

Diffusion des connaissances et mauvaise perception des informations : une approche individu centrée

Labarbe, Emmanuel

CEPN UMR CNRS 7234, Paris 13 – Sorbonne Paris Cité

elabarbe@orange.fr

Résumé :

Afin de monter dans la chaîne de valeur et profiter de la mondialisation des marchés, des PME / PMI innovantes sont incitées à faire émerger des groupements d'entreprises. A travers leurs coopérations, elles partagent régulièrement des informations dans le but d'accroître leurs connaissances. Le bénéfice de cet échange passe par une assimilation des connaissances. L'un des mécanismes de cette intégration est désigné dans la littérature sous le terme de capacité d'absorption. De nombreuses études ont porté sur la décomposition de cette capacité et des formules de calcul ont été proposées. Pour notre part, nous nous référons à celle d'Egbetokun et Savin (2012). A travers cette formule, entre autre, nous essayons de porter une réflexion théorique sur la diffusion inter-organisationnelle des connaissances en étudiant la capacité d'absorption et son impact sur l'accroissement du stock de connaissances de chaque agent décideur. Nous enrichissons la réflexion par l'intégration de la perception erronée par les décideurs des informations extérieures ce qui peut modifier leurs décisions quant à la sélection du ou des partenaires en vue d'un échange de connaissances. Pour modéliser cette situation, nous utilisons une approche multi-agents en créant un espace à deux dimensions où des agents interagissent afin d'accumuler des connaissances dans deux domaines. A chaque tour, et pour chacun des deux domaines de connaissance, les agents choisissent le partenaire qui leur semble le plus proche en termes de connaissances. Les résultats de simulation montrent i.) qu'il est préférable individuellement d'avoir une perception erronée de la réalité, ii.) que plus il y a d'agents en interaction plus le temps pour atteindre un état stationnaire du stock de connaissances est important ce qui constitue un résultat contre intuitif.

Mots-clés : diffusion des connaissances, capacité d'absorption, mauvaise perception, interactions, modèle multi-agents

Diffusion des connaissances et mauvaise perception des informations : une approche individu centrée

INTRODUCTION

Au sein des pôles de compétitivité français les entreprises coopèrent au sein de partenariats éphémères ou durables afin de générer directement ou indirectement des connaissances nouvelles permettant de façonner de nouveaux produits et / ou services innovants. Parmi ces pôles, *La Route des Lasers* comprend 70 entreprises qui ont constitué trois groupements dans le domaine de l'optique et des lasers. Le GLOBAQ regroupe cinq sociétés qui sont expertes dans les études de moyens d'essais au sein des secteurs de l'aéronautique et des systèmes complexes. L'Aquitaine Inter Groupe (AIG) regroupe des entreprises spécialisées dans la fabrication de bancs de tests et de contrôles pour le secteur de l'aéronautique, de la défense mais également du spatial. Enfin, ALPhA constitue un regroupement d'entreprises qui proposent des technologies innovantes aux fabricants de composants photovoltaïques dans le but d'optimiser leur fabrication mais également d'améliorer l'architecture des cellules solaires. Pour chacun de ces regroupements et pour chacun de leurs membres, cette diffusion nécessite non seulement une volonté de partager des connaissances mais également une capacité à absorber celles venant de l'extérieur de l'organisation. Or, ces regroupements ne se font pas de manière spontanée et sont le fruit d'années de partenariats et d'échanges en amont afin de sélectionner les partenaires idoines. Cette sélection n'est pas toujours aisée car les décisions se prennent rarement avec des informations complètes de son environnement. À travers un modèle multi-agents nous allons tenter de déterminer l'impact de la mauvaise perception dans l'accumulation de connaissances par les organisations. Pour se faire, en nous appuyant, dans une première partie sur un état de l'art, nous présenterons, dans un deuxième temps, notre modèle multi-agents qui a pour objectif de simuler la diffusion de connaissances entre des agents au sein d'un cluster innovant. Enfin, dans une troisième partie, les principaux résultats seront développés.

1. ETAT DE L'ART

1.1 LE PARTAGE DE CONNAISSANCES

Depuis plusieurs décennies des études ont porté sur le management des connaissances et tout particulièrement sur la notion de transfert. Alors que pour certains auteurs comme Szulanski (1996), la connaissance doit être pensée comme un stock au sein de l'entreprise, pour Moran et

Ghoshal (1996), la connaissance, sa coordination, son transfert et son intégration ont pour conséquence la génération d'avantages concurrentiels au sein de firmes. Les premières apparitions du concept de transfert de connaissances dans la littérature d'économie et de sciences de gestion sont le fruit d'auteurs comme Allen (1977) travaillant sur les transferts de technologie et la production d'innovations. Nonaka (1991) en fait mention indirectement en expliquant que la connaissance explicite peut être facilement communiquée et partagée. Il mentionne également que le transfert de connaissances peut être facilité par un terrain cognitif commun («*common cognitive ground*») entre les employés. De nombreuses études sur les transferts intra-organisationnels ont également été publiées (Gupta et Govindarajan, 2000), parmi lesquels des liens avec la psychologie et la sociologie sont montrés à travers la motivation des individus (Osterloh et Frey, 2000). D'autres études à portée théorique et pratique se sont focalisées sur l'aspect inter-organisationnel du transfert de connaissances. Jenssen et Nybakk (2013) ont étudié le réseau formé par les relations inter-organisationnelles entre des firmes de petites tailles à forte intensité en matière de connaissances. Il en ressort que dans un contexte de transfert de connaissances et du fait de l'exigence d'un faible niveau d'opportunisme, un réseau dense de relations peut s'avérer bénéfique. Pour Szulanski (1996) l'aisance avec laquelle des connaissances peuvent être transférées dépend de la force des liens interpersonnels (fréquence des relations, attachement fort entre les individus). On retrouve cette notion dans les travaux de Granovetter (1982) pour qui les individus ayant un lien fort sont plus enclin à aider et sont plus facilement disponibles. Même constatation pour Fritsch et Kauffeld-Monz (2010) qui, en étudiant le transfert de connaissances auprès de 300 firmes et organisations de recherches au sein de réseaux innovant de 16 régions allemandes, ont pu constater que les liens forts sont plus bénéfiques pour le transfert de connaissances que les liens faibles.

1.2 LA CAPACITE D'ABSORPTION

Selon Cohen et Levinthal (1989, 1990), la capacité d'absorption est l'aptitude de l'entreprise à apprendre des connaissances externes par l'entremise des processus d'identification des savoirs, de leur assimilation et de leur exploitation. Pour les auteurs, la capacité d'absorption est alors une résultante des efforts consentis par l'entreprise en matière de recherche et développement mais également de l'importance et la diversité des connaissances de l'organisation, les expériences antérieures en matière d'apprentissage, le fait d'utiliser une langue commune pour communiquer, l'existence d'interfaces transversales à l'entreprise ainsi que la capacité des éléments composant l'organisation à résoudre les problèmes participent à la capacité d'absorption. A la suite de ces travaux, une littérature abondante, tant sur le plan théorique

qu'empirique, a traité de la notion de capacité d'absorption. Des visions différentes de l'apport organisationnel de la capacité d'absorption dans le temps s'opposent. Ainsi, alors que Cohen et Levinthal (1990) ont une vision à long terme de l'apport de la capacité d'absorption sur l'organisation, considérant qu'elle met l'accent sur l'apprentissage exploratoire, Zahra et George (2002) la décrivent comme un élément ayant un impact uniquement à court terme basé sur l'exploitation efficace des connaissances. En filigrane de cette littérature, on peut constater que la capacité d'absorber, d'assimiler une connaissance est liée à la perception que l'on en a. Cette perception dépend de la distance qui nous sépare en termes d'expertise de cette connaissance. La littérature la désigne sous le terme de distance cognitive.

