation and Social Norms”, 4th Congress on Proximity Economics: Proximity, Networks and Co-ordination; Université de la Méditerranée, Marseille, June 17-18 2004.

- Dibiaggio, L.** [1998], « Information, connaissance et organisation », Thèse de doctorat, Université de Nice.
- Doran, J., Gilbert, N.** [1994], “Simulating Societies: an Introduction”, In: J. Doran et N. Gilbert (eds.) *Simulating Societies: the Computer Simulation of social Phenomena*, London: UCL Press, pp. 1-18.
- Dorat, R., Latapy, M., Conein, B., Auray, N.** [2007], “Multi-level analysis of an interaction network between individuals in a mailing-list”, *Annals of telecommunications*, Vol. 62, n°3-4, March-April 2007.
- Duffy, J.** [2006], “Agent—Based Models and Human Subject Experiments”, in: K.L. Judd et L. Tesfatsion (eds.), *Handbook of Computational Economics*, vol. 2, Amsterdam: Elsevier.
- Dupouët, O.** [2003], « Le rôle des interactions entre structures formelles et informelles dans la firme. Une analyse en termes de communautés », Thèse de doctorat, Université de Strasbourg I.
- Dupouët, O., Yildizoglu M., Cohendet P.** [2003], « Morphogenèse de communautés de pratique », *Revue d'Économie Industrielle*, N° 103, 2e et 3e trimestres 2003.
- Edmonds, B., Hales, D.** [2003], “Replication, Replication and Replication: Some Hard Lessons from Model Alignment”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 6, no. 4.
- Edmonds, B., Moss, S.** [2005], “From KISS to KIDS – an ‘anti-simplistic’ modelling approach”, In P. Davidsson et al. (Eds.): *Multi Agent Based Simulation 2004*, Springer, Lecture Notes in Artificial Intelligence, 3415:130–144.
- Edwards, M., Huet, S., Goreaud F., Deffuant G.** [2003], “Comparing an individual-based model of behaviour diffusion with its mean field aggregate approximation”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 6, no. 4.
- Finch, J., Orillard, M.** [2005], “Introduction: the scope of complexity and its implications for policy”, In: J. Finch et M. Orillard (eds.) *Complexity and the*

economy: Implications for economic policy, Introduction, pp. 1 – 14, Edward Elgar.

Foray D., Lundvall, B.A. [1996], “The knowledge-based economy: from the economics of knowledge to the learning economy”, *OECD Employment and Growth in the Knowledge-Based Economy*, Paris: OECD.

Foray, D. [2000], « L'économie de la connaissance », éditions La Découverte.

Foray, D., Zimmermann, J.B. [2001], « L'économie du logiciel libre: organisation coopérative et incitation à l'innovation », *Revue Économique*, Vol. 52, Nr. octobre, pp. 77-93, 2001.

Foray D. [2002], « Ce que l'économie néglige ou ignore en matière d'analyse de l'innovation », In: N. Alter (eds.) *Les logiques de l'innovation - Approche pluridisciplinaire*, Chapitre 9, pp. 241-274, Editions La Découverte.

George, S. [2001], « Apprentissage collectif à distance. SPLACH: un environnement informatique support d'une pédagogie de projet », Thèse de Doctorat, Université du Maine.

Gilbert, N., Pyka, A., Ahrweiler, P. [2001], “Innovation Networks - A Simulation Approach”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 4(3).

Gilbert, N. [2004], “Open problems in using agent-based models in industrial and labor dynamics”, In R. Leombruni et M. Richiardi (eds.) *Industry and Labor Dynamics: the agent-based computational approach*, World Scientific, pp. 401-405.

Gilbert, N., Troitzsch, K. [2005], “Simulation for the social scientist”, 2nd Edition, Open University Press.

Gilbert, N. [2006], “When does social simulation need cognitive models?”, In: R. Sun (ed.) *Cognition and Multi-Agent Interaction: From Cognitive Modeling to Social Simulation*, Chapitre 19, pp. 428 – 432, Rensselaer Polytechnic Institute, New York.

- Gongla, P., Rizzuto, C.R.** [2001], “Evolving communities of practice: IBM Global Services experience”, *IBM SYSTEMS JOURNAL*, Vol. 40, 842 NO 4, 2001.
- Granovetter, M.** [1985], “Economic action and social structure: the problem of embeddedness”, *American Journal of Sociology*, 91, pp. 481-510.
- Hales, D., Rouchier, J., Edmonds, B.** [2007], “Model-to-Model Analysis”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 6, no. 4.
- Hanneman, R.A.** [2001], “Introduction to social network methods”, In: S.P. Borgatti, M.G. Everett et L.C. Freeman (eds.) UCINET 6.0 Version 1.00. Natick: Analytic Technologies.
- Hanneman, R. A., Riddle, M.** [2005], “Introduction to social network methods”, Riverside, CA: University of California, Riverside (published in digital form at <http://faculty.ucr.edu/~hanneman/>)
- Harrison, J.R., Lin, Z., Carroll, R.G., Carley, K.M.** [2007], “Simulation modeling in organizational and management research”, *Academy of Management Review*, 2007.
- Hippel (von), E.** [2002], “Horizontal innovation networks - by and for users”, *MIT Sloan School of Management*, Working Paper No. 4366-02.
- Huberman, B.A., Hogg, T.** [1995], “Communities of Practice: Performance and Evolution”, *Computational and Mathematical Organizational Theory*, 1(1):73–92, 1995,
- Inkpen, A.C., Tsang, E.W.K.** [2005], “Social capital, networks, and knowledge transfer”, *Academy of Management Review*, Vol. 30, No. 1, 146–165.
- Kern, F., Munier, F.** [2005], “The knowledge creation in network: a comparison between firm-network and network of firms”, *Emnet International Conference*, Budapest, 15-17 septembre 2005.

- Kirman, A.P.** [1992], “Whom or what does the representative individual represent?”, *Journal of Economic Perspectives* 6: 117-136.
- Kirman, A.P.** [2004], “The structure of Economic Interaction: Individual and Collective Rationality”, In: P. Bourguine et J.-P. Nadal (eds.) *Cognitive Economics: an interdisciplinary approach*, pp. 293-312, chapitre 18, 2004, Springer-Verlag.
- Koessler, F.** [2000], “Common knowledge and interactive behaviors: A survey”, *Working Papers of BETA*, 2000-07.
- Lakhani, K., Hippel (von), E.** [2000], “How Open Source software works: “Free” user-to-user assistance”, *MIT Sloan School of Management*, Working Paper #4117.
- Lave, J., Wenger, E.** [1991], “Situated learning: Legitimate Peripheral Participation”, Cambridge University Press New York, NY.
- Lazaric, N., Lorenz, E.** [1998], “Trust and organisational learning during inter-firm cooperation”, In: N. Lazaric et E. Lorenz (eds.), *Trust and Economic Learning*, Chap. 10, pp 209-226, éditions Edward Elgar.
- Lazaric, N., Lorenz, E.** [2000], “Collective Learning and the Theory of the Firm”, *European Journal of Economic and Social Systems* 14 N° 2 (2000) 111-117, EDP Sciences 2000.
- Leroy, F.** [1998], « L'apprentissage organisationnel : revue de littérature critique », 7^{ème} Conférence Internationale de Management Stratégique, mai 1998, Louvain.
- Lesser, E., Prusak L.** [1999], “Communities of practice, social capital and organizational knowledge”, IBM Institute for Knowledge Management.
- Lesser, E., Storck J.** [2001], “Communities of practice and organizational performance”, *IBM Systems Journal*, Vol. 40, n°4, pp 831-841.

- Levitt, B., March, J.G.** [1988], “Organizational learning”, *Annual Review of Sociology*, 14, 319-40.
- Lorentz, E.H.** [1993], “Flexible Production Systems and the Construction of Trust”, *Politics & Society*, vol. 21, n° 3, September, p. 304-321.
- March, J.G.** [1991], “Exploration and exploitation in organizational learning”, *Organization Science*, Vol. 2. No.1. February 1991, pp. 71-87.
- Marengo, L.** [1998], “Knowledge distribution and coordination in organizations”, In: N. Lazaric et E. Lorenz (eds.), *Trust and economic learning*, Chap. 11, pp 227-246, éditions Edward Elgar.
- Marquois-Ogez, E., Amblard, F., Bothorel, C.** [2006], “Using an agent-based simulation approach to study informational aspects of answering behaviors in mailing-lists”, *Proceedings of the European Modeling and Simulation Symposium (EMSS 2006)*, pp. 219 – 224.
- Moingeon, B., Edmondson, A.** [1998], “Trust and organisational learning”, In: N. Lazaric et E. Lorenz (eds.), *Trust and economic learning*, Chap. 12, pp 247-265, éditions Edward Elgar.
- Morone, P., Taylor, R.** [2003], “Knowledge diffusion with complex cognition,” Computational Economics 0312001, EconWPA.
- Morone, P., Taylor R.** [2004a], “Knowledge diffusion dynamics and network properties of face-to-face interactions”, *Journal of Evolutionary Economics* (2004) 14: 327–351
- Morone, P., Taylor R.** [2004b], “Small World Dynamics and The Process of Knowledge Diffusion: The Case of The Metropolitan Area of Greater Santiago De Chile”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 7, no. 2.
- Moss, S.** [2001], “Editorial introduction: Messy systems – the target for multi agent based simulation”, In S. Moss and P. Davidson (Eds.), *Multi-Agent-Based Simulation*, pp. 1–14, Springer, Berlin.

- Nelson, R.R., Winter S.G.** [1982], “An Evolutionary Theory of Economic Change”, Harvard University Press, Cambridge, Mass.
- Nonaka, I., Takeuchi, H.** [1995], “The Knowledge-Creating Company: How the Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation”, Oxford University Press, New York.
- Nooteboom, B.** [1999], “Innovation, Learning and Industrial Organisation”, *Cambridge Journal of Economics*, Oxford University Press, vol. 23(2), pp. 127 – 50, March.
- Nooteboom, B.** [2001], “Problems and solutions in knowledge transfer”, *RIM Report Series* reference number ERS-2001-74-ORG, Publication November 2001.
- Nooteboom, B.** [2003], “Managing exploitation and exploration”, In: S. Rizzello (ed.) *Cognitive Developments in Economics*, chapitre 9, pp: 218-242.
- Nooteboom, B.** [2007], “Cognitive Distance in and Between COP’s and Firms: Where do Exploitation and Exploration take Place, and How are they Connected?”, Discussion Paper 2007-4, Tilburg University, Center for Economic Research, revised.
- Orillard, M.** [1997], “Cognitive networks and self-organization in a complex socio-economic environment”, In: A. Amin et J. Hausner (eds.) *Beyond market and hierarchy : Interactive governance and social complexity*, Chapitre 3, pp. 57 – 72, Edward Elgar.
- Orillard, M.** [2005], « Raccourcis cognitifs, autonomie et évolution d’un oligopole social », Document de travail GREQAM N° 2005-3.
- Parker, A., Cross, R., Walsh, D.** [2001], “Improving collaboration with social network analysis: Leveraging knowledge in the informal organization”, *Knowledge Management Review*, Volume 4, Issue 2, Mai/Juin 2001, pp. 24-28.
- Phan, D.** [2003], “From Agent-Based Computational Economics towards Cognitive”, In: P. Bourguine et J.-P. Nadal (eds.) *Cognitive Economics*, pp 1 – 23, Springer-Verlag, Copyright Springer, 2003.

