

Communication hiérarchique vs. non-hiérarchique : comment favoriser le processus de transfert de connaissances ?

Hierarchical vs. non-hierarchical communication: how to enhance the process of knowledge transfer?

Widad GUECHTOULI

Maitre de Conférence «A»

Ecole des Hautes Etudes Commerciales, Laboratoire MARKETIC

w.guechtouli@hec.dz

Adel MEZOUGH

Université de Blida 2

adelmezough@gmail.com

Date de réception : 12/05/2018 Date d'acceptation : 22/10/2018 Date de publication : 30/12/2018

Résumé:

Dans cet article, nous nous sommes intéressés au processus de transfert de connaissances au sein d'une organisation, et plus particulièrement au sein des communautés de pratique que cette organisation peut abriter. Nous avons utilisé des modèles multi-agents qui nous ont permis de démontrer qu'une structure de communication non-hiérarchique était moins restrictive en termes de transfert de connaissances et que les nouveaux-venus dans les communautés pouvaient jouer un rôle important dans ce processus. Nous avons conclu par quelques préconisations managériales permettant de favoriser un tel processus.

Mots clés: connaissances; transfert; communautés de pratique.

Abstract:

In this article, we focused on the process of knowledge transfer within an organization, and more precisely, within the communities of practice that this organization may include. We used agent-based models that allowed us to show that non hierarchical structures of communication was less restrictive in terms of knowledge transfer, and that new comers may play an important role in this process. We concluded this work with some managerial recommendations in order to enhance such a process.

Keywords: knowledge; transfer; communities of practice.

Auteur expéditeur : Widad Guechtouli

1. Introduction:

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 doivent accorder une attention toute particulière (Foray, 2000). Les pratiques managériales ont connu depuis certaines années certains changements consécutifs au passage à l'économie fondée sur la connaissance. Cette discipline donne toute son importance au capital humain et aux connaissances détenues au sein d'une organisation.

Par ailleurs, le développement des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication (NTIC) a amené des développements considérables dans la gestion des connaissances. 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 capitaliser au sein d'une organisation, par exemple.

Aujourd'hui, les pratiques managériales se doivent de prendre en compte ces particularités. En effet, 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, Dudézert *et al*, 2012). 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).

Après avoir présenté ce concept dans la première section de cet article, nous nous attachons à étudier le processus par lequel les connaissances sont diffusées au sein de ces communautés, 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 aux managers de favoriser le processus de transfert de connaissances au sein de ces communautés, et de fait, au sein de l'organisation. 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 ici 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. Nous posons donc la question 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 tenter de répondre à cette question nous avons choisi une méthodologie de recherche basée essentiellement sur les simulations multi-agents. Mais avant de présenter cette méthodologie en détails, nous allons commencer par présenter le concept de communautés de pratique, ensuite, nous présenterons brièvement l'approche multi-agents que nous adoptons ici. Enfin, nous aborderons les simulations multi-agents et leurs résultats que nous discuterons avant de présenter la conclusion de cet article.

2. Transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique

2.1 Présentation du concept de communautés de pratique

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 :

Un engagement volontaire de leurs membres « dans la construction, l'échange et le partage d'un répertoire de ressources cognitives communes ».

La construction d'une identité commune à travers les interactions répétées.

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.

Les caractéristiques citées plus haut s'appliquent également à une communauté de pratique. Celle-ci 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). Dans cet article, nous allons nous intéresser aux conditions qui doivent être réunies par les managers afin de mieux intégrer ces communautés dans les organisations, et surtout faciliter le processus de diffusion des connaissances en leur sein.

2.2 Pourquoi une communauté de pratique ?

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.

Nous choisissons de modéliser le processus de transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique. L'importance de ces communautés réside, notamment d'un point de vue économique, dans le rôle important qu'elles jouent 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).

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.