1.3 LA DISTANCE COGNITIVE

La distance cognitive peut être définie comme la distance de perception des ressources des différentes organisations. Pour Nootboom et al. (2007), l'adjectif "cognitive" revêt plusieurs dimensions de la perception et de la prise de décision. Le terme revêt à la fois des aspects purement analytiques comme la catégorisation mentales des éléments ou l'inférence mais aussi des éléments plus subjectifs comme les jugements de valeurs, les émotions, les sentiments. En cas, de perceptions similaires entre les personnes on parle de proximité cognitive, développée par Nootboom (1999, 2000). Wuyts, Colombo et Dutta (2005) définissent cette proximité comme la similitude de perception, d'interprétation, de compréhension et d'évaluation de l'environnement par des individus. Pour Egbetokun et Savin (2012), la distance cognitive est considérée comme une distance euclidienne entre les stocks de connaissances de deux firmes. Certains auteurs ont tenté de faire le lien entre la perception par les différents agents des ressources des différentes firmes de l'environnement et la performance en termes d'innovation. Ainsi, Nootboom (1999) modélise la relation à travers une fonction en "U inversé". Dans un premier temps, la distance cognitive augmentant cela génère un effet d'entraînement par apprentissage du fait d'interactions stimulantes entre les organisations. La complémentarité entre les connaissances, au sens de Jaffe (1986) c'est à dire la proximité des firmes dans un espace technologique, augmente. Plus la distance est importante plus l'effet marginal sur les connaissances est important. Cette augmentation de la distance cognitive induit également la génération de champs de connaissances complémentaires car éloignés, favorisant des combinaisons nouvelles et l'émergence d'innovations. Au-delà d'une certaine distance, l'effet devient contre-productif, la distance étant trop grande pour qu'il y ait une réelle compréhension des connaissances des organisations. Inversement, plus les connaissances sont substituables et moins des connaissances nouvelles peuvent émerger et donc de l'innovation. Sakakibara (2003)

considère que l'investissement en recherche et développement consenti par une firme a un impact sur sa capacité d'absorption (*"We also assume that the firm's own R & D increases its own learning capability"*). Bien qu'une complémentarité élevée diminue l'impact sur la capacité d'absorption des connaissances proches en termes de distance cognitive, elle augmente l'effet marginal de sa propre R & D sur cette même capacité d'absorption (*"However, the larger is β , the larger is the marginal impact of own R & D on learning capability"*). Inversement, une complémentarité faible rend l'impact de la R & D sur la capacité d'absorption plus faible mais augmente le poids des connaissances proches donc plus facilement assimilables sur la capacité d'absorption. Il apparaît donc un point d'équilibre de la distance cognitive qui optimise la capacité d'absorption en ayant à la fois un impact positif des investissements en R & D et une compréhension suffisante pour ne pas pénaliser la capacité d'absorption. Egbetokun et Savin (2012) proposent une autre manière de calculer la capacité d'absorption en s'appuyant, entre autre, sur les travaux de Nooteboom et al. (2007). Egbetokun et Savin (2012) partent du postulat que la génération de connaissances s'effectue grâce à deux types d'investissement. Un investissement en R & D se focalisant sur les opportunités technologiques clairement identifiées et un investissement exploratoire pour le développement technologique. La capacité d'absorption est donc la combinaison d'une capacité d'apprentissage permettant de comprendre les connaissances de son environnement et d'une capacité de nouveauté permettant d'explorer et de détecter des connaissances nouvelles (équation 4). La deuxième typologie d'investissement en R & D, l'investissement exploratoire, est assimilée à un investissement en capacité de nouveauté. Lorsque la distance cognitive entre les deux agents est égale à 0, la capacité d'absorption est nulle car il n'y a donc aucune possibilité de générer de nouvelles connaissances permettant une innovation de rupture. Inversement, lorsque la distance cognitive est maximale, la capacité de nouveauté permet de capter des connaissances par l'identification des connaissances nouvelles. Mais la capacité d'apprentissage est nulle du fait de la distance trop importante en terme de connaissances entre les deux agents. Il existe donc une distance cognitive optimale qui permet de maximiser la capacité d'absorption. En matière de R & D, les entreprises doivent également investir de manière spécifique dans la capacité d'absorption. Des études empiriques de De Jong et Freel (2010) tendent à montrer que ce type d'investissement à un impact positif sur la distance optimale entre l'entreprise et son partenaire.

2. LE MODELE

2.1 PRINCIPES

Nous étudions l'impact de la mauvaise perception des informations sur la diffusion et l'accumulation de connaissances au sein d'un cluster innovant où des agents échangent de manière plus ou moins conséquentes des connaissances. La mauvaise perception des informations peut avoir plusieurs causes. Elle peut provenir des erreurs d'interprétation de la part du receveur d'informations mais également d'une erreur de communication involontaire ou délibérée (mensonge) de la part de l'émetteur de l'information.

Notre modèle est construit autour de l'équation du stock de connaissances de Sakakibara (2003) et celle de la capacité d'absorption des connaissances d'Egbetokun et Savin (2012). La diffusion de connaissances est le fruit de partenariats entre des organisations innovantes. Ces partenariats se construisent sur une stratégie de sélection des partenaires potentiels parmi les différents acteurs. Notre modèle intègre donc également des stratégies différentes. Pour déterminer le stock de connaissances de chaque agent i , nous nous appuyons sur l'équation formalisée par Sakakibara (2003), se limitant à deux agents différents i et j , reprise des travaux théoriques et empiriques de Cohen et Levinthal (1989).

$$z^i = M^i + \gamma^i (M^i, \beta^i) \theta^j M^j \quad (1)$$

Avec :

z^i , le stock de connaissances de l'agent i

M^i , le montant de l'investissement de l'agent i en R & D

M^j , le montant de l'investissement de l'agent j en R & D

β , le degré de complémentarité des connaissances ($0 \leq \beta \leq 1$)

θ , le degré de partage des connaissances de l'agent j ($0 \leq \theta \leq 1$)

γ^i , la capacité d'absorption de l'agent i

Sakakibara (2003) stipule que "*R & D investment in the model reduces production cost by increasing the stock of knowledge held by firms*", prolongeant ainsi les affirmations de Cohen et Levinthal (1989). Nous assumons alors que l'agent j , en investissant, partage, *in fine*, une partie de son stock de connaissances. Nous avons donc modifié l'équation d'origine (équation 1).

$$k_s^i = I_s^i + \lambda_s^{ij} (I_s^i, \alpha_s^{ij}) \theta_s^j k_s^j \quad (2)$$

Avec :

k_s^i , le stock de connaissances de i dans le domaine s

I_s^i , l'investissement de l'agent i dans un domaine de connaissances s

λ_s^{ij} , la capacité d'absorption des connaissances de l'agent j par i . Elle est fonction de l'investissement et du degré de complémentarité des connaissances de l'agent i et de j .

α_s^{ij} , le degré de complémentarité des connaissances de l'agent i et de l'agent j dans le domaine de connaissances s

θ_s^j , le degré de partage de connaissances de j dans le domaine de connaissances s

k_s^j , le stock de connaissances de j dans le domaine s

Nous proposons de définir α_s^{ij} par l'équation 3 :

$$\alpha_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s} \quad (3)$$

Avec :

d_s^{ij} , la distance en termes de connaissances dans le domaine s entre i et j

$MAXK_s$, le niveau maximal des connaissances dans le domaine s à un instant t . $MAXK_s$, est considéré comme constant dans le temps et > 0 .

Quand $\alpha_s^{ij} \rightarrow 0$, les connaissances de i et j sont proches et tendent vers une substituabilité. Quand $\alpha_s^{ij} \rightarrow 1$, les connaissances de i et j sont éloignées et tendent vers une complémentarité.

Pour déterminer la capacité d'absorption, nous étudions l'équation donnée par Egbetokun et Savin (2012), issue de plusieurs travaux antérieurs, notamment de Nooteboom et al. (2007).

$$\lambda_{ij} = \frac{\varepsilon\beta_i d_{ij} + \varepsilon\beta_i d_{ij} a c i_i^\psi - \varepsilon\beta_j d_{ij}^2}{\frac{1}{4\varepsilon\beta_j} [\varepsilon\beta_i (1 + a c i_i^\psi)]^2} \in [0, 1] \quad (4)$$

Avec :¹

ε , la capacité d'apprentissage de l'agent i ($\varepsilon \geq 0$)

β_i , la capacité d'innovation de l'agent i par rapport à des connaissances éloignées ($\beta \geq 0$)

¹ Nous avons voulu conserver, autant que faire se peut, la formulation originelle des équations d'Egbetokun et Savin (2012). Par exemple, la variable β a une autre signification dans l'équation 1.