- Polhill, G., Gotts, N. M.** [2006], "A new approach to modelling frameworks", *Proceedings of WCSS'06*, vol. 1, pp. 215-222, Kyoto University.
- Rizzello, S.** [2003], "Towards a cognitive evolutionary economics", In: S. Rizzello (ed.) *Cognitive Developments in Economics*, Introduction, pp. 1-19.
- Rouchier, J.** [2003], "Re-implementation of a multi-agent model aimed at sustaining experimental economic research: The case of simulations with emerging speculation", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 6, no. 4.
- Rouchier, J.** [2005], "Data gathering to build and validate small-scale social models for simulation. Two ways: strict control and stake-holders involvement", *Working Paper*, GREQAM, Marseille, October 13, 2005.
- Rouchier, J., Lazega, E., Mounier, L.** [2004], "Articulation of hierarchy and networks as an evolving social structure", Document de travail du GREQAM n° 2004-42.
- Rouchier, J., Cioffi-Revilla, C., Polhill, J.G., Takadama, K.** [2008], "Progress in Model-To-Model Analysis", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 11, no. 2 8.
- Salomon, G., Perkins, D.** [1998], "Individual and Social Aspects of Learning", In: P. D. Pearson et A. Iran-Nejad (eds.) *Review of Research in Education*, Volume, 23, pp 1-24, American Educational Research Association, Washington, DC.
- Simon, H.A.** [1991], "Bounded rationality and organizational learning", *Organization Science*, 2, 1, février, pp. 125-34.
- Simon, H.A.** [1992], « De la rationalité substantive à la rationalité procédurale », *Revue PISTES*, numéro 3 (octobre 1992) de la revue (ISSN 1157 2884). Disponible à l'adresse: <http://www.mcxapc.org/docs/lesintrouvables/simon5.pdf>
- Simon, H. A.** [2004], « Sciences des systèmes, science de l'artificiel », Paris, Dunod.

- Soekijad, M., Andriessen, E.** [2003], “Conditions for Knowledge Sharing in Competitive Alliances”, *European Management Journal*, Vol. 21, No. 5, pp. 578–587.
- Stork, J.** [2000], “Knowledge Diffusion Through “Strategic Communities”, *Sloan Management Review*, Winter.
- Takadama, K., Kawai, T., Koyama, Y.** [2008], “Micro- and Macro-Level Validation in Agent-Based Simulation: Reproduction of Human-Like Behaviors and Thinking in a Sequential Bargaining Game”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 11, no. 2 9
- Taylor, R., Morone, P.** [2006], “A complex theory of innovation dynamics: modelling knowledge integration and formation of inter-firm partnerships”, *Proceedings of WCSS’06*, vol. 1, pp. 37-44, Kyoto University.
- Tesfatsion, L.** [2000], Introduction to the JDEC Special Issue on Agent-Based Computational Economics
- Tesfatsion, L.** [2003], Agent-Based Computational Economics, *ISU Economics Working Paper No. 1*, Revised August 24, 2003.
- Troitzsch, K.G.** [2004], “Validating simulation models”, *Proceedings of the 18th European Simulation Multiconference*, SCS Europe, 2004.
- Vriend, N. J.** [2000], “An illustration of the essential difference between individual and social learning, and its consequences for computational analyses”, *Journal of Economic Dynamics & Control* 24, pp. 1-19.
- Vriend, N.J.** [2006], “ACE Models of Endogeneous Interactions”, in L. Tesfatsion et K.L. Judd (Eds.) *Handbook of Computational Economics*, Vol. 2., 2006 Elsevier B.V.
- Walliser, B.** [2004], “Topics of Cognitive Economics”, in: P. Bourguine et J.-P. Nadal (eds.) *Cognitive Economics: an interdisciplinary approach*, pp. 183 – 197, chapitre 11, Springer-Verlag.

- Watts, D.J., Strogatz, S.H.** [1998], “Collective dynamics of ‘small-world’ networks”, *Nature*, Vol. 393, 4 June 1998, pp. 440-442.
- Wenger, E.** [1998], “Communities of practice: learning as a social system”, *The Systems Thinker*, Vol. 9, n°5.
- Werker, C., Brenner T.** [2004], “Empirical Calibration of Simulation Models”, *Papers on Economics and Evolution* # 0410. Jena: Max Planck Institute for Research into Economic Systems.
- Windrum, P., Fagiolo, G., Moneta, A.** [2007], “Empirical Validation of Agent-Based Models: Alternatives and Prospects”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* vol. 10, no. 2, 8.
- Witt, U., Brökel, T., Brenner, T.** [2007], “Knowledge and its Economic Characteristics – A Conceptual Clarification”, *Jena Economic Research Papers*, 2007-013.
- Zacklad, M.** [2004], « Transférabilité des connaissances : une re-conceptualisation de la distinction tacite/explicite », in Actes du colloque « En route vers Lisbonne » : 1er Colloque luxembourgeois sur l'économie de la connaissance dans une perspective européenne, 12-13 octobre, Luxembourg.
- Zimmermann, J.B.** [2004], “Social networks and economic dynamics”, In: Bourguine P. and Nadal J.-P. (eds.) *Cognitive Economics: an interdisciplinary approach*, pp 399-416, Springer.

Annexes

I. Annexe 1 : Vérification de l'algorithme de méta apprentissage individuel

Les résultats que nous avons obtenus à la suite des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui et que nous avons présentés précédemment peuvent être jugés arbitraires étant donné qu'ils sont basés sur une valeur de $\alpha = 0.2$, valeur sélectionnée car elle offrait le scénario d'apprentissage le plus intéressant parmi un ensemble d'autres valeurs. Cette justification peut cependant être contestée et pour cela, nous avons souhaité comparer ces résultats avec un autre type de simulation.

Nous avons d'abord utilisé des simulations utilisant un algorithme de méta-apprentissage basé sur l'approche des « classifier systems ». Les résultats obtenus de ces simulations étaient cependant difficilement comparables aux résultats obtenus lors des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui. En effet, dans l'approche des « classifier systems », aucun agent ne quitte la communauté car aucun agent répondeur n'est éliminé définitivement par un agent demandeur. Tous les agents répondeurs ont une probabilité – même faible – d'être sélectionnés. Or, le mécanisme de sortie des agents constitue une partie dans notre modèle et pour les résultats que nous en attendons. Cela permet de voir la coordination nécessaire entre les agents répondeurs et les agents demandeurs afin d'obtenir un apprentissage optimal. L'approche des « classifier systems » ne permet pas d'étudier cette relation.

Nous avons alors considéré un autre type de simulations. Ces simulations se basent sur un autre algorithme pour modéliser ce que nous appelons le méta-apprentissage individuel, c'est-à-dire modéliser le processus qui permet à un agent demandeur de choisir un agent répondeur de manière endogène. Cet algorithme est toujours basé sur les interactions passées d'un individu. La différence avec l'algorithme précédent basé sur une notion de performance, réside dans le fait que le choix d'un agent répondeur repose sur une **probabilité** de sélection.

Voici dans ce qui suit la description détaillée de ces simulations ainsi que les résultats obtenus.

1. Description des simulations avec sélection probabiliste du répondeur

Les agents possèdent exactement les mêmes caractéristiques que lors des simulations de transfert direct sans connaissance préalable des compétences d'autrui et les simulations se déroulent de la même manière. Il existe cependant une différence dans le choix de l'agent répondeur.

Pour cela, chaque agent demandeur attribue à chaque agent répondeur un capitalRéponses égal à c , qui augmentera d'un point pour chaque réponse donnée et diminuera d'un point pour chaque question à laquelle il n'aura pas répondu.

Au premier pas de temps, tous les agents ont le même capitalRéponses. Un agent demandeur choisit alors un agent répondeur de manière aléatoire. Il lui pose une question et actualise le capitalRéponses de cet agent répondeur selon sa décision de répondre ou pas.

Au pas de temps suivant, chaque agent répondeur aura une probabilité d'être choisi par un agent débutant. Cette probabilité est calculée comme suit :

$$Proba_{ij} = \frac{c_j}{\sum_j c_j} \quad (12)$$

Avec : $Proba_{ij}$ = probabilité que l'agent i choisisse l'agent j

et : c_j = capitalRéponses de l'agent j .

Du fait de cette spécificité, chaque agent répondeur peut être sélectionné selon une probabilité, même si cette probabilité est faible. Néanmoins, contrairement aux algorithmes basés sur la méthode des « classifier systems », cette probabilité peut être

nulle, dès lors que le capitalRéponses d'un agent est nul. Ceci devrait donner un processus d'interaction plus dynamique que dans les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui, en offrant une plus grande hétérogénéité dans le choix des agents répondeurs (nous pourrions vérifier cela grâce à la matrice des rencontres lors des simulations).

Nous ferons tourner les simulations jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de question posée.

1.1. Les paramètres :

Nous ferons varier les paramètres suivants :

- CompMin : entre 0, 25, 50 et 75.
- Disponibilité : entre 1 et 10 questions par pas de temps ;
- CapitalRéponses : entre 1 et 10 points.

1.2. Les indicateurs :

Pour ces simulations, nous ne sélectionnerons que les deux indicateurs suivants, car notre objectif est de vérifier l'algorithme de méta-apprentissage précédent et ces deux indicateurs suffisent à cela.

- Le nombre final d'agents experts
- Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté.

2. Résultats :

Les résultats obtenus seront présentés en comparaison avec les résultats des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui.

2.1. Le nombre d'agents experts :

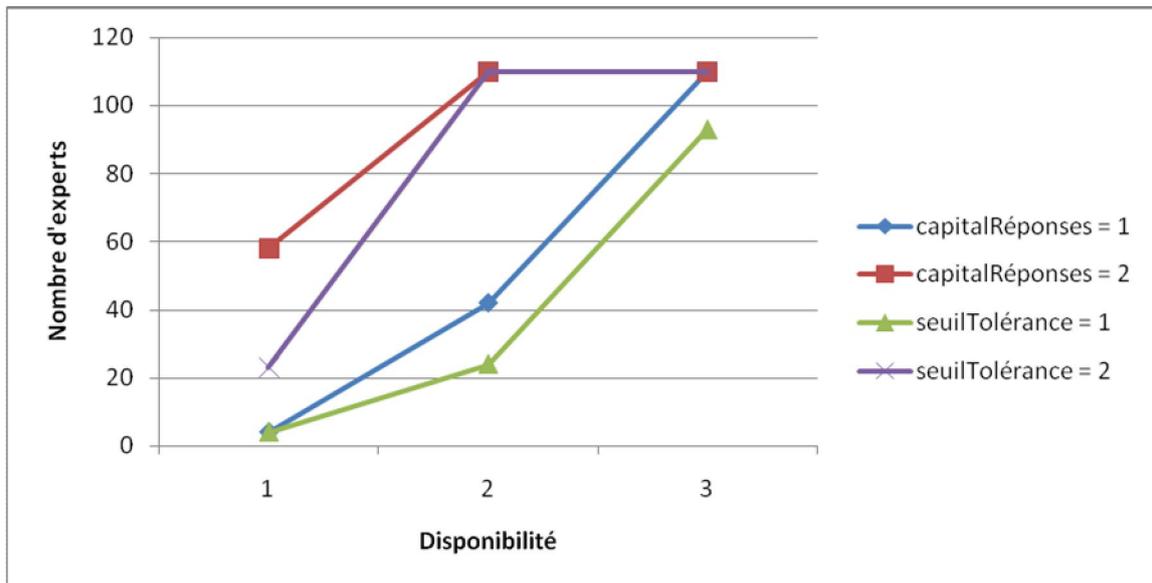


Fig. 66 Le nombre final d'experts dans les deux types de simulations

De la figure précédente, nous pouvons noter que le nombre final d'agents experts dans les deux types de simulations est presque identique. Il existe une différence lorsque la disponibilité est égale à 1, le seuil de tolérance à 2 et le capitalRéponses à 2. Dans ce cas-là, le nombre final d'experts est plus important dans les simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur. On remarque la même chose pour une disponibilité égale à 2 et à 3, pour les deux valeurs du capitalRéponses et du seuil de tolérance.