3. Une modélisation multi-agents

3.1 L'approche SMA

Afin de mieux comprendre la relation qui existe entre la manière dont individus impliqués dans un processus de transfert de connaissances communiquent, 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 »¹, lorsqu'il s'agit de comprendre les mécanismes agrégés qu'elle sous-tend, à travers l'étude de phénomènes locaux. 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).

Dans une perspective analogue, nous proposons l'utilisation des simulations multi-agents dans notre travail de recherche, avec l'objectif d'identifier les structures de communication qui peuvent avoir une influence sur le processus de transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique. Nous proposons alors de tester deux scénarii : des simulations basées sur une hiérarchie préétablie et des simulations basées sur les interactions passées, pour modéliser deux types de structures de communication : verticale et transversale.

Le modèle que nous construisons repose sur une société artificielle constituée de 110 agents hétérogènes. 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 la figure ci-dessous :

Figure N° 1 Vecteur binaire de connaissances d'un agent

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

Cet agent possède les connaissances 1, 99 et 100 mais pas la connaissance 2. Nous définissons la compétence d'un agent pas le nombre de connaissances qu'il possède. 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* ».

La société a la structure suivante, similaire à celle d'une communauté de pratique :

- 1 agent expert : a une compétence égale à 100;
- 100 agents débutants ou nouveaux-venus : avec des compétences initiales nulles ;
- 9 agents intermédiaires : avec une compétence initiale égale à 75².

Les agents interagissent dans le but d'augmenter leurs compétences individuelles dans la pratique de la communauté. Ils communiquent à travers un mécanisme de question/réponse, et augmentent leurs compétences individuelles à chaque connaissance acquise. Tous les agents dont la compétence est inférieure à 100 posent une question par pas de temps pour augmenter leurs compétences individuelles. Ce sont des agents «demandeurs». Les agents avec une compétence supérieure ou égale à 75 répondent potentiellement aux questions qu'ils reçoivent. Ce sont des agents «répondeurs».

3.2 Définition des simulations, paramètres et indicateurs

3.2.1. Simulations basées sur une hiérarchie préétablie :

Dans le premier type de simulations basées sur une hiérarchie préétablie, les agents les plus compétents sont clairement désignés. Les demandeurs 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 haute 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.

3.2.2. Simulations basées sur les interactions passées

Dans ces simulations, les agents les plus compétents ne sont pas désignés. Les demandeurs doivent apprendre à connaître els compétences des autres agents de la communauté. 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. Pour choisir un agent répondeur, les agents demandeurs devront utiliser un algorithme qui prend en compte les interactions passées avec cet agent-là.

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

$$\alpha = 0.2^3$$

et

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

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

3.2.3. Les paramètres :

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

- La disponibilité : définie par le nombre de questions qu'un agent peut traiter par pas de temps, et que nous ferons varier entre 1 et 10 questions à traiter par pas de temps.
- Le seuil de tolérance : définie par le nombre de questions adressées à un agent répondeurs, restées sans réponse, qu'un agent demandeur est prêt à accepter avant de ne plus solliciter cet agent répondeur. Nous ferons varier ce nombre entre 1 et 10 questions.

3.3.4. 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.

- *Le nombre final d'agents experts* : cet indicateur nous permettra de voir combien d'agents ont réussi à augmenter leurs compétences respectives au maximum.
- *La structure de communication* : 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 définies précédemment. Nous proposons de mesurer cet effet en utilisant une

mesure utilisée en analyse des réseaux : la centralité de demi-degré intérieur, définie par le nombre de questions reçues par un agent répondeur tout au long des simulations. 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 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.

Chaque scénario de simulation a été effectué une trentaine de fois, et les résultats présentés sont des moyennes⁴ sur ces 30 itérations.