β_j , la capacité d'innovation de l'agent j par rapport à des connaissances éloignées ($\beta \geq 0$)

d_{ij} , la distance en termes de connaissances entre l'agent i et l'agent j ($d_{ij} \geq 0$)

aci_i , investissement de l'agent i en R & D dans le développement des capacités d'absorption de connaissances (≥ 0)

ψ , l'efficacité de la R & D dévolue à la capacité d'absorption

2.2 FORMALISATION DU MODELE MULTI-AGENTS

Pour étudier l'impact de la mauvaise perception des informations sur la diffusion des connaissances au sein d'un cluster innovant, nous avons opté pour l'utilisation d'un modèle multi-agents. Les modèles multi-agents sont définis traditionnellement comme étant constitués d'un ensemble d'agents qui sont partiellement autonomes et qui interagissent dans un espace donné. Aucun agent n'a une vision juste de l'espace dans lequel il évolue. Ce type d'outils permet de définir individuellement chaque agent, ou groupe d'agents et de lui affecter des comportements qui lui sont propres. Cette spécificité couplée à une possibilité d'interactions entre les agents permet à travers des agissements individuels de voir émerger des phénomènes globaux. Notre problématique nécessite de modéliser des acteurs qui, à travers des perceptions plus ou moins erronées et des stratégies de sélections, vont interagir, avec d'autres agents durant un certain laps de temps afin d'acquérir des connaissances et en diffuser. Nous postulons qu'il n'existe pas d'agent contrôleur et que les décisions individuelles dépendent uniquement de la perception qu'à chaque agent des stocks de connaissances des autres agents.

Soit :

— Un ensemble de n organisations qui sont réparties dans un espace connaissance S . Nous postulons que les frontières de cet espace ne sont pas connectées entre elles.

— Nous avons choisi deux domaines de connaissances s ($s = 1$ et $s = 2$), représentant chacun une dimension de l'espace 2D de connaissances S , dans lesquels les agents évoluent proportionnellement à leurs stocks de connaissances (k_1^i et k_2^i) dans les dits domaines.

— Un espace de connaissances initial ($S_{(t=0)}$) dans lequel les agents sont positionnés lors de l'initialisation de la simulation.

— Pour chaque agent i , une capacité d'absorption dans chaque domaine (λ_1^i et λ_2^i) suivant la fonction d'Egbetokun et Savin (2012).

Afin d'avoir la capacité d'absorption respectant la contrainte $0 \leq \lambda_s^{ij} \leq 1$, la distance cognitive (d_{ij}) doit être comprise entre 0 et $\sqrt{2}$ comme le spécifient implicitement Egbetokun et Savin (2012). Afin de respecter cette contrainte nous avons remplacé dans l'équation d'Egbetokun et Savin (2012) la distance cognitive comme distance euclidienne par une distance cognitive dans un domaine s rapportée à la valeur maximale de connaissances possible dans ce même domaine s ($MAXK_s$).

$$d_s^{ij} = |(k_s^i - k_s^j)| \quad (5)$$

Et

$$\tilde{d}_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s} \in [0, 1] \quad (6)$$

\tilde{d}_s^{ij} est similaire à α_s^{ij} (équation 3) représentant le degré de complémentarité (ou de substituabilité).

Ainsi la fonction d'Egbetokun et Savin (2012) prend cette forme :

$$\lambda_s^{ij} = \frac{\varepsilon_s^i \beta_s^i \tilde{d}_s^{ij} + \varepsilon_s^i \beta_s^i \tilde{d}_s^{ij} aci_i^\psi - \varepsilon_s^i \beta_s^j \tilde{d}_s^{ij2}}{\frac{1}{4\varepsilon_s^i \beta_s^j} [\varepsilon_s^i \beta_s^i (1 + aci_i^\psi)]^2} \in [0, 1] \quad (7)$$

Afin d'avoir une fonction respectant $0 \leq \lambda_s^{ij} \leq 1$, nous prenons comme hypothèse que $aci_i = 0$ et $\psi > 0$.

— Pour chaque agent i , une volonté de partager des connaissances pour chaque domaine de connaissances s (θ_1^i et θ_2^i)

— Pour chaque agent i , une capacité à capter des nouveautés (β) identique pour chaque domaine de connaissance s (β_1^i et β_2^i)

— Pour chaque agent i , un degré de mauvaise perception dans chaque domaine de connaissances s (δ_1^i et δ_2^i)

— Pour chaque agent i , un stock de connaissances qui évolue suivant les relations avec les autres agents et suivant la fonction :

$$k_s^i = I_s^i + \lambda_s^{ij} (I_s^i, \alpha_s^{ij}) \theta_s^j k_s^j \quad (8)$$

Avec $k_s^i \leq MAXK_s$

L'objectif de chaque agent est d'accroître son stock de connaissances dans chacun des deux domaines de connaissances s et donc son stock de connaissances total, K_i

$$K_i = k_1^i + k_2^i \quad (9)$$

A l'instant $t = 0$, au sein de l'espace connaissance S (constitué de $s = 1$ et $s = 2$), chaque agent i est positionné aléatoirement dans une zone appelée espace de connaissances initial ($S_{(t=0)}$). Chaque agent se voit attribuer aléatoirement différentes valeurs pour les différents paramètres θ , ε , β et δ . Afin de rendre les résultats plus facilement interprétables, à chaque tirage les différents paramètres θ , ε , β suivent une loi normale de même valeur moyenne μ et de même écart type σ . Le paramètre δ peut suivre une loi normale avec une valeur moyenne et un écart type (σ) différents de celle assignée à θ , ε , β . A chaque itération, ($t \geq 1$), chaque agent i choisit pour chaque domaine de connaissances s l'agent j le plus proche ou le plus éloigné en termes de connaissances (suivant la stratégie affectée à tous les agents de manière identique). Ainsi, nous prenons comme hypothèse que, dans le cadre de relations continues et pour chaque domaine s , un agent i n'a pas les capacités ou l'opportunité d'échanger avec plus d'un agent j . Nous justifions ce postulat par le fait qu'au sein des pôles de compétitivité où coexistent majoritairement des TPE et PME innovantes, les ressources affectables à la R & D obligent ces organisations à privilégier que quelques partenariats.

Dans notre modèle, sa sélection peut être faussée du fait d'une mauvaise perception dont le degré d'importance est appelée δ . Cette mauvaise perception peut être due à des erreurs d'interprétation de la part du receveur d'informations mais également d'une erreur de communication involontaire (maladresse de communication) ou délibérée (mensonge ou omission) de la part de l'émetteur de l'information. De ce fait, ce degré de mauvaise perception a, entre autre, un impact sur la distance cognitive ($mis_d_s^{ij}$), le stock de connaissances ($mis_k_s^j$), le degré de complémentarité entre les connaissances ($mis_a_s^{ij}$), la capacité d'absorption ($mis_l_s^{ij}$) et la capacité d'innovation ($mis_b_s^j$). L'information perçue n'est donc qu'un fragment de ce qui a été communiqué et / ou de la réalité de l'ordre de $(1 - \delta_s^i)$ pour i et de $(1 - \delta_s^j)$ pour j .

Ainsi, pour chaque agent et pour chaque domaine de connaissances s , sont calculés successivement :

— La distance cognitive perçue entre les connaissances de i dans le domaine s et des connaissances de j dans le même domaine s (k_s^i et k_s^j) :

$$mis_d_s^{ij} = |(k_s^i - mis_k_s^j)| \quad (10)$$

Avec :

$$mis_k_s^j = k_s^j(1 - \delta_s^j) \quad (11)$$

— Leur degré de complémentarité perçu ($mis_a_s^{ij} = \frac{mis_d_s^{ij}}{MAXK_s}$), représentant le poids de la distance cognitive entre i et j dans le domaine s par rapport à la connaissance maximale possible dans le domaine s ($MAXK_s$). On considère que $MAXK_s$ est constant dans le temps et > 0 . Quand $mis_a_s^{ij}$ tend vers 0, les connaissances de i et j sont proches et tendent vers une substituabilité. Quand $mis_a_s^{ij}$ tend vers 1, les connaissances de i et j sont éloignées et tendent vers une complémentarité.