2.2. Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté :

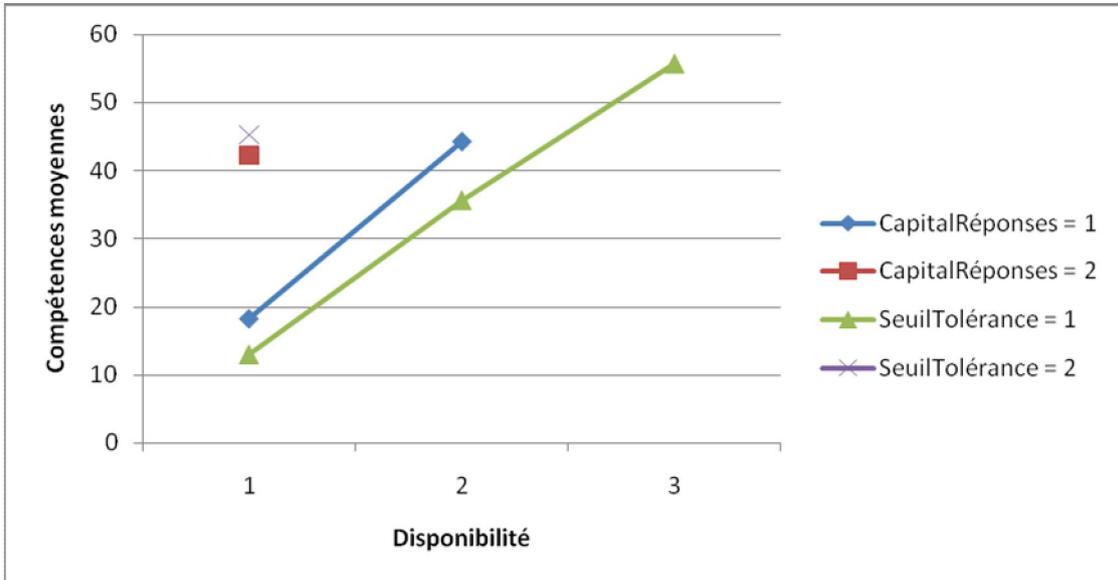


Fig. 67 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté dans les deux types de simulations

Nous remarquons dans la figure précédente, que là aussi, les résultats sont quasi-identiques. Néanmoins, les compétences avec sélection probabiliste de l'agent répondeur sont légèrement plus élevées, que lors des premières simulations.

3. Discussion :

Ces différences tiennent à la spécificité du choix de l'agent répondeur dans les deux types de simulations utilisés. Voyons cela plus en détail. Pour les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui, un agent demandeur choisit un agent répondeur de manière aléatoire au premier pas de temps et si ce dernier répond, alors il le choisira encore au pas de temps suivant car il aura une performance plus élevée par rapport aux autres agents répondeurs. Ce n'est que lorsque cet agent répondeur ne lui répondra pas et que le nombre de questions auxquelles il n'aura pas répondu est supérieur ou égal au seuil de tolérance de l'agent demandeur, que ce dernier se dirigera vers les autres agents répondeurs. Si dans l'alternative, au premier pas de temps, l'agent répondeur choisi ne répond pas, alors au pas de temps suivant, l'agent demandeur choisira un agent répondeur selon le critère de performance. Évidemment, il ne

consultera pas cet agent répondeur au pas de temps suivant, car il aura une performance inférieure à celle des autres.

Pour les simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur, un demandeur choisit un répondeur au premier pas de temps et selon qu'il réponde ou non, met à jour le capital Réponses de ce dernier et ainsi sa probabilité d'être sélectionné ultérieurement. Au pas de temps suivant, il choisit aléatoirement un agent répondeur selon sa probabilité d'être sélectionné. Si le premier agent répondeur n'a pas répondu à la question que l'agent débutant lui a posée, la probabilité qu'il soit choisi par ce dernier est plus faible que celle des autres agents. Il est néanmoins possible qu'il soit sélectionné par ce même agent demandeur au pas de temps suivant.

C'est là où réside la principale différence entre les deux types de simulations. Dans les simulations avec choix de l'agent répondeur selon les interactions passées, il existe une plus grande hétérogénéité des agents répondeurs choisis par un agent demandeur. L'effet de congestion devrait être plus faible dans ces simulations-là que dans les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui étant donné les différences observées.

3.1. L'accès à la connaissance :

Nous proposons d'étudier l'accès à la connaissance à travers l'effet de congestion. Pour cela, nous utiliserons la même mesure que précédemment. Nous allons calculer l'écart-type de la centralité de demi-degré intérieur (nombre de questions reçues) au sein de la communauté.

Nous sélectionnerons pour les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui celles où la disponibilité est égale à 1 et où le seuil de tolérance a une valeur de 10. En effet, nous avons mentionné précédemment que c'était pour ces valeurs-là que l'effet de congestion était le plus élevé.

Quant aux simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur, nous souhaitons également étudier les simulations où l'effet de congestion est le plus élevé. Pour identifier ces dernières, nous allons mesurer l'effet de congestion selon des valeurs

ascendantes du capitalRéponses pour chaque agent répondeur. Nous verrons alors comment ces valeurs influent sur l'effet de congestion.

Pour les simulations sans connaissance préalable des compétences des autres, l'écart-type de la centralité de demi-degré intérieur est donné dans le tableau 8 (cf. page 184). À titre de comparaison, nous mesurons l'écart-type pour trois valeurs ascendantes du seuil de tolérance dans le tableau suivant.

	Moyenne de la centralité de demi-degré intérieur	Écart-type de la centralité de demi-degré intérieur
Seuil de tolérance = 1	120	29
Seuil de tolérance = 5	340	102
Seuil de tolérance = 10	344	128

Tableau 12 Centralités de degré pour simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui lorsque la disponibilité est égale à 1 et le seuil de tolérance est croissant.

Pour les simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur, les résultats sont les suivants :

	Moyenne de la centralité de demi-degré intérieur	Écart-type de la centralité de demi-degré intérieur
CapitalRéponses = 1	145	92
CapitalRéponses = 5	404	54
CapitalRéponses = 10	410	29

Tableau 13 Centralités de degré pour simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur, lorsque la disponibilité est égale à 1 et le capitalRéponses est croissant.

Des deux tableaux précédents, il est à noter qu'en moyenne, la centralité de demi-degré intérieur est plus élevée dans le second type de simulations que dans le premier. Cela indique qu'il y a eu plus de questions posées tout au long des simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur que lors des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui. Cela peut être expliqué par la même justification donnée plus haut, qui réside principalement dans la différence lors du choix de l'agent répondeur, qui offre une plus grande hétérogénéité des agents répondeurs sollicités par un agent demandeur.

En second lieu, l'écart-type de la centralité de demi-degré intérieur est, comme nous nous y attendions, plus faible dans des simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur que dans des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui, sauf lorsque le seuil de tolérance et capitalRéponses égalent 1 (nous expliquerons ce résultat un peu plus tard). Ceci indique que la répartition des questions sur les agents répondeurs se fait de manière un peu plus équitable dans les simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur, où chaque agent répondeur reçoit en moyenne 145, 404, 410 questions, pour des valeurs de capitalRéponses de 1, 5 et 10 respectivement.

Nous pouvons également remarquer que l'écart-type de la centralité de demi-degré intérieur augmente à mesure qu'augmente le seuil de tolérance lors des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui, mais qu'il est inversement proportionnel au capitalRéponses d'un agent répondeur dans les simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur. Si l'on regardait un peu plus en détail le nombre moyen de questions reçues par un agent répondeur, on verrait qu'il existe un certain écart dans cette moyenne, selon les compétences initiales des agents.

Par exemple, lorsque le capitalRéponses est égal à 1, un agent dont la compétence initiale est supérieure ou égale à CompMin (qui est égal à 75) reçoit en moyenne 432 questions, alors qu'un agent dont la compétence initiale est nulle, reçoit en moyenne 116 questions. Il en est de même pour les deux autres valeurs du capitalRéponses . Nous pouvons illustrer cela dans le tableau suivant :

	Nb moyen de questions reçues par un agent dont la compétence initiale ≥ 75 (1)	Nb moyen de questions reçues par un agent dont la compétence initiale = 0 (2)	Différence (1) - (2)
CapitalRéponses = 1	432	116	316
CapitalRéponses = 5	568	388	180
CapitalRéponses = 10	486	402	84

Tableau 14 Nombre de questions reçues selon les compétences initiales dans des simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur

Pour essayer d'expliquer ce résultat, voyons ce qu'il en est lors des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui.

	Nb de questions reçues lorsque la compétence initiale ≥ 75 (1)	Nb de questions reçues lorsque la compétence initiale = 0 (2)	Différence (1) - (2)
SeuilTolérance = 1	204	112	92
SeuilTolérance = 5	638	310	329
SeuilTolérance = 10	739	300	439

Tableau 15 Nombre de questions reçues selon les compétences initiales dans des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui

Ici, le phénomène inverse est observé. L'écart entre les deux moyennes augmente à mesure que les débutants sont plus tolérants. Ceci indique qu'à mesure que leur tolérance augmente, les débutants s'adressent plus aux agents répondeurs initiaux qu'aux débutants initiaux. C'est le résultat du méta-apprentissage que nous avons observé lors des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui.

Cela laisse supposer qu'en utilisant un nouvel algorithme pour le choix de l'agent répondeur, bien que nous arrivions à un niveau d'apprentissage quasi-identique que lors des simulations effectuées avec notre propre algorithme de choix de l'agent répondeur, l'accès à la connaissance se fait de manière différente. En effet, bien qu'ils identifient

les agents répondeurs initiaux (agents les plus compétents initialement dans la communauté), ils s'adressent de moins en moins à ces derniers, à mesure qu'ils accordent un capitalRéponses plus élevé aux agents répondeurs. Ceci est visible dans le tableau suivant, où l'on illustre le pourcentage de questions reçues par chaque type d'agent, dans chaque type de simulations.

Ici, on peut noter qu'entre les deux types de simulations, il existe une différence de 12%, pour le pourcentage de questions reçues par les agents répondeurs initiaux lorsque CapitalRéponses et le seuil de tolérance égalent 1. Cette différence explique la différence observée dans l'écart-type des centralités de demi-degré intérieur observée dans les tableaux Tableau 12 et Tableau 13. Les individus interagissent plus en moyenne dans les simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur, et interagissent plus avec les agents répondeurs initiaux qu'ils ont réussi à identifier même lorsque CapitalRéponse est égal à 1. Le processus de méta apprentissage est meilleur ici que dans les simulations de transfert indirect sans connaissance préalable des compétences d'autrui pour de faibles valeurs de seuil de tolérance.

SeuilTolérance/ CapitalRéponses	Simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur		Simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui	
	compétence initiale ≥ 75	compétence initiale = 0	Compétence initiale ≥ 75	compétence initiale = 0
1	27%	73%	15%	85%
5	13%	87%	17%	83%
10	11%	89%	20%	80%

Tableau 16 Évolution du pourcentage de questions reçues selon les compétences initiales des agents

On propose alors de comparer ces deux méthodes d'accès à la connaissance en se basant sur la durée des simulations. Nous verrons alors combien de pas de temps sont nécessaires dans chaque type de simulations pour arriver à un niveau d'apprentissage optimal. Cela est illustré dans la figure suivante, où les simulations sans connaissance préalables des connaissances d'autrui sont notées « Simul. I » et les simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur « Simul. II ».