4. Résultats

4.1 Simulations basées sur une hiérarchie préétablie

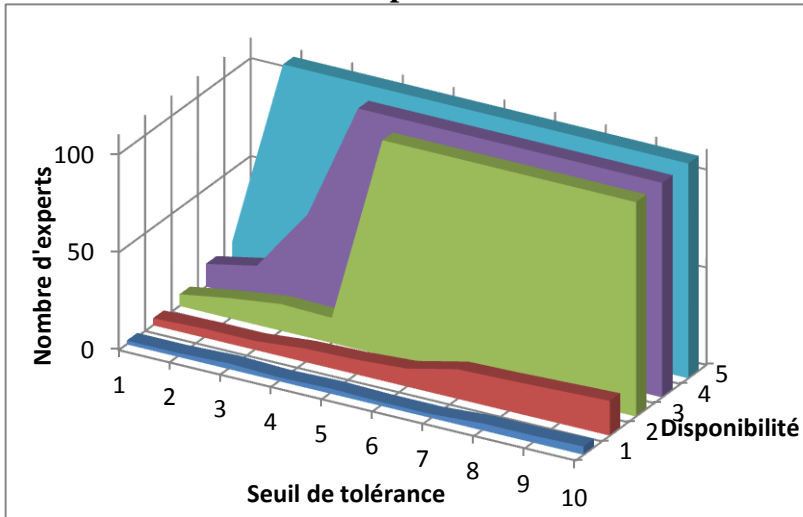
4.1.1. Le nombre final d'experts

Dans ces simulations, 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 répondeurs 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.

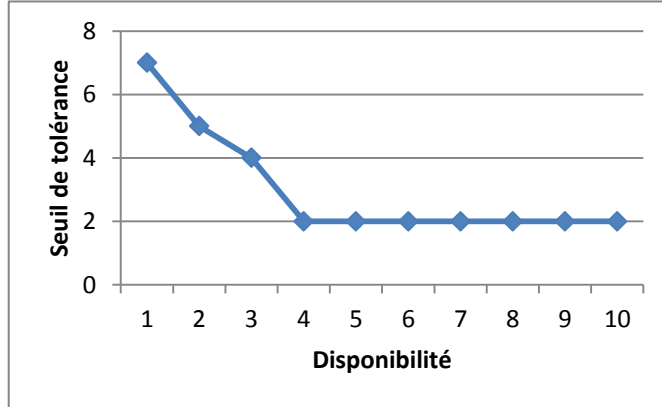
Figure N° 2 Le nombre d'experts observé à la fin des simulations basées sur une hiérarchie préétablie.



4.1.2. 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 :

Figure N° 3 Coordination des agents pour un apprentissage optimal dans les simulations basées sur une hiérarchie préétablie.



Dans cette figure nous pouvons observer 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.

4.1.3. La structure de communication :

Nous avons souhaité observer la structure de communication au sein de la population, afin de voir 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.

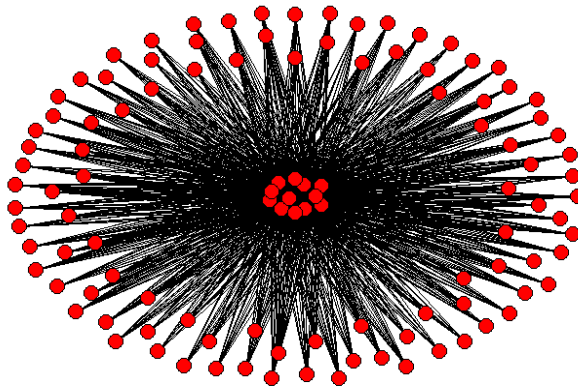
Nous avons mesuré l'effet de congestion pour des valeurs de disponibilité et de seuil de tolérance égales à 1 et 10, respectivement⁵. Les résultats sont les suivants :

Table N° 1 Centralités de degré pour des simulations basées sur une hiérarchie préétablie, lorsque la disponibilité est égale à 1 et la tolérance à 10

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

Ainsi, 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 souhaitons 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 :