— La capacité d'absorption erronée des connaissances de j par l'agent i pour un domaine de connaissances s :

$$mis_l_s^{ij} = \frac{\varepsilon_s^i \beta_s^i mis_d_s^{ij} + \varepsilon_s^i \beta_s^i mis_d_s^{ij} aci_i^\psi - \varepsilon_s^i mis_b_s^j (mis_d_s^{ij})^2}{\frac{1}{4\varepsilon_s^i mis_b_s^j} [\varepsilon_s^i \beta_s^i (1 + aci_i^\psi)]^2} \in [0, 1] \quad (12)$$

Avec :

— $mis_l_s^{ij} \in [0, 1]$

— $mis_b_s^j = \beta_s^j(1 - \delta_s^j)$, la capacité d'innovation de j par rapport à des connaissances éloignées mal perçue par i .

Si la capacité d'absorption par i des connaissances de j calculée est négative, nous considérons qu'elle est nulle ($mis_l_{ij} \in [0, 1]$), tout comme Egbetokun et Savin (2012).

— Le nouveau stock de connaissances de l'agent i dans un domaine s :

$$k_{s(t+1)}^i = k_{s(t)}^i + I_s^i + mis_l_s^{ij} (k_s^i, \alpha_s^{ij}) mis_t_s^j mis_k_s^j \quad (13)$$

Avec $k_{s(t+1)}^i \leq MAXK_s$

Nous développons un modèle multi-agents pour la diffusion de l'innovation en utilisant le logiciel Netlogo (Wilensky et Evanston, 1999).

2.3 CONDITIONS EXPERIMENTALES

Hypothèses quant à la répartition initiale des agents dans l'espace connaissance : Afin d'étudier l'impact de la répartition initiale sur la diffusion de la connaissance, nous

considérerons que les agents sont répartis dans le même espace de connaissances initial ($S_{(t=0)}$) dont la dimension sera affectée à l'initialisation du modèle (100×100 , 200×200 , 300×300).

Hypothèses quant à la distribution initiale, de la capacité d'apprentissage, de la capacité de capter des nouveautés, du degré de partage des connaissances et du degré de mauvaise perception : Nous affectons différentes valeurs initiales de capacité d'apprentissage ε et de capacité de nouveauté β . Nous avons définis un écart-type σ représentant la dispersion de la diversité de la capacité d'apprentissage ε et la dispersion de la diversité de la capacité à capter des nouveautés, β . Pour une même simulation, nous avons émis comme hypothèses que les règles de distribution initiales sont identiques (valeur initiale et dispersion) pour la capacité d'apprentissage (ε) quel que soit le domaine de connaissances s et que pour chaque agent, la capacité à capter des nouveautés (β) est identique quel que soit le domaine de connaissances ($\beta_1^i = \beta_2^i$).

Nous considérons que les agents décident individuellement du degré de partage de leurs connaissances (θ). Chaque agent peut choisir pour chaque domaine de connaissances s son degré de partage de connaissances envers ses partenaires. Nous affectons différentes valeurs initiales de degré de partage des connaissances (θ). Nous avons définis un écart-type σ représentant la dispersion de la diversité du degré de partage des connaissances, θ . Nous affectons également différentes valeurs initiales de degré de mauvaise perception (δ). Nous avons aussi définis un écart-type σ représentant la dispersion de la diversité du degré de mauvaise perception, δ . Enfin, pour simplifier l'analyse des résultats, pour chaque simulation, nous avons systématiquement donné comme valeur initiale à la capacité d'apprentissage (ε) et à la capacité à capter des nouveautés (β) la même valeur initiale que celle affectée au degré de partage des connaissances (θ). Ainsi, pour une simulation donnée, la capacité d'apprentissage, la capacité à capter des nouveautés et le degré de partage des connaissances ont une valeur initiale identique. La différenciation s'opère au niveau de la valeur fournie par la dispersion (Tableaux 1 et 2)

Tableau 1. Pour 10 agents, tirage de ε , β et θ suivant une loi normale $\mathcal{N}(0,10;0,05)$

ε	0,0520	0,1309	0,1219	0,0766	0,0582	0,0764	0,0386	0,0903	0,1397	0,1271
β	0,1133	0,0702	0,1358	0,0397	0,0472	0,1325	0,1413	0,1251	0,1133	0,0112
θ	0,0889	0,1052	0,1382	0,0730	0,1486	0,0338	0,1372	0,0979	0,0992	0,0791

Tableau 2. Pour 10 agents, tirage de ε , β et θ suivant une loi normale $\mathcal{N}(0,30;0,15)$

ε	0,5119	0,3987	0,2158	0,5051	0,2483	0,3485	0,1197	0,1763	0,4166	0,5119
β	0,2299	0,3675	0,6165	0,2240	0,2295	0,4637	0,3656	0,2579	0,3537	0,5141
θ	0,5103	0,2517	0,2228	0,6179	0,2242	0,1407	0,3058	0,2390	0,3814	0,3860

Nous avons choisi σ dans les cas où (tableau 3) :

— Pour ε , $(\varepsilon - 2\sigma) \geq 0$ et $(\varepsilon + 2\sigma) \leq 1$, pour β , $(\beta - 2\sigma) \geq 0$ et $(\beta + 2\sigma) \leq 1$

— Pour θ , $(\theta - 2\sigma) \geq 0$ et $(\theta + 2\sigma) \leq 1$, pour δ , $(\delta - 2\sigma) \geq 0$ et $(\delta + 2\sigma) \leq 1$

Tableau 3. Scénarios possibles pour σ avec différentes valeurs de θ , β et ε .

0,10	0,25	0,5	0,75	1
0	0	0	0	0
0,05	0,05	0,05	0,05	—
—	0,1	0,1	0,1	—
—	—	0,15	—	—
—	—	0,2	—	—
—	—	0,25	—	—
—	—	—	—	—
—	—	—	—	—

Hypothèse quant à la stratégie de sélection des agents : Nous considérons que, pour chaque domaine s , les agents choisissent l'agent le plus proche au sein de l'espace connaissances S . Cette hypothèse souligne l'existence de stratégies d'exploitation ou d'exploration de la part des agents innovants. Pour (March, 1991) cette distinction montre la différence entre “*the exploration of new possibilities and the exploitation of old certainties*”. Selon Cantner et Meder (2007), dans une stratégie d'exploitation, les entreprises ont pour objectif l'amélioration de leur performance le long de la même trajectoire technologique ce qui nécessite une grande compréhension mutuelle entre les partenaires. Mais si les possibilités dans leur trajectoire technologique ont tendance à diminuer, les entreprises peuvent être tentées par une stratégie exploratoire dont l'objectif est de générer de la nouveauté. De ce fait, l'augmentation de la distance cognitive influe positivement, car il fait apparaître des opportunités technologiques, ainsi que la possibilité de nouvelles combinaisons de connaissances complémentaires.

Hypothèses quant à la valeur l'investissement en R & D : Afin de simplifier le modèle et de rendre les résultats plus interprétables, nous prenons comme hypothèse que I_S^i est maximal ($I_S^i = 1$) et constant dans le temps. Cela signifie que l'effort d'investissement dans la connaissance est maximal et constant dans les sociétés innovantes.

2.4 VALIDATION DU MODELE

Afin de générer une distribution homogène des valeurs initiales de la capacité d'apprentissage ε , de la capacité de nouveauté β , du degré de partage des connaissances θ et du degré de mauvaise perception δ pour chaque agent i , le modèle a été testé en générant 500 tirages par l'entremise d'une simulation de Monte-Carlo. Cette condition initiale a été générée par une distribution suivant la même loi normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$ pour toutes les variables ε , β et θ et la loi normale $\mathcal{N}(\bar{\delta}, \sigma)$ pour la variable δ . La distribution homogène des n agents sur l'espace de connaissances initial, $S(t = 0)$ au sein de l'espace connaissance S a été testée avec la méthode des quadrats. Après avoir recouvert l'espace connaissance S d'un ensemble de M mailles de formes régulières, nous avons associé à chaque maille i le nombre D_i de points qu'elle contient. Nous avons ensuite calculé la variance du nombre de points par maille $V(D)$ et nous en avons déduit l'indice de concentration.

$$IC = \frac{(V(D))}{D} \quad (14)$$

$$D = \frac{N}{K} \quad (15)$$

Avec :

$V(D)$: Variance du nombre de points par maille

D : Nombre moyen de points par maille

N : Nombre de points distribués sur un espace

K : Nombre de mailles de formes régulières recouvrant l'espace

Nous avons calculé l'indice de concentration pour 500 tirages. Deux phénomènes caractérisent nos tirages. Premièrement, tous les emplacements de l'espace connaissance ont la même probabilité d'accueillir un agent. Deuxièmement, la position d'un agent nouveau est indépendante de la position des agents précédents.