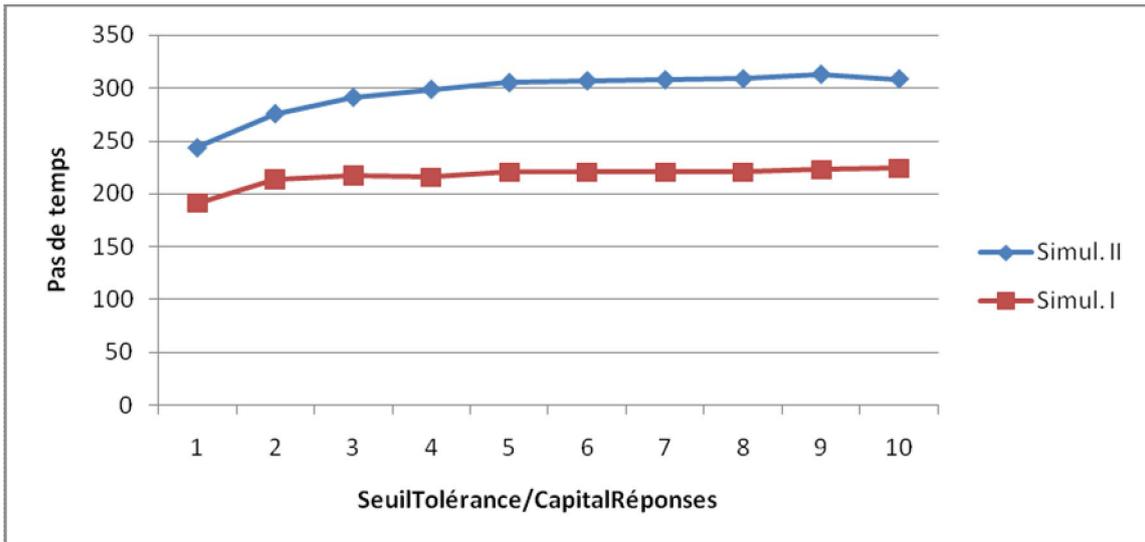
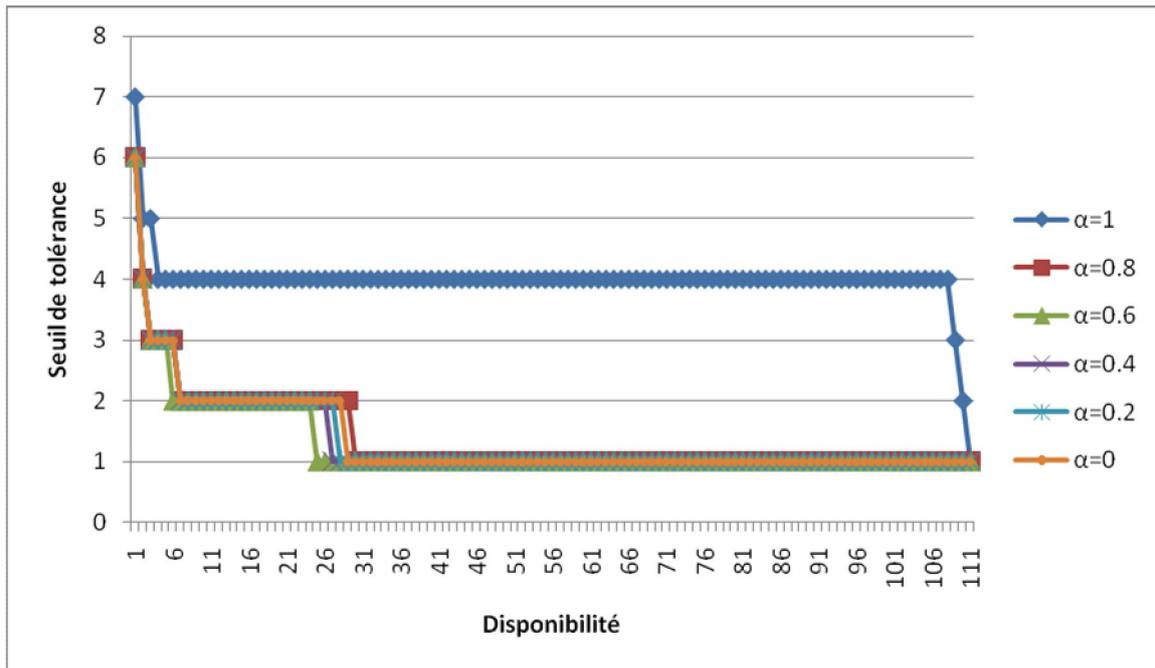


Fig. 68 Durées moyennes des deux simulations selon le seuil de tolérance et le capitalRéponses

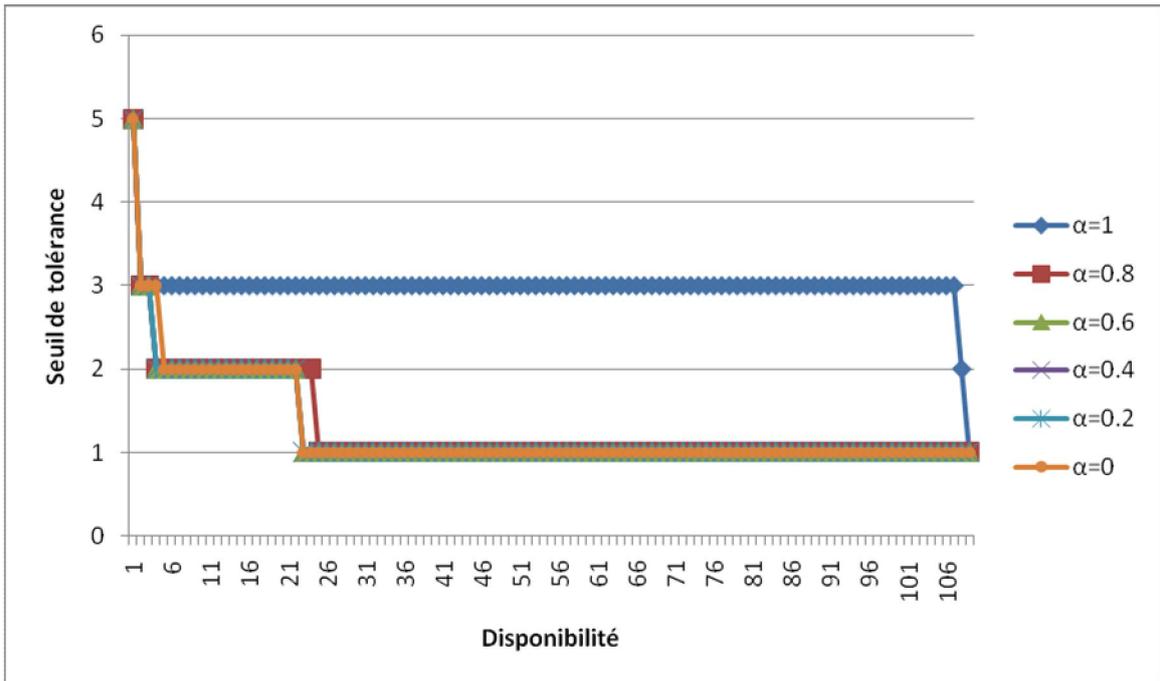
En comparant les durées des simulations qui figurent dans la figure ci-dessus, on remarque que les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui durent toujours moins longtemps que les simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur. Ainsi, pour arriver à un même nombre final d'experts, l'apprentissage optimal est atteint de manière plus rapide dans les simulations avec un algorithme de choix d'un agent répondeur basé sur la notion de performance. À mesure qu'ils deviennent plus tolérants et en privilégiant les agents répondeurs initiaux, les agents demandeurs ont un accès plus rapide à la connaissance et l'apprentissage optimal est atteint plus rapidement.

À travers les arguments précédents, nous expliquons les différences observées entre les simulations où nous avons utilisé notre propre algorithme de choix de l'agent répondeur (qui se basaient sur un critère de performance) et les simulations avec choix de l'agent répondeur selon les interactions passées. Rappelons que nous avons effectué ces dernières simulations dans le but de vérifier les résultats obtenus lors des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui et ainsi notre algorithme de choix d'un agent répondeur. Nous considérons avoir atteint cet objectif, étant donné que les résultats obtenus en calculant la performance interindividuelle ont pu être répliqués avec un autre algorithme de choix d'agent répondeur.

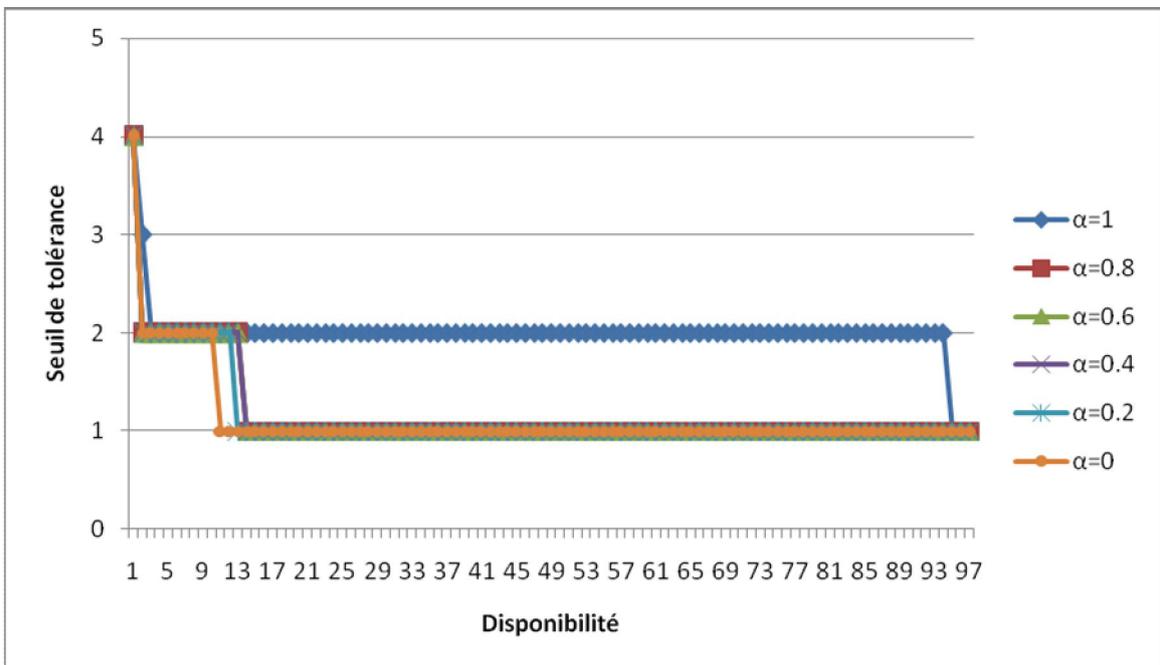
II. La coordination des agents en transfert direct de connaissances lorsque les agents ne savent rien des compétences d'autrui