Figure N° 4 La communauté a une structure sous forme d'étoile dans les simulations basées sur une hiérarchie préétablie



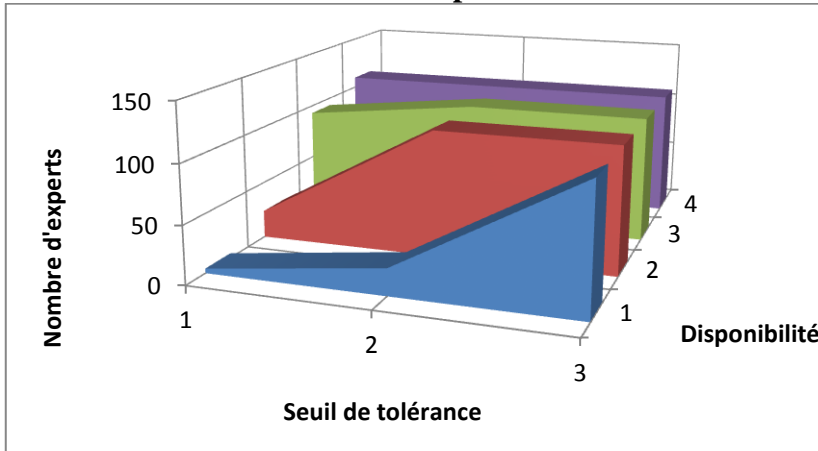
4.2 Simulations basées sur les interactions passées :

4.2.1. Le nombre final d'experts :

Ici, nous pouvons observer un apprentissage optimal pour valeurs de disponibilité et de tolérance plus faibles que lors des simulations précédentes. En effet, nous pouvons voir dans la Figure N° 5 que 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 relativement faible.

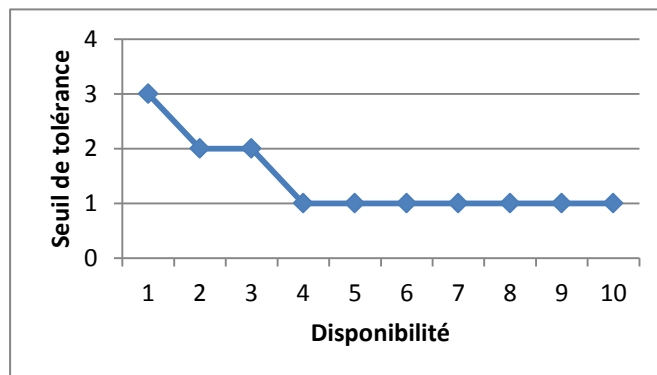
Figure N° 5 Le nombre final d'experts en simulations basées sur les interactions passées



4.2.2. La coordination des agents :

Dans ces simulations, la coordination des agents pour un apprentissage semble plus facile à réaliser lorsque les demandeurs ne connaissent pas a priori les agents les plus compétents dans la communauté, et doivent construire cette connaissance tout au long des simulations. En effet, tous les agents demandeurs peuvent devenir des experts, pour une valeur minimale de disponibilité (1) et pour un seuil de tolérance égal à 7. Cela est visible dans la figure ci-dessous.

Figure N° 6 Coordination des agents dans les simulations basées sur les interactions passées

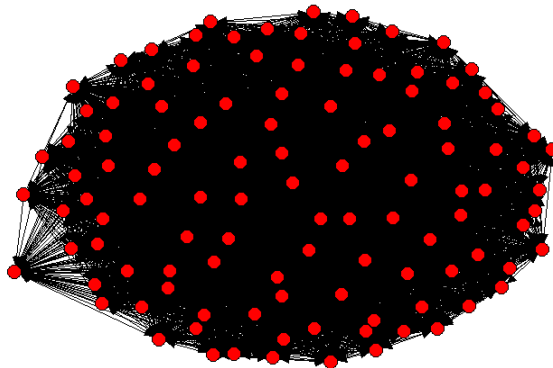


4.2.3. La structure de communication :

Comme pour les simulations précédentes, 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 », comme l'ont fait Créplet *et al* (2003). Cela nous a permis de construire le graphe des interactions présenté dans la Figure N° 7. 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 N° 7 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.