3. RESULTAT DES SIMULATIONS ET ANALYSE

Nous simulons le modèle de $t = 0$ à $t = \infty$. Nous avons pris comme valeur maximale de connaissances par domaine s , le nombre 300 ($MAXK_1 = MAXK_2 = 300$). Nous arrêtons la simulation quand l'ensemble des agents a atteint un état stable en termes de stock de connaissances. Ce stock de connaissances peut être inférieur ou égal au niveau maximal de l'espace de connaissances S . Nous analysons le stock moyen de connaissances des agents par domaine s (\bar{K}_s) à trois périodes de temps : au début $t = 0$, après une période $t = 1$, et quand tous les agents ont atteint un état stable pour le stock de connaissances dans le domaine 1 (k_1) ou dans le domaine 2 (k_2), ($t = \infty$). Pour chaque agent, nous avons simultanément calculé les paramètres avec et sans la mauvaise perception afin d'analyser les écarts dans le temps entre une situation avec une pleine connaissance des informations et une situation avec une mauvaise perception.

3.1 COMPORTEMENT DU STOCK DE CONNAISSANCES MOYEN APRES UNE PREMIERE ITERATION

Pour $\delta = 0$:

Observation 1 : Plus le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et de nouveauté sont importants, plus la hausse du stock de moyen de connaissances des agents dans un domaine s \bar{K}_s est importante entre $t = 0$ et $t = 1$ et ce quel que soit le nombre d'agents, la dimension de l'espace initial de connaissances $S_{(t=0)}$ et le degré de dispersion des paramètres (σ).

Observation 2 : Pour un degré donné de partage de connaissances (θ) et des capacités données d'apprentissage et de nouveauté (ε et β), quand la dimension de l'espace connaissance initiale $S_{(t=0)}$ augmente, la variation du stock moyen de connaissances des agents dans le domaine s \bar{K}_s augmente entre $t = 0$ et $t = 1$ et ce quel que soit le nombre d'agents en interaction et le degré de dispersion des paramètres. Ce résultat semble intuitif pour les simulations avec une faible dispersion. En effet, pour un degré donné de partage de connaissances (θ) et des capacités données d'apprentissage et de nouveauté (ε et β), la moyenne des valeurs des différents paramètres prise pour la loi normale étant identique, les valeurs de ε , β et θ peuvent être proches. La position des agents à $t = 0$ a alors un rôle important car ceux ayant un stock de connaissances proche de la frontière de l'espace connaissance initial (e.g. $k_{s(t=0)}^i \rightarrow 100$ pour un espace $S_{(t=0)} = 100 \times 100$) vont, à paramètres proches, jouer le rôle d'entraîneur pour les agents partenaires en $t = 1$ (Tableau 4) (rappel : $k_{s(t+1)}^i = k_{s(t)}^i + I_s^i + \lambda_s^{ij} (k_s^i, \alpha_s^{ij}) \theta_s^j k_s^j$).

Tableau 4. Equation d'Egbetokun et Savin (2012): Evolution de $\bar{K}_s, S_{(t=0)} = 100 \times 100$

<i>i</i>		<i>j</i>		<i>i</i>		<i>j</i>	
θ_s^i	0,5	θ_s^j	0,55	θ_s^i	0,5	θ_s^j	0,55
β_s^i	0,52	β_s^j	0,49	β_s^i	0,52	β_s^j	0,49
ε_s^i	0,57	ε_s^j	0,6	ε_s^i	0,57	ε_s^j	0,6
k_s^i	100	k_s^j	85	k_s^i	80	k_s^j	65
λ_s^{ij}	0,179	λ_s^{ji}	0,201	λ_s^{ij}	0,179	λ_s^{ji}	0,201
d_s^{ij}	15	d_s^{ji}	15	d_s^{ij}	15	d_s^{ji}	15
\bar{K}_s	92,5			\bar{K}_s	72,5		
θ_s^i	0,5	θ_s^j	0,55	θ_s^i	0,5	θ_s^j	0,55
β_s^i	0,52	β_s^j	0,49	β_s^i	0,52	β_s^j	0,49
ε_s^i	0,57	ε_s^j	0,6	ε_s^i	0,57	ε_s^j	0,6
k_s^i	108,369	k_s^j	95,018	k_s^i	86,400	k_s^j	73,014
λ_s^{ij}	0,1602	λ_s^{ji}	0,1794	λ_s^{ij}	0,161	λ_s^{ji}	0,180
d_s^{ij}		d_s^{ji}		d_s^{ij}	13,386	d_s^{ji}	13,386
\bar{K}_s	101,7			\bar{K}_s	79,7		
+ 9,2				+ 7,2			

A paramètres identiques, la position initiale des agents joue un rôle important entre $t = 0$ et $t = 1$ dans la dynamique de variation du stock moyen de connaissances.

Pour $\delta > 0$:

Observation 3 : Tout comme pour $\delta = 0$, plus le degré de partage de connaissances et les capacités d'apprentissages et de nouveauté sont importants, plus la hausse du stock de moyen de connaissances des agents dans un domaine s \bar{K}_s est importante entre $t = 0$ et $t = 1$ et ce quel que soit le nombre d'agents, la dimension de l'espace initial de connaissances $S_{(t=0)}$ et le degré de dispersion des paramètres.

Observation 4 : Pour un degré donné de partage de connaissances et des capacités données d'apprentissage et de nouveauté, quand la dimension de l'espace connaissance initiale $S_{(t=0)}$ augmente, la variation du stock moyen de connaissances des agents dans un domaine s \bar{K}_s augmente (en valeur absolue et relative) entre $t = 0$ et $t = 1$ et ce quel que soit le nombre d'agent en interaction et le degré de dispersion des paramètres. Ce résultat est similaire à ce que donnent les simulations pour $\sigma = 0$.

Observation 5 : Pour toute combinaison d'espace de connaissances ($S_{(t=0)} < 300 \times 300$) et de degré de partage de connaissances, de capacité d'apprentissage (ε) et de nouveauté (β), $\bar{K}_{s(t=1)}$ pour $\delta = 0 < \bar{K}_{s(t=1)}$ pour $\delta > 0$. Ceci implique que dans la grande majorité des cas, la mauvaise

perception tend à permettre d'obtenir un meilleur niveau de stock de connaissances moyen ce qui peut sembler contre intuitif.

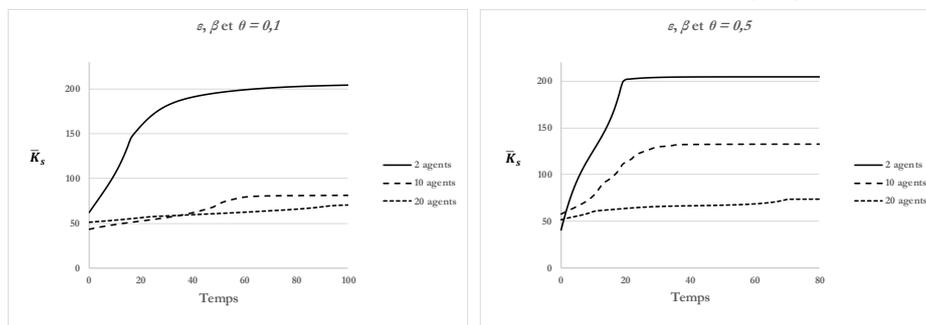
3.2 EVOLUTION DU STOCK DE CONNAISSANCES MOYEN DANS LE TEMPS

Pour $\delta = 0$:

Les figures 1, 2, 3 et 4 montrent l'évolution dans le temps du stock moyen de connaissances des agents dans un domaine s (\bar{K}_s) pour $\delta = 0$.