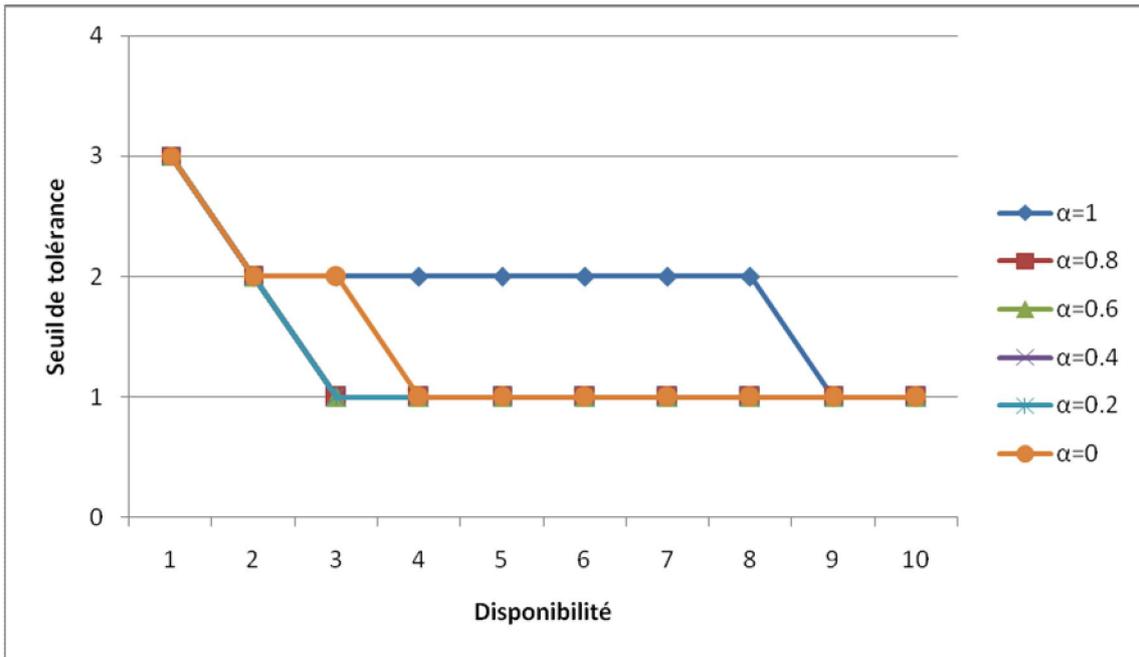
Annexe 2 Coordination des agents pour CompMin = 0



Annexe 3 Coordination des agents pour CompMin = 25

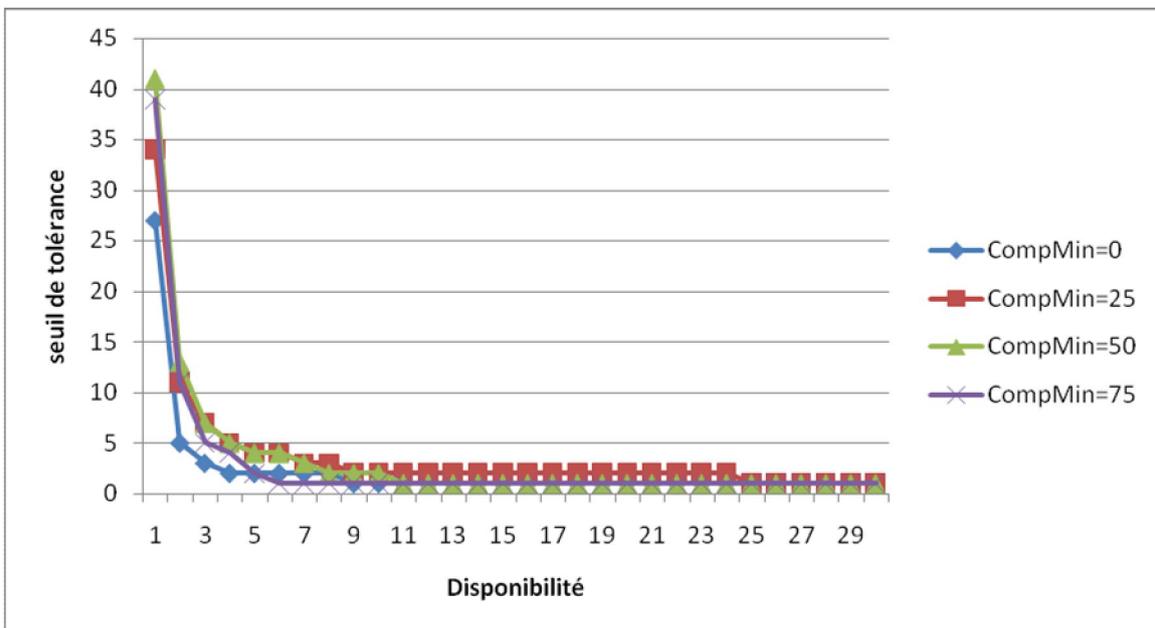


Annexe 4 Coordination des agents pour CompMin = 50



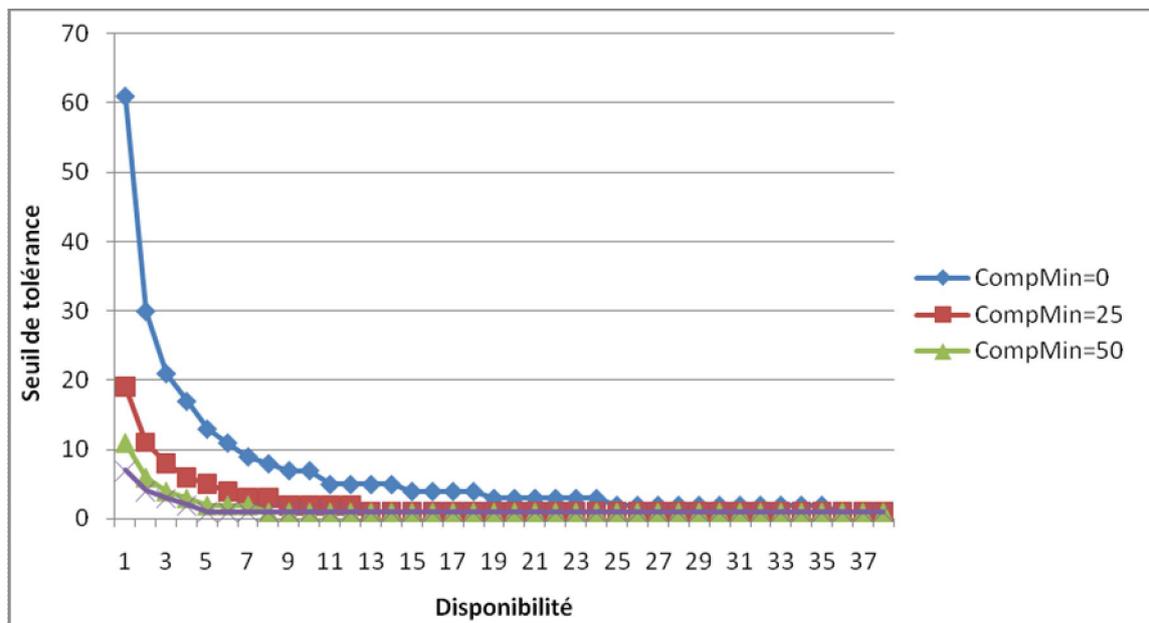
Annexe 5 Coordination des agents pour CompMin = 100

III. La coordination des agents en transfert direct de connaissance avec connaissance préalable des compétences d'autrui



Annexe 6 Coordination des agents pour toutes les valeurs de CompMin et toutes les valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance

IV. Coordination des agents en transfert indirect de connaissances



Annexe 7 Coordination des agents en transfert indirect de connaissances pour toutes les valeurs de CompMin, de disponibilité et de seuil de tolérance.

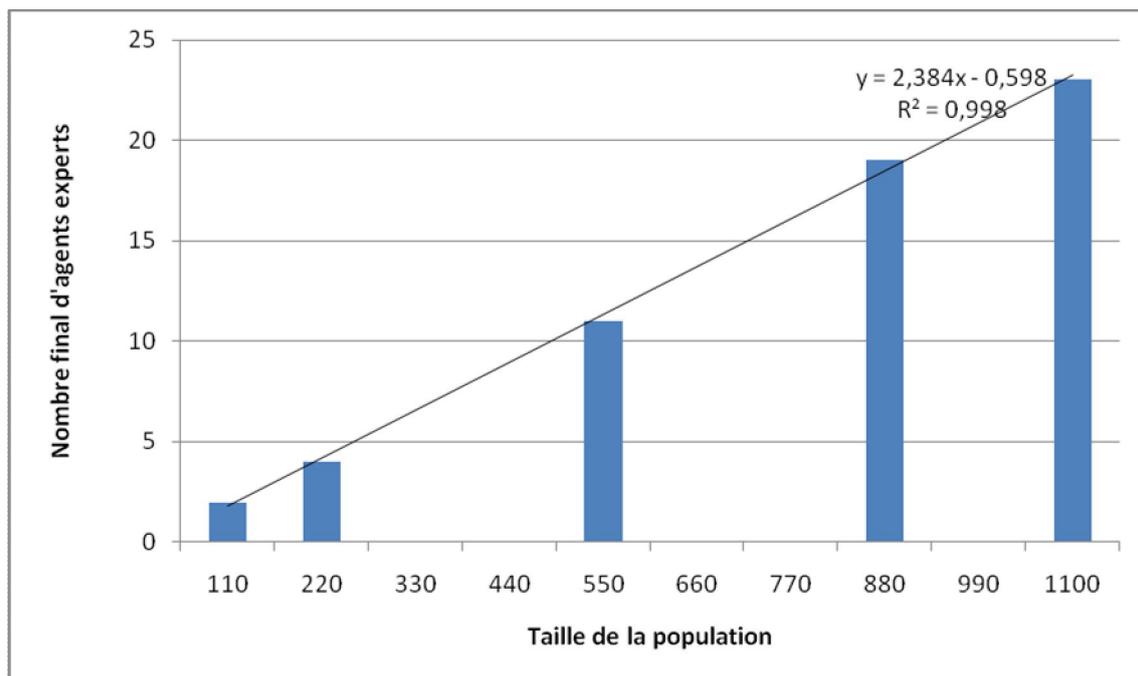
V. L'effet de la taille de la population en transfert direct de connaissances

Une communauté de pratique est de taille variable, avec des frontières totalement perméables [Lave et Wenger, 1991]. Les individus peuvent y entrer et en sortir librement. Les modèles multi-agents que nous avons construits prennent en compte un mécanisme de sortie des agents. Ils ne permettent cependant pas de prendre en considération une taille variable de la communauté.

Nous avons donc tenté de compléter cet aspect de deux manières : en augmentant la taille de la population de manière linéaire, et en intégrant un nouveau venu à différents stades des simulations.

1. Augmentation linéaire de la taille de la population

Les résultats présentés en Annexe 8 démontrent que le nombre d'agents experts observé lorsqu'il n'y a plus d'apprentissage dans la communauté augmente de manière linéaire lorsque nous procédons à l'augmentation de la taille de la population. Les résultats obtenus initialement ne sont donc pas sensibles à une augmentation linéaire de la taille de la communauté.



Annexe 8 Nombre d'agent experts selon la taille de la population

2. Augmentation ponctuelle de la taille de la communauté

Voyons le détail des interactions entre les différents agents de la communauté. Afin d'arriver à décrire ces interactions, nous avons choisi, dans un souci de simplicité, des valeurs de disponibilité et de tolérance égales à 1. Nous avons également choisi de porter nos observations sur les simulations de transfert direct de connaissances, où chaque agent connaît les compétences d'autrui. Rappelons que nous sommes dans une situation où les connaissances sont représentées sous la forme d'un vecteur binaire, et que CompMin est fixé à 75

Le mécanisme d'interaction est le suivant :

Nous avons choisi de faire entrer 1 agent supplémentaire tous les n pas de temps. Avant ce pas de temps-là, les interactions se passent exactement comme il est décrit dans le chapitre 6.

Les 109 agents demandeurs s'adressent tous à l'agent le plus compétent de la communauté. Ce dernier, ayant une disponibilité égale à 1, ne peut répondre qu'à un seul agent demandeur qu'il choisit au hasard. Cet agent-là (que nous appellerons agent j) lui posera par la suite une question à chaque pas de temps. Les autres agents demandeurs s'adresseront aux agents intermédiaires.

Au $n^{\text{ème}}$ pas de temps, un nouvel agent entre dans la communauté. Il a le même objectif que les autres membres déjà en place : apprendre à travers l'acquisition des 100 connaissances qui constituent son vecteur de connaissances. Il va donc s'adresser à l'agent le plus compétent de la communauté en premier lieu.