Figure N° 7 La communauté a une structure connectée dans les simulations basées sur les interactions passées



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 :

Table N° 2 Centralités de degré pour des simulations basées sur les interactions passées lorsque la disponibilité est égale à 1 et la tolérance à 10

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

Nous remarquons que le nombre moyen de questions posées est plus fort que lors des simulations basées sur une hiérarchie préétablie (cf. Table N° 1). 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.

4.3 Discussion des résultats :

Les résultats présentés dans ce papier 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.

En effet, dans les simulations basées sur une 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 basées sur les interactions passées, 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.

5. Conclusion

Au cours de ce travail, nous avons pour objectif d'étudier le processus de transfert de connaissances 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 avons tenté d'identifier les paramètres relatifs aux structures communicationnelles, qui peuvent avoir une éventuelle influence sur le transfert de connaissances et l'apprentissage des individus.

Dans les simulations basées sur une hiérarchie préétablie, 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 basées sur les interactions passées, 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.

Ces résultats nous permettent de formuler quelques préconisations adressées aux managers, en ce qui concerne la gestion du transfert de connaissances au sein d'une communauté de pratique, et a fortiori au sein d'une organisation, 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 cet article, 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. les travaux de Gongla et Rizzuto (2001) pour le cycle de vie d'une communauté de pratique).

La première préconisation que nous pouvons formuler concerne la structure de communication à mettre en place. 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, et faciliter le processus de capitalisation des connaissances au sein d'une organisation.

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.

6. Bibliographie

- 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.
- 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.
- 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.
- Cohendet, P., Créplet F., Dupouët O. (2006), *La gestion des connaissances: firmes et communautés de savoir*, Economica.
- 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.
- Cowan, R., Jonard, N. (1999), "Network Structure and the Diffusion of Knowledge", *Research Memoranda* 026, MERIT Maastricht.
- 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*.

- Dudézert, A., Roulleaux Dugage, M., Chauvin, F., Martin, F., Lemieux, É., Boisserpe, P. & Bruillon, É. (2012), "Le KM au cœur de la stratégie d'entreprise", *Documentaliste-Sciences de l'Information*, vol. 49(2), 26-43. <https://doi.org/10.3917/docs.492.0026>
- 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.
- 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.
- Koessler, F. (2000), "Common knowledge and interactive behaviors: A survey", *Working Papers of BETA*, 2000-07.
- 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.
- Lesser, E., Storck J. (2001), "Communities of practice and organizational performance", *IBM Systems Journal*, Vol. 40, n°4, pp 831-841.
- 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.

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.
Wenger, E. (1998), "Communities of practice: learning as a social system", *The Systems Thinker*, Vol. 9, n°5.

References:

¹ 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).

² Dans des simulations précédentes, nous avons testé des valeurs allant de 0 à 100, et nous avons sélectionné le scénario où CompMin est égal à 75, car c'était le scénario qui présentait le niveau d'apprentissage le plus élevé.

³ Des valeurs de α égales à 0, 0.4, 0.6, 0.8 et 1 ont également été testées (Guechtouli, 2009). Nous retenons $\alpha=0.2$ car c'est là où nous avons observé le plus d'apprentissage.

⁴ La significativité de chaque moyenne a été vérifiée en calculant l'écart-type lui correspondant. Tous les résultats présentés ici sont significatifs.

⁵ Des simulations ont permis d'établir qu'augmenter le seuil de tolérance avait pour conséquence d'augmenter l'effet de congestion, car la disponibilité des agents répondeurs est minimale tandis que le nombre d'agents demandeurs reste important étant donné leur forte tolérance.