Observation 6 : Dans le cas d'une dispersion faible, avec une dimension de l'espace initial de connaissances de 100×100 , la valeur du degré de partage des connaissances et la capacité d'apprentissage et de nouveauté jouent un rôle dans la rapidité avec laquelle les agents voient le stock moyen de connaissances dans un domaine s atteindre un état stable. Quand ε , β et θ augmentent, la durée nécessaire pour que le stock moyen de connaissances de l'ensemble des agents en interaction (> 2) dans un domaine s atteigne un état stable diminue et l'écart de valeur à état stable entre le cas de 10 agents et 20 agents augmente avec $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ pour 10 agents $> \bar{K}_{s(t=\infty)}$ pour 20 agents. L'écart de valeur à état stable entre le cas de 2 agents en interaction et de 10 agents en interaction diminue avec $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ de 2 agents $> \bar{K}_{s(t=\infty)}$ de 10 agents. Pour un espace initial de connaissance de 300×300 (la totalité de l'espace connaissance), on retrouve les mêmes phénomènes avec quelques spécificités. Ainsi, lorsque θ augmente, on assiste à une diminution de l'écart des valeurs dans le temps entre 10 et 20 agents (K pour 10 agents $> K$ pour 20 agents). A valeur de θ élevée, l'écart de valeur du stock de connaissances à état stable entre 10 agents 20 agents augmente (K pour 10 agents $> K$ pour 20 agents).

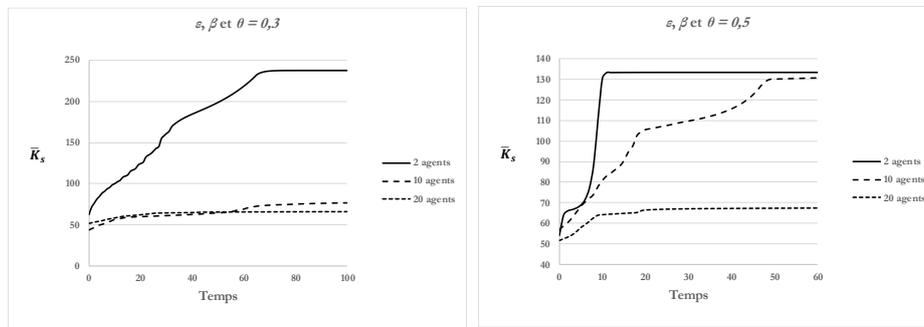
Figure 1. \bar{K}_s avec ε, β et $\theta = 0,1$ et $0,5$, $\sigma = 0,05$, $\delta = 0$ et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$



Pour un espace initial de connaissances de 300×300 (la totalité de l'espace connaissance S), on retrouve les mêmes phénomènes avec quelques spécificités. Lorsque ε , β et θ augmentent, on assiste à une diminution de l'écart des valeurs dans le temps entre 10 agents en interaction

et 20 agents en interaction ($\bar{K}_S(t=\infty)$ pour 10 agents $>$ $\bar{K}_S(t=\infty)$ pour 20 agents). A valeur de ε , β et θ élevées, l'écart de valeur de $\bar{K}_S(t=\infty)$ entre 10 agents et 20 agents augmente ($\bar{K}_S(t=\infty)$ pour 10 agents $>$ $\bar{K}_S(t=\infty)$ pour 20 agents). Dans le cas d'une dispersion élevée et un espace initial de connaissances de 100×100 , on retrouve la même configuration que pour les cas à faible dispersion. Pour $S_{(t=0)} = 300 \times 300$, on remarque le même comportement que pour $S_{(t=0)} = 100 \times 100$: l'écart de valeur de $\bar{K}_S(t=\infty)$ entre le cas de 10 agents en interaction et 20 agents en interaction augmente avec $\bar{K}_S(t=\infty)$ de 10 agents $>$ $\bar{K}_S(t=\infty)$ de 20 agents. L'écart de valeur de $\bar{K}_S(t=\infty)$ entre le cas de 2 agents et de 10 agents diminue avec $\bar{K}_S(t=\infty)$ de 2 agents $>$ $\bar{K}_S(t=\infty)$ de 10 agents.

Figure 2. \bar{K}_S avec ε, β et $\theta = 0,3$ et $0,5$, $\sigma = 0,15$, $\delta = 0$ et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$.



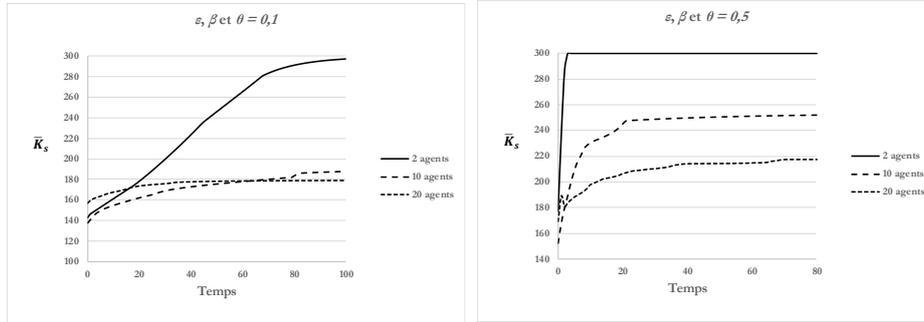
En l'absence de perception erronée , il est préférable individuellement qu'il y ait le moins d'agents présents quel que soit les valeurs des caractéristiques des acteurs et la dispersion de ses valeurs.

Observation 7 : Pour un nombre donné d'agents en interaction (> 2), une augmentation du degré de partage de connaissances et des capacités d'apprentissage et de nouveauté réduit le temps nécessaire aux agents pour voir le stock moyen de connaissances dans un domaine s atteindre un état stable entre $t = 0$ et $t = \infty$ ($\bar{K}_S(t=\infty)$) et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissance ($S_{(t=0)}$) et le degré de dispersion des paramètres.

Observation 8 : Pour un degré de partage de connaissance, de capacité d'apprentissage, de capacité de nouveauté et un degré de dispersion des paramètres élevés, plus le nombre d'agents en interaction est important plus les agents mettent de temps pour que le stock moyen de connaissances atteigne un état stable et ce quel que soit la dimension de l'espace connaissance initiale. Cette observation peut paraître contrintuitive. A noter, que cette observation n'est pas

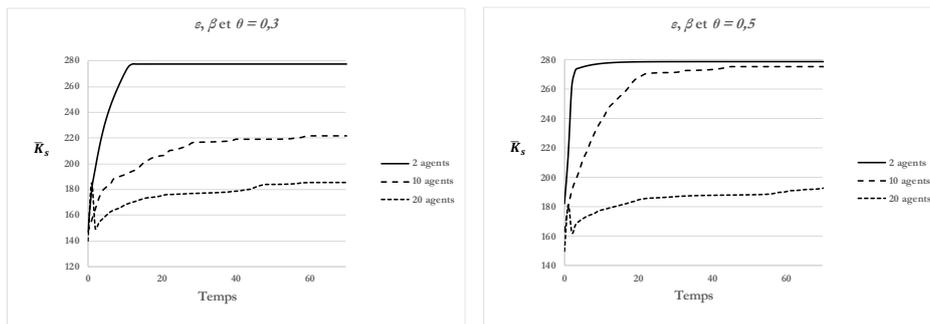
systématiquement avérée pour les cas où il y a une faible dispersion des paramètres. Elle se vérifie pour tout nombre d'agent > 2 .

Figure 3. \bar{K}_s avec ε, β et $\theta = 0,1$ et $0,5$, $\sigma = 0,05$, $\delta = 0$ et $S_{(t=0)} = 300 \times 300$.



Observation 9 : Pour un niveau donné du degré de partage de connaissance et des capacités données d'apprentissage et de nouveauté, moins il y a d'agents en interaction et plus la variation du stock moyen de connaissance entre $t = 0$ et $t = \infty$ est importante et ce quel que soit la dimension de l'espace connaissance initiale et le degré de dispersion des paramètres. **Cette observation peut paraître contrintuitive. En effet, la logique voudrait, qu'à paramètres proches, plus il y a d'agents présents, plus la propension à gagner individuellement et de manière significative en connaissances est importante du fait, à la fois, du nombre croissant d'interactions potentiellement favorables et des mécanismes de diffusion.** Ainsi, nous avons pu observer que plus il y a d'agents en interaction plus le temps pour que le stock moyen de connaissances dans un domaine s atteigne un état stable est important et plus la variation du stock moyen de connaissances entre $t = 0$ et $t = \infty$ est faible.

Figure 4. \bar{K}_s avec ε, β et $\theta = 0,3$ et $0,5$, $\sigma = 0,15$, $\delta = 0$ et $S_{(t=0)} = 300 \times 300$.