A ce moment-là, l'agent j qui avait initialement reçu une réponse de la part de l'agent expert a désormais une probabilité égale à 50% de recevoir une réponse de la part de cet agent-là. Dans le cas où il reçoit effectivement une réponse, alors il continuera d'interagir avec l'agent expert en lui posant une question par pas de temps, tant que sa compétence est inférieure à 100. Si, par contre, c'est le nouvel agent qui reçoit une réponse de la part de l'agent expert, c'est cet agent-là qui interagira à l'avenir avec l'agent expert. L'agent j , dont le seuil de tolérance est égal à 1, ne s'adressera plus à ce dernier, et s'orientera alors vers les autres agents intermédiaires.

Après n autres pas de temps, un autre nouvel agent entre dans la communauté, et le même mécanisme d'interaction se répète.

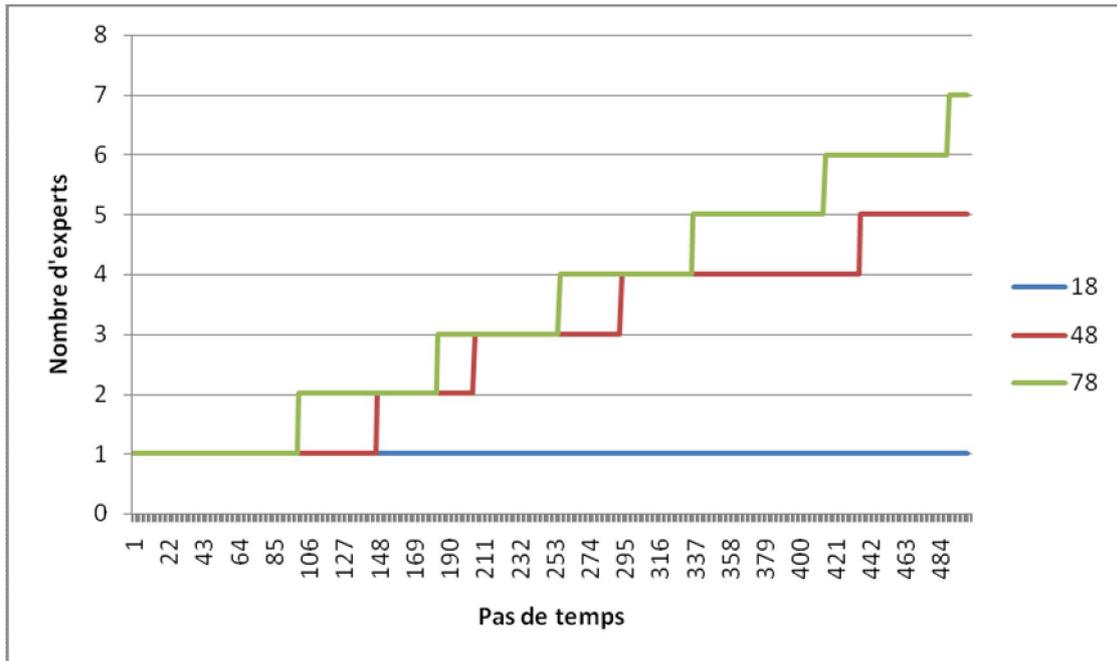
Par conséquent, plus n est proche de 100, plus rapidement le nombre d'experts augmente. En effet, si n est fixé à 18 par exemple, le nombre d'agents experts à la fin des simulations n'augmente pas (cf. Annexe 9). Aucun agent demandeur (nouveau ou initial) ne parvient à augmenter ses compétences et à devenir experts au bout de 500 pas de temps.

Lorsque n est fixé à 48, ce n'est qu'au 147^{ème} pas de temps que le nombre d'agents experts augmente et atteint 2 agents. L'agent qui réussit à devenir expert est un nouvel agent qui a intégré la communauté au 48^{ème} pas de temps, et qui a reçu une réponse de l'agent expert de manière permanente, même à l'arrivée de nouveaux agents après lui.

Si toutefois, un agent demandeur initial (qui fait partie de la population originale) arrive à recevoir une réponse par pas de temps de la part de l'agent expert, malgré l'arrivée ponctuelle de nouveaux venus, alors le nombre d'agent experts augmentera plus rapidement. Au 100^{ème} pas de temps, la communauté comptera deux agents experts, à qui les autres membres de la communauté pourront s'adresser. Cela est illustré en Annexe 9.

Lorsque n est égal à 78, le nombre d'experts atteint 2 dès le 100 pas de temps. Ici, c'est un agent demandeur initial (l'agent 35) qui devient expert en augmentant ses compétences en s'adressant à l'unique agent expert de la communauté.

Le troisième agent expert de la communauté est un agent qui a rejoint la communauté au 78^{ème} pas de temps (l'agent 111). Il a obtenu 16 connaissances en s'adressant aux différents agents intermédiaires de la communauté (y compris l'agent 35 dès que sa compétence a atteint $CompMin$), avant de s'adresser uniquement à l'agent 35 et d'obtenir systématiquement une réponse à chacune de ses questions au 100^{ème} pas de temps. Il devient expert au 183^{ème} pas de temps.



Annexe 9 Evolution du nombre d'experts selon la fréquence d'entrée de nouveaux agents, pour 500 pas de temps.

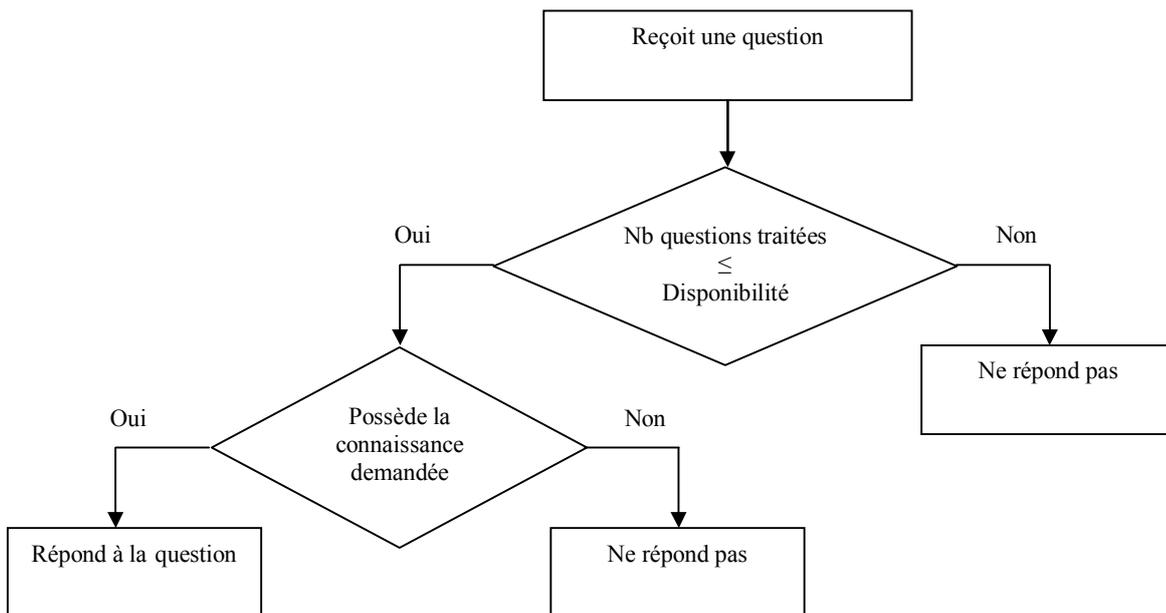
Ces résultats précisent quelque peu le résultat relatif au rôle des nouveaux venus, développé dans cette thèse. En effet, nous préconisons de privilégier ces derniers lors de l'accès à la connaissance, par rapport aux agents déjà dans la communauté. Cependant, il semble que privilégier ces agents-là alors que leur fréquence d'entrée est élevée (et surtout la date d'entrée du premier nouvel agent est précoce), cela semble ralentir l'apprentissage et entraver le transfert de connaissances. En effet, l'arrivée précoce de nouveaux agents ralentit la progression des compétences des demandeurs, et ainsi l'apparition de nouveaux experts.

Par conséquent, il semble que faire varier la taille de la communauté de manière ponctuelle donne des résultats différents que ceux obtenus avec une taille de population fixe, ou avec une augmentation linéaire de la taille de la population.

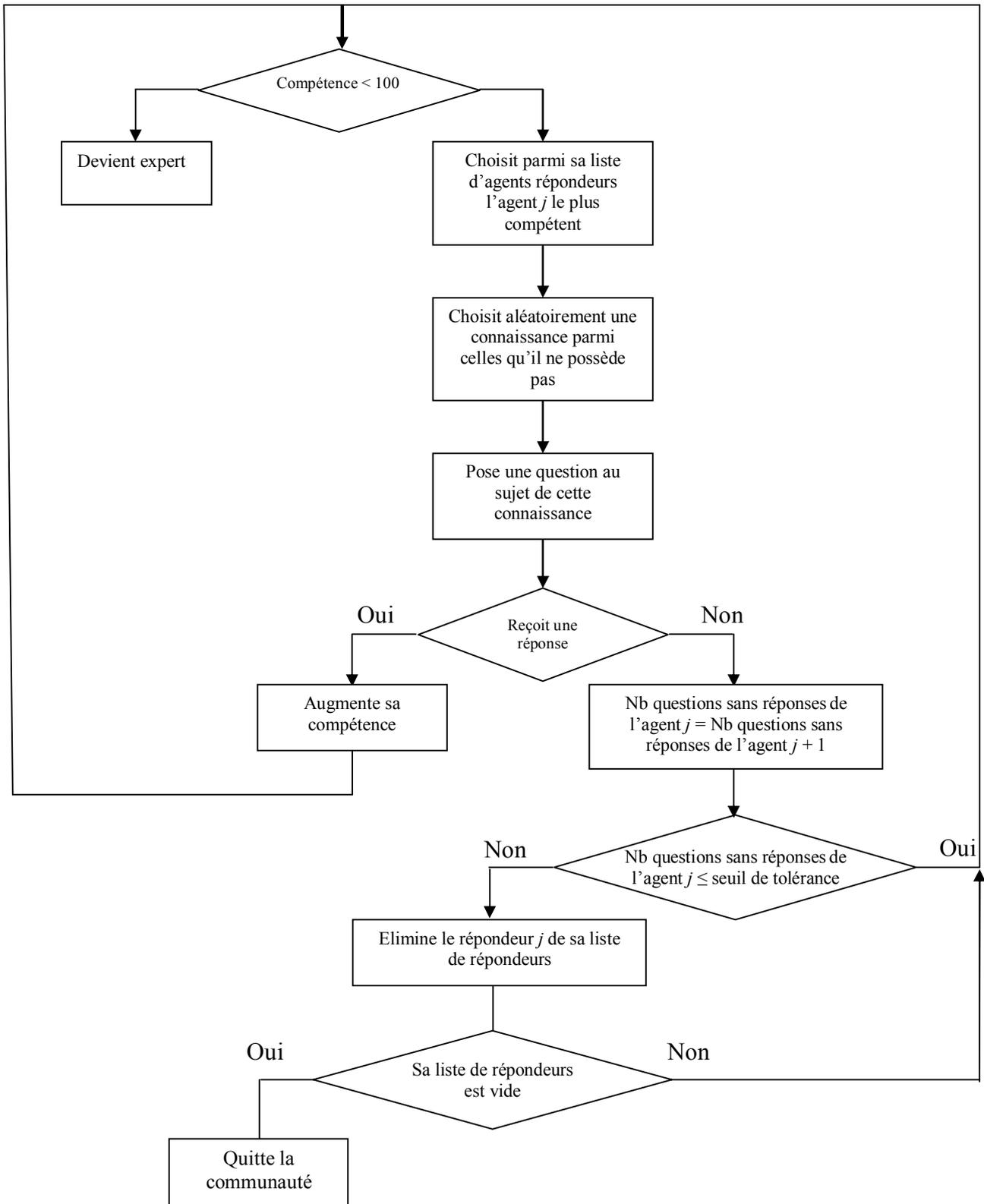
En conclusion, nous pouvons reformuler la préconisation que nous formulons dans la conclusion générale de ce travail de la manière suivante. Dans une communauté où l'entrée de nouveaux agents est fréquente, il est recommandé de privilégier les débutants déjà dans la communauté par rapport aux agents intermédiaires, ainsi qu'aux

nouveaux agents qui intègrent la communauté. Ainsi, ces débutants deviendront experts à leur tour et constitueront des sources de connaissances supplémentaires.