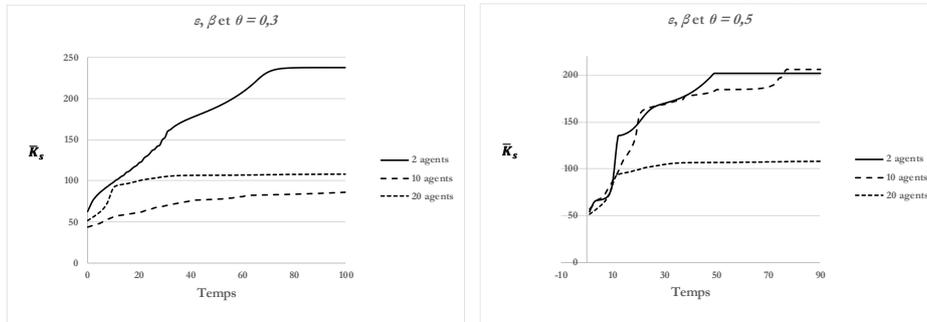
Pour $\delta > 0$:

Les figures 5, 6, 7 et 8 montrent l'évolution du stock moyen de connaissances des agents dans un domaine s dans le temps pour $\delta > 0$.

Observation 10 : Pour un espace de connaissance initial de 100×100 ou de 300×300 et un nombre d'agents en interaction > 2 , quand le degré de partage, la capacité d'apprentissage et la

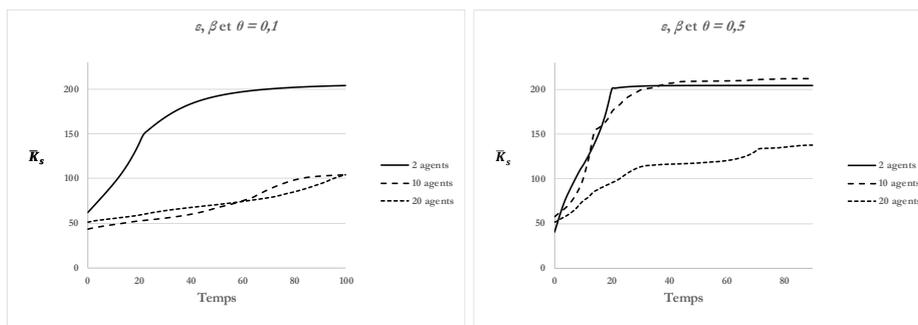
capacité de nouveauté augmentent, le niveau du stock moyen de connaissances des agents lorsqu'il a atteint un état stable augmente. De plus, $\bar{K}_S(t=\infty)$ pour $\delta > 0$ est supérieur à $\bar{K}_S(t=\infty)$ pour $\delta = 0$.

Figure 5. \bar{K}_S avec ε, β et $\theta = 0,1$ et $0,5$, $\sigma = 0,05$, $\delta > 0$ et $S(t=0) = 100 \times 100$



Observation 11 : Pour un nombre donné d'agents en interaction (> 2), une augmentation du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité de nouveauté ne réduit pas nécessairement le temps nécessaire aux agents pour voir le stock moyen de connaissances atteindre un état stable entre $t = 0$ et $t = \infty$ et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissances et le degré de dispersion des paramètres. Cette observation s'oppose à ce que l'on peut constater dans le cas où $\delta = 0$. La mauvaise perception semble donc générer des perturbations au niveau de l'impact du partage de connaissances sur le temps nécessaire au stock moyen de connaissances pour atteindre un état stationnaire.

Figure 6. \bar{K}_S avec ε, β et $\theta = 0,3$ et $0,5$, $\sigma = 0,15$, $\delta > 0$ et $S(t=0) = 100 \times 100$.



Observation 12 : Pour tout nombre d'agents > 2 , la valeur moyenne du stock de connaissances des agents en cas de mauvaise perception est systématiquement supérieure à celle apparaissant en cas de perception juste. Cette observation peut sembler contre intuitive. Elle signifie qu'il est préférable de se tromper lorsque l'on choisit des partenaires ayant un niveau de connaissance proche du notre. Il est préférable individuellement d'avoir une perception quelque peu erronée de la réalité quel que soit les valeurs des caractéristiques des acteurs et la dispersion de ses valeurs.

Observation 13 : l'observation 12 rendant compte d'une situation stationnaire et donc finale, elle cache plusieurs configurations d'évolution du stock moyen de connaissances des agents ($\delta > 0$ vs $\delta = 0$). La figure 9 permet d'en dénombrer deux distinctes. Dans les deux cas, à $t = 0$, \bar{K}_s pour ($\delta = 0$) = \bar{K}_s pour ($\delta > 0$). A partir de $t = 1$, les deux stocks de connaissances vont prendre des trajectoires qui seront à terme différentes. Dans un premier cas de figure, rapidement \bar{K}_s pour ($\delta > 0$) > \bar{K}_s pour ($\delta = 0$) jusqu'à ce que les deux stocks atteignent un état stationnaire (figure 9). Le deuxième cas de figure, voit les deux trajectoires suivre la même tendance durant une période plus ou moins longue avant que \bar{K}_s ($\delta = 0$) > \bar{K}_s ($\delta > 0$). Puis, $\bar{K}_s(t=\infty)$ pour ($\delta = 0$) atteint un état stationnaire et \bar{K}_s ($\delta > 0$) continue à progresser pour, à terme, devenir supérieur à \bar{K}_s ($\delta = 0$). Enfin, \bar{K}_s pour ($\delta > 0$) atteint un état stationnaire (figure 9). Les situations ne sont donc pas figées dès l'origine temporelle.

Figure 7. \bar{K}_s avec ε, β et $\theta = 0,1$ et $0,5$, $\sigma = 0,05$, $\delta > 0$ et $S_{(t=0)} = 300 \times 300$

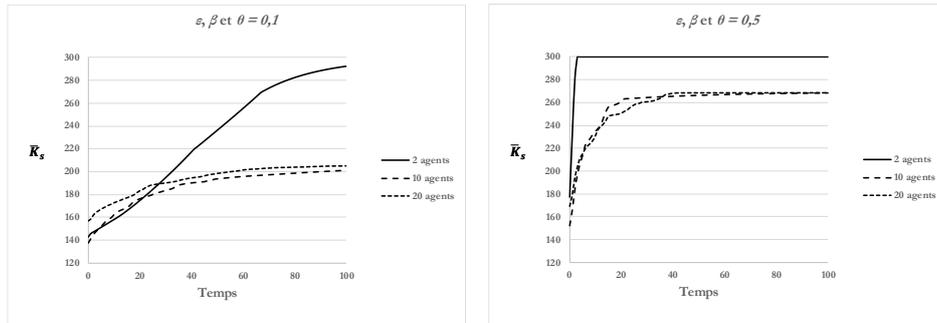


Figure 8. \bar{K}_s avec ε, β et $\theta = 0,3$ et $0,5$, $\sigma = 0,15$, $\delta > 0$ et $S_{(t=0)} = 300 \times 300$

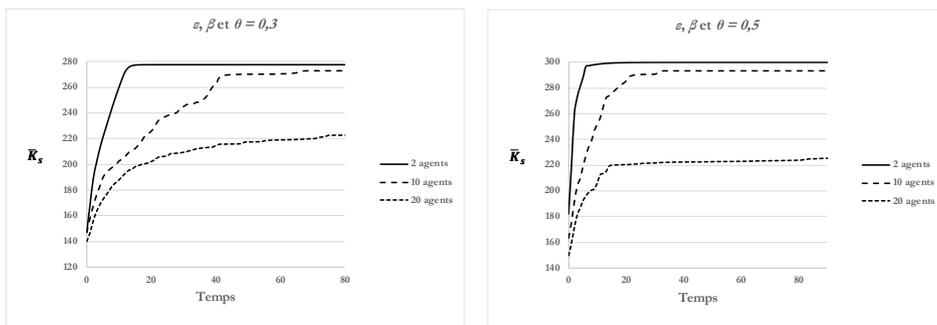
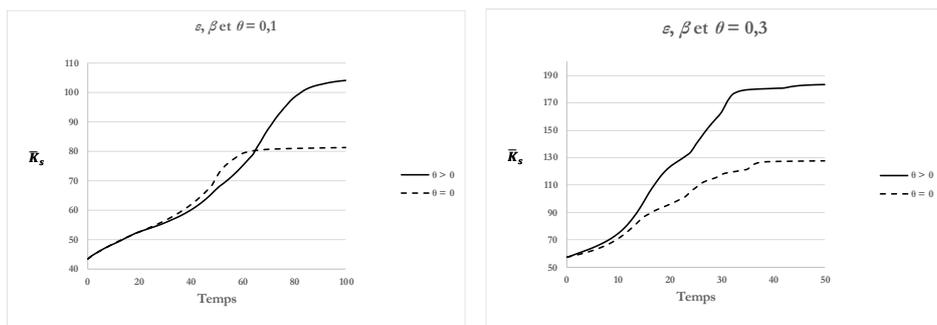