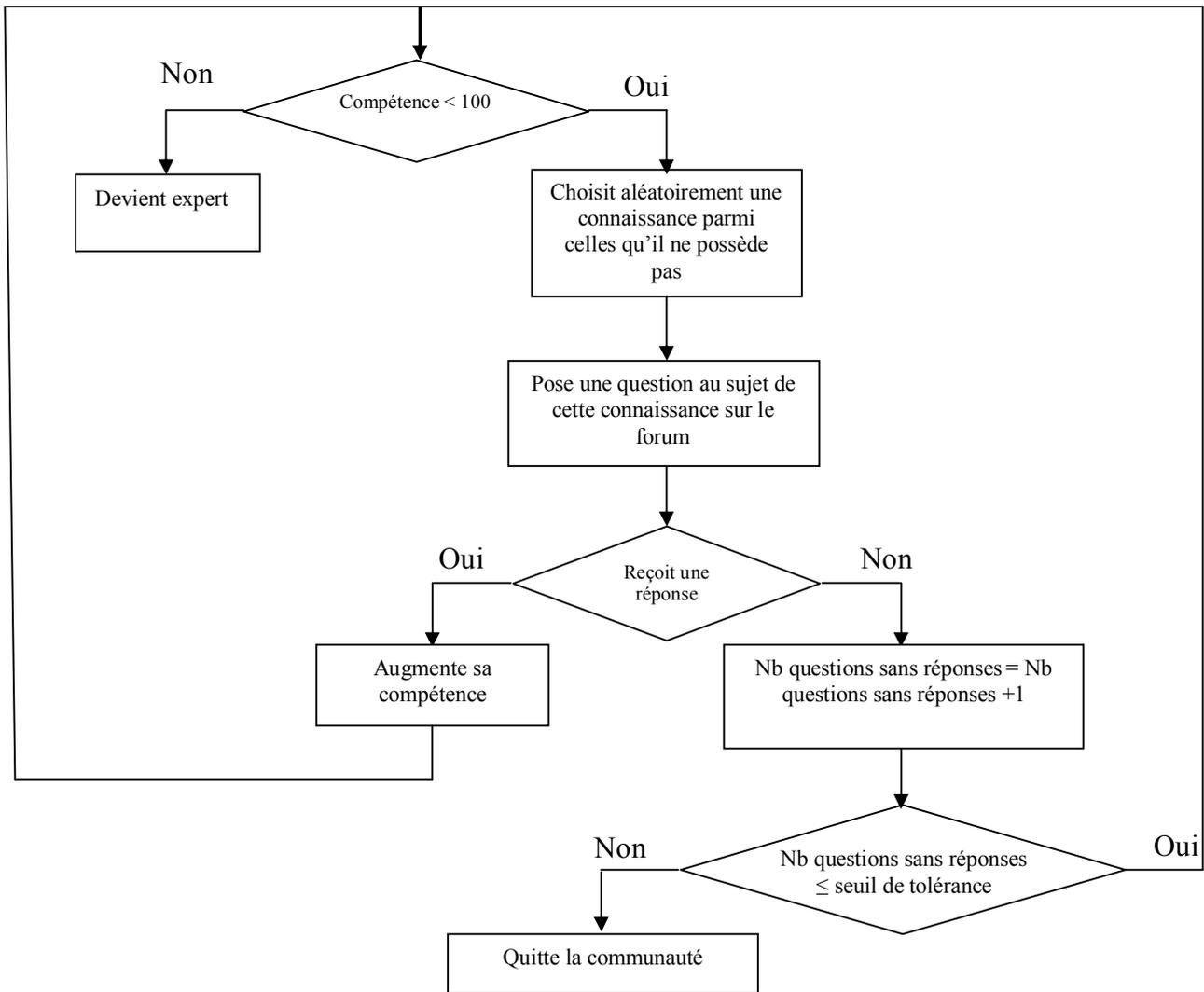
VI. Diagrammes des interactions



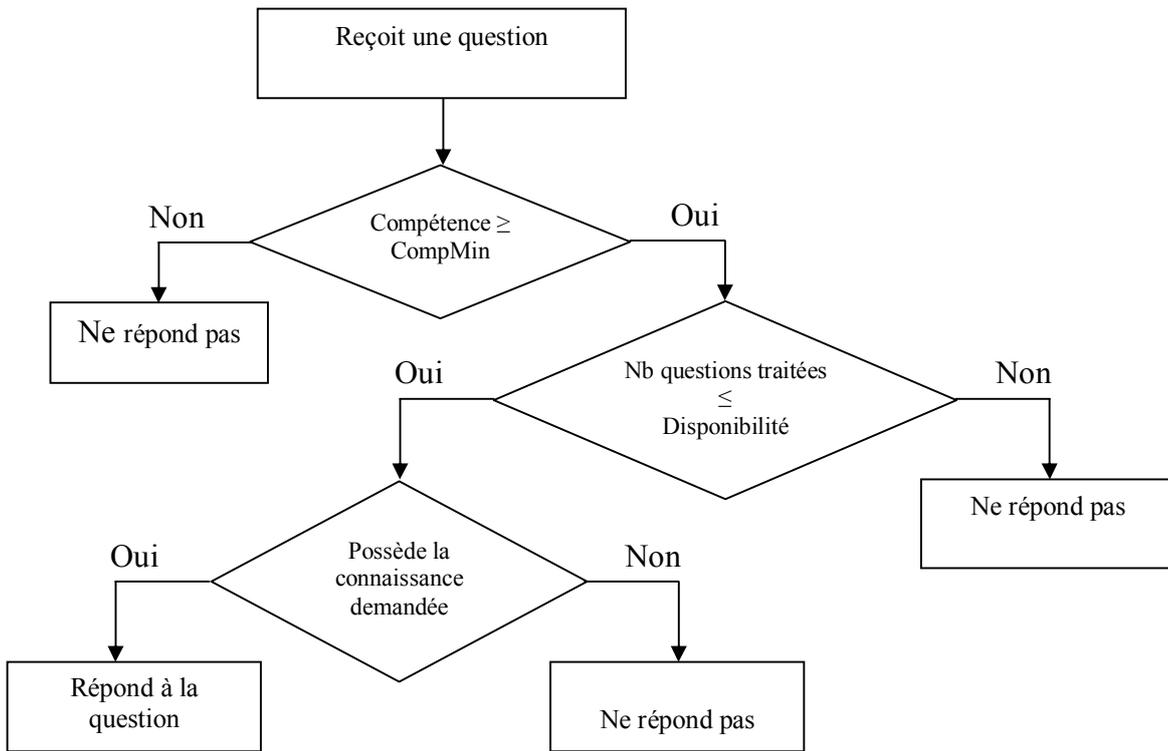
Annexe 10 Interactions d'un agent répondeur en transfert direct de connaissances



Annexe 11 Interactions d'un agent demandeur en transfert direct de connaissances



Annexe 12 Interactions d'un agent demandeur en transfert indirect de connaissances



Annexe 13 Interactions d'un agent répondeur en transfert indirect de connaissances

Liste des figures

Fig. 1 Les questions principale et secondaires	12
Fig. 2 De l'information à la connaissance.....	22
Fig. 3 Une classification alternative des connaissances.....	33
Fig. 4 Le passage d'un graphe régulier à un graphe aléatoire selon différentes valeurs du paramètre p [source : Cowan, 2004, p. 9]	36
Fig. 5 Positionnement des questionnements de recherche	66
Fig. 6 Niveaux et approches de validation	110
Fig. 7 Vecteur binaire de connaissances d'un agent	131
Fig. 8 Un agent possède un degré d'expertise de 40	132
Fig. 9 Connaissances et degrés d'expertise d'un agent.....	133
Fig. 10 Les agents selon leurs fonctions	135
Fig. 11 Définition de l'univers	135
Fig. 12 Trois sous-populations d'agents	137
Fig. 13 Définition d'une interaction.....	138

Fig. 14 Apprentissage d'un agent	141
Fig. 15 Le nombre d'experts pour CompMin = 0.....	149
Fig. 16 Le nombre d'experts pour CompMin = 75.....	150
Fig. 17 Le nombre d'experts pour CompMin = 25.....	151
Fig. 18 Le nombre d'experts pour CompMin = 50.....	152
Fig. 19 Compétences moyennes des agents quittant la communauté pour CompMin =0	153
Fig. 20 Compétences moyennes des agents quittant la communauté pour CompMin = 50	153
Fig. 21 Compétences moyennes des agents quittant la communauté pour CompMin = 25	154
Fig. 22 Compétences moyennes des agents quittant la communauté pour CompMin= 75	154
Fig. 23 Le nombre de questions reçues par chaque agent de la communauté (les agents sont classés suivant leur identifiant)	156
Fig. 24 La coordination entre les agents pour un apprentissage optimal, avec CompMin entre 0 et 100	157
Fig. 25 Valeurs de tolérance nécessaires à un apprentissage optimal lorsque la disponibilité est de 10, pour toutes les valeurs de CompMin dans les simulations avec connaissance préalable des compétences d'autrui.....	159
Fig. 26 Coordination des agents pour un apprentissage optimal lorsque les agents connaissent les compétences d'autrui : trois structures de connaissances	160
Fig. 27 Une connaissance sous la forme d'un vecteur.....	161
Fig. 28 Une connaissances avec des degrés d'expertise.....	161

Fig. 29 La communauté a une structure sous forme d'étoile (exemple lorsque la disponibilité est égale à 1, et le seuil de tolérance à 10).....	168
Fig. 30 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 1$	173
Fig. 31 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 0.4$	174
Fig. 32 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 0.8$	175
Fig. 33 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 0.6$	175
Fig. 34 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 0$	176
Fig. 35 Le nombre d'experts lorsque $\alpha = 0.2$	177
Fig. 36 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 0$...	179
Fig. 37 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 0.2$	179
Fig. 38 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 0.4$	179
Fig. 39 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 0.6$	179
Fig. 40 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 0.8$	179
Fig. 41 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour $\alpha = 1$	179
Fig. 42 Nombre moyen de questions reçues par un agent répondeur initial	181
Fig. 43 Nombre moyen de questions reçues par un agent dont la compétence initiale = 0	181
Fig. 44 Nombre de questions reçues par chaque agent pour une disponibilité égale à 4 et un seuil de tolérance égal à 1.....	183

Fig. 45 Coordination des agents pour chaque valeur de α pour un apprentissage optimal	185
Fig. 46 La coordination selon les valeurs de CompMin dans les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui lorsque $\alpha = 0.2$	186
Fig. 47 Coordination des agents pour un apprentissage optimal lorsque les agents ne savent rien des compétences d'autrui : trois structures de connaissance	187
Fig. 48 La communauté a une structure connectée (exemple lorsque la disponibilité est égale à 1, le seuil de tolérance à 10 et α à 0.2)	190
Fig. 49 Définition de l'univers et des agents.....	198
Fig. 50 Mécanisme de sortie des agents demandeurs	199
Fig. 51 Nombre final d'agents experts pour CompMin = 0	204
Fig. 52 Nombre final d'agents experts pour CompMin = 25	204
Fig. 53 Nombre final d'agents experts pour CompMin = 50	204
Fig. 54 Nombre final d'agents experts pour CompMin = 75	204
Fig. 55 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour CompMin = 0	205
Fig. 56 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour CompMin = 25	205
Fig. 57 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour CompMin=50	206
Fig. 58 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté pour CompMin=75	206
Fig. 59 Coordination des agents pour un apprentissage optimal pour toutes les valeurs de CompMin testées.....	207

Fig. 60 La coordination selon les valeurs de CompMin dans les simulations de transfert indirect de connaissances	207
Fig. 61 Coordination des agents pour un apprentissage optimal en transfert indirect : trois structures de connaissance.....	208
Fig. 62 Une structure hybride pour une disponibilité égale à 1 et un seuil de tolérance égal à 10	212
Fig. 63 Coordination des agents pour un apprentissage optimal lors d'un transfert direct de connaissances.....	217
Fig. 64 Coordination des agents pour un apprentissage optimal lors d'un transfert indirect de connaissances	220
Fig. 65 Évolution du nombre d'individus qui répondent aux questions posées sur le forum dédié à la plateforme Cormas.....	230
Fig. 66 Le nombre final d'experts dans les deux types de simulations	259
Fig. 67 Compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté dans les deux types de simulations.....	260
Fig. 68 Durées moyennes des deux simulations selon le seuil de tolérance et le capitalRéponses	266

Liste des tableaux

Tableau 1 Communautés de pratique vs communautés épistémiques	53
Tableau 2 L'évolution d'une CoP et les fonctions fondamentales à chaque étape	64
Tableau 3 Paramètres initiaux pour les simulations de transfert direct avec connaissance préalable des compétences d'autrui	147
Tableau 4 Impact de l'augmentation du seuil de tolérance sur l'effet de congestion...	155
Tableau 5 Centralités de degré pour des interactions directes avec connaissance préalable des compétences d'autrui lorsque la disponibilité est égale à 1 et la tolérance à 10	155
Tableau 6 Structure de la population selon les différentes valeurs de CompMin	162
Tableau 7 Paramètres initiaux pour les simulations de transfert direct sans connaissance préalable des compétences d'autrui	171
Tableau 8 Centralités de degré pour des interactions directes sans connaissance préalable des compétences d'autrui lorsque la disponibilité est égale à 1 et la tolérance à 10	184
Tableau 9 Apprentissage selon les valeurs de disponibilité et de tolérance.....	190
Tableau 10 Paramètres initiaux pour les simulations de transfert indirect de connaissances.....	202
Tableau 11 Les structures et leur impact sur l'apprentissage.....	218

Tableau 12 Centralités de degré pour simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui lorsque la disponibilité est égale à 1 et le seuil de tolérance est croissant.....	262
Tableau 13 Centralités de degré pour simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur, lorsque la disponibilité est égale à 1 et le capitalRéponses est croissant. ..	262
Tableau 14 Nombre de questions reçues selon les compétences initiales dans des simulations avec sélection probabiliste de l'agent répondeur	264
Tableau 15 Nombre de questions reçues selon les compétences initiales dans des simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui.....	264
Tableau 16 Évolution du pourcentage de questions reçues selon les compétences initiales des agents	265

Table des matières

Introduction générale	1
I. Le transfert de connaissances : objet de l'étude.....	5
II. Le choix du contexte de l'étude	6
i. Contexte de l'étude : une communauté de pratique	6
ii. Le transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique	8
iii. Les questions secondaires	9
III. Méthodologie de recherche :	12
i. Une approche par les simulations multi-agents :	12
ii. L'apport de la littérature	13
IV. Structure de la thèse	14
Partie 1 : Concepts théoriques et méthodologie	17
Chapitre 1 : Quels éléments influencent le processus de transfert de connaissances ? ..	18
Introduction du chapitre 1	19
1.1. La nature de la connaissance :	21

1.1.1.	Différentes approches de la connaissance.....	21
1.1.2.	La transférabilité de la connaissance	29
1.2.	Certaines propriétés d'un réseau social.....	33
1.2.1.	Les caractéristiques structurelles d'un réseau	34
1.2.2.	Les structures communicationnelles au sein d'un réseau	38
	Conclusion du chapitre 1.....	41
	Chapitre 2 : Communautés de savoir et communautés de pratique.....	43
	Introduction du chapitre 2	44
2.1.	Différents types de communautés de savoir.....	47
2.1.1.	Les communautés de pratique (CoPs)	47
2.1.2.	Les communautés épistémiques (CEs)	49
2.1.3.	CoP et CE : une comparaison.....	52
2.2.	Quelle frontière entre les deux ? Une enquête empirique.....	54
2.2.1.	Description de l'enquête empirique.....	55
2.2.2.	Le réseau Cormas : une CoP ?.....	58
2.3.	Présentation détaillée du contexte de l'étude : une CoP	62
2.3.1.	Les propriétés dynamiques d'une CoP : auto-organisation et perméabilité.....	62
2.3.2.	Les phases d'évolution d'une CoP	63
2.3.3.	Les communautés de pratique : sources de capital social.....	67
2.3.4.	Les principes d'interaction au sein d'une CoP	69

Conclusion du chapitre 2.....	73
Chapitre 3 : Communautés de pratique et processus d'apprentissage.....	75
Introduction du chapitre 3	76
3.1. L'apprentissage individuel :	78
3.2. Apprentissage social : vers une vision intégrative du processus d'apprentissage.	80
3.3. Le méta apprentissage : un processus d'apprentissage endogène	82
3.3.1. Méta apprentissage individuel :	83
3.3.2. Méta apprentissage global :	83
3.4. Apprentissage au sein d'une CoP	84
3.4.1. Trois types de conditions générales.....	84
3.4.2. La théorie de l'apprentissage situé	86
3.4.3. Apprentissage au sein d'une CoP : exploration vs. exploitation.....	87
Conclusion du chapitre 3.....	90
Chapitre 4 : SMA – une approche computationnelle de l'économie de la connaissance.....	92
Introduction du chapitre 4	93
4.1. Une approche de type « bottom-up ».....	96
4.2. Utilisation des SMA en économie de la connaissance.....	97
4.2.1. Un outil pour prédire.....	98
4.2.2. Un outil pour expliquer	100

4.3.	Des simulations suivant le principe KISS (Keep It Simple, Stupid)	102
4.4.	Fiabilité des résultats : vérification et validation.....	104
4.4.1.	La vérification : une procédure ex ante.....	104
4.4.2.	La validation : une procédure ex post.....	107
4.4.3.	De la vérification à la validation.....	110
	Conclusion du chapitre 4.....	111
	Partie 2 : Modélisation multi-agents des processus de transfert de connaissances	112
	Chapitre 5 : De la théorie à la modélisation	113
	Introduction du chapitre 5	114
5.1.	Démarche de la recherche	116
5.1.1.	Les SMA dans notre travail de recherche	116
5.1.2.	Les propriétés utilisées pour la construction des modèles	117
5.2.	Objectif de la modélisation : répondre aux questions secondaires.....	119
5.2.1.	Quel est le rôle joué par chaque catégorie d'individu au sein d'une communauté de pratique dans les processus de transfert direct et indirect de connaissances ?	121
5.2.2.	La manière dont les sources de connaissances sont sélectionnées au sein d'une communauté de pratique influence-t-elle le processus de transfert de connaissances ?	123
5.3.	Analyse de la coordination des agents	125
5.3.1.	L'analyse des réseaux sociaux	125
5.3.2.	La centralité au sein d'un réseau	126

5.3.3. L'analyse des réseaux dans notre travail de recherche	127
Conclusion du chapitre 5.....	129
Chapitre 6 : Transfert direct de connaissances - une modélisation multi-agents	130
6.1. Description du modèle :	131
6.1.1. Définition des caractéristiques des agents et de la population.....	131
6.1.2. Interactions et déroulement d'un tour :	137
6.1.3. Règles d'interaction : Le choix de l'agent répondeur.....	138
6.1.4. Le processus de réponse d'un agent répondeur.....	139
6.1.5. Actualisation des agents répondeurs.....	140
6.2. Le processus d'apprentissage :	140
6.3. Définition des simulations.....	141
6.3.1. Les simulations avec connaissance préalable des compétences d'autrui.....	142
6.3.2. Les simulations sans connaissance préalable des compétences d'autrui.....	143
6.4. Les paramètres :	144
6.5. Les indicateurs.....	144
6.5.1. Au niveau global :	144
6.5.2. Au niveau individuel :	145
Chapitre 7 : Simulations de transfert direct de connaissances avec connaissance préalable des compétences d'autrui	146
7.1. Rappel des paramètres :	147

7.2.	Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire.	148
7.2.1.	Le nombre final d'agents experts	148
7.2.2.	Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté.....	152
7.2.3.	Les agents répondeurs ayant reçu le plus grand nombre de questions à la fin des simulations.....	154
7.2.4.	La coordination des agents :.....	157
7.3.	Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance... ..	159
7.4.	Discussion des résultats :	160
7.4.1.	Connaissance cumulée vs. vecteur binaire de connaissances	161
7.4.2.	La composition de la population :	162
7.4.3.	L'accès à la connaissance :.....	168
Chapitre 8 : Simulations de transfert direct de connaissances sans connaissance préalable des compétences d'autrui		170
8.1.	Rappel des paramètres	171
8.2.	Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire.....	172
8.2.1.	Le nombre d'agents experts	172
8.2.2.	Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté.....	177
8.2.3.	Les agents répondeurs ayant reçu le plus grand nombre de questions à la fin des simulations.....	180
8.2.4.	La coordination des agents pour un apprentissage optimal	184

8.3. Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance.....	186
8.4. Discussion des résultats :	187
8.4.1. Connaissances cumulées vs. vecteur binaire de connaissances	187
8.4.2. Le méta-apprentissage	188
8.4.3. L'apprentissage individuel et l'accès à la connaissance	190
Chapitre 9 : Transfert indirect de connaissances – une modélisation multi-agents.....	193
9.1. Description du modèle :	194
9.1.1. Les caractéristiques des agents.....	194
9.1.2. La structure de la population	196
9.1.3. Description d'une interaction	197
9.1.4. Le processus d'apprentissage individuel.....	198
9.2. Définition des simulations de transfert indirect de connaissances	199
9.3. Les paramètres :	199
9.4. Les indicateurs :	200
9.4.1. Au niveau global :	200
9.4.2. Au niveau individuel :	200
Chapitre 10 : Résultats des simulations de transfert indirect de connaissances.....	201
10.1. Rappel des paramètres.....	202
10.2. Présentation des résultats avec connaissance sous forme de vecteur binaire.....	203

10.2.1. Le nombre d'agents experts	203
10.2.2. Les compétences moyennes des agents ayant quitté la communauté : ...	204
10.2.3. La coordination des agents.....	206
10.3. Présentation des résultats avec une représentation cumulée de la connaissance	208
10.4. Discussion des résultats :	209
10.4.1. Connaissances cumulées vs. vecteur binaire de connaissances	209
10.4.2. La structure de la population	210
10.4.3. L'accès à la connaissance.....	211
Discussion générale	215
11.1. La coordination des agents pour un apprentissage optimal	216
11.1.1. Transfert direct de connaissances	217
11.1.2. Le transfert indirect de connaissances	219
11.2. Le rôle des nouveaux venus.....	221
11.2.1. Le transfert direct de connaissances	221
11.2.2. Le transfert indirect de connaissances	222
11.3. Validation des résultats.....	223
11.3.1. Validation au niveau micro	223
11.3.2. La validation macro	226
Conclusion générale.....	232
Bibliographie	242

Annexes.....	256
Liste des figures.....	279
Liste des tableaux.....	284