Figure 9. \bar{K}_s pour 10 d'agents avec $\theta = 0,1$ et $0,3$, $\sigma = 0,05$ et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$



4. PRINCIPAUX RESULTATS ET PERSPECTIVES DE RECHERCHES

Dans le présent article, nous avons essayé de simuler de manière dynamique la diffusion de connaissances entre agents innovants pouvant choisir l'agent le plus proche en termes de connaissances et percevoir de manière erronée les informations issues de leur environnement. Nous avons également choisi de prendre en compte l'équation d'Egbetokun et Savin (2012), permettant de déterminer la capacité d'absorption de connaissances de chaque agent. Ces situations de partage de connaissances peuvent apparaître dans des pôles de compétitivité où des projets émergent. Des entreprises et des laboratoires travaillent alors ensemble pour développer un produit ou un service. C'est par exemple le cas dans le pôle de compétitivité *Route des Lasers* où des groupements d'entreprises se sont formés (GLOBAQ, AIG et ALPhA).

4.1 RESULTATS PRINCIPAUX

Les résultats montrent certains éléments intéressants. Premièrement, en l'absence de perception erronée ($\delta = 0$), il est préférable individuellement qu'il y ait moins d'agents présents sur l'espace connaissance S et ce quel que soit les valeurs des paramètres des agents et leur degré de dispersion. Ce résultat peut être intéressant si on met en parallèle la taille des groupements d'entreprises au sein du pôle *Route des Lasers* (AIG, ALPHA, GLOBAQ). Il justifierait la nécessité de ne faire coexister dans un groupement qu'un faible nombre d'entreprises innovantes. Deuxièmement, la mauvaise perception, en générant des perturbations, semble jouer au niveau de l'impact du partage des connaissances et en particulier sur le temps nécessaire aux agents pour atteindre un état stationnaire. Troisièmement, il est préférable individuellement d'avoir une perception erronée de la réalité quel que soit les valeurs des paramètres des agents présents sur l'espace connaissance et la dispersion de ses valeurs. Nous avons également trouvé des résultats contre intuitifs. Pour $t = 1$, pour toute combinaison d'espace initial de connaissances $< 300 \times 300$ et de degré de partage de connaissances, de capacité d'apprentissage et de capacité de nouveauté, la valeur moyenne du stock de connaissances des agents dans un domaine s en cas de perception erronée ($\delta > 0$) est supérieure à celle en cas de perception parfaite ($\delta = 0$). En d'autres termes, dans la grande majorité des cas, la mauvaise perception tend à permettre d'obtenir un meilleur niveau de stock de connaissances. Ce résultat tend à dépasser l'horizon de perfection des échanges en terme de qualité entre entreprises innovantes. L'objectif ne serait plus la perfection des informations émises et perçues ainsi que de leur analyse par les interlocuteurs. Cette réflexion est à rapprocher des systèmes d'informations formelles et informelles mis en place dans les pôles de compétitivités entre les différentes entreprises innovantes travaillant entre autre sur les mêmes

projets. Deuxièmement, pour un degré de partage de connaissances, une capacité d'apprentissage, une capacité de nouveauté et un degré de dispersion élevé, plus le nombre d'agents présents sur l'espace connaissance S est important et plus le stock moyen de connaissances des agents dans un domaine s mettent de temps pour atteindre un état stationnaire et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissances. Troisièmement, pour un niveau donné du degré de partage de connaissances (θ), de capacité d'apprentissage (ε) et de capacité de nouveauté (β) moins il y a d'agents en interaction et plus la variation du stock moyen de connaissances entre $t = 0$ et $t = \infty$ est importante et ce quel que soit la dimension de l'espace connaissance initiale et le degré de dispersion des paramètres (σ). Or, la logique voudrait, qu'à paramètres proches, plus il y a d'agents en interaction plus les agents gagneront individuellement en connaissance grâce aux mécanismes de diffusion. Quatrièmement, pour tout nombre d'agents en interaction > 2 , la valeur moyenne du stock de connaissances des agents dans un domaine s en cas de mauvaise perception est systématiquement supérieure à celle apparaissant en cas de perception juste. Cela signifie qu'il est préférable de se tromper lorsque l'on choisit des partenaires ayant un niveau de connaissance proche du notre. Ainsi, plus il y a d'agents en interaction plus le temps pour atteindre un état stable du stock de connaissances est important et plus la variation du stock moyen entre $t = 0$ et $t = \infty$ est faible.

4.2 PERSPECTIVES DE RECHERCHE

Nous souhaiterions effectuer des extensions à notre modèle. Nous souhaiterions tout d'abord intégrer une autre stratégie de sélection dans laquelle les agents choisirait l'agent le plus éloigné en terme de connaissances. Cela serait en ligne avec une stratégie d'exploration telle que explicitée par March (1991) et Cantner et Meder (2007). Nous souhaiterions également intégrer la confiance qui peut s'établir entre acteurs partageant de manière informelle ou formelle dans le cadre, par exemple, d'un projet commun. La confiance aurait alors un impact sur le degré de partage de connaissances. Il serait ensuite possible d'intégrer plusieurs types d'agents qui seraient représentatifs des organisations présentes au sein des pôles de compétitivités Nous pensons aux entreprises, aux laboratoires mais également aux plateformes technologiques telle qu'Alphanov au sein du pôle *Route des Lasers*. Chaque agent aurait un comportement et des objectifs propres proches de ce que l'on peut voir sur le terrain. Enfin, pour une validation empirique, nous pourrions comparer les résultats du dernier modèle avec les données issues du terrain à savoir un pôle de compétitivité.

REFERENCES

- Allen, T.J. (1977). *Managing the Flow of Technology*. Cambridge, MA. : MIT Press
- Cantner, U. et A. Meder (2007). Technological proximity and the choice of cooperation partner . *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 2 : 1, 45–65
- Cohen, W. M. et D. A. Levinthal (1989). Innovation and Learning : The Two Faces of R&D . *Economic Journal*, 99 : 397, 569–596
- Cohen, W. M. et D. A. Levinthal (1990). Absorptive Capacity : A New Perspective on Learning and Innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35 : 1, 128–152
- De Jong, J. J. et M. Freel (2010). Absorptive capacity and the reach of collaboration in high technology small firms . *Research Policy*, 39 : 1, 47–54
- Egbetokun, A. et I. Savin (2012). Absorptive Capacity and Innovation: When Is It Better to Cooperate ? *Rap tech.* 2012-056. Friedrich-Schiller-University Jena, Max-Planck-Institute of Economics
- Fritsch, M. et M. Kauffeld-Monz (2010). The impact of network structure on knowledge transfer : an application of social network analysis in the context of regional innovation networks. English. *The Annals of Regional Science*, 44 : 1, 21–3
- Gupta, A. K. et V. Govindarajan (2000). Knowledge flows within multinational corporations . *Strategic Management Journal*, 21 : 4, 473–496
- Granovetter, M. (1982). The Strength of Weak Ties : A Network Theory Revisited, *in* V. Marsden et N. Lin (dir.) *Social Structure and Network Analysis*. Beverly Hills, CA : Sage Publications
- Jaffe, A. B. (1986). Technological Opportunity and Spillovers of R&D : Evidence from Firms' Patents, Profits, and Market Value . *American Economic Review*, 76 : 5, 984–1001
- Jenssen, J. I. et E. Nybakk (2013). Inter-organizational networks and innovation in small, knowledge-intensive firms : a literature review. *International Journal of Innovation Management*, 17 : 02, 1-39
- Lane, J. et M. Lubatkin (1998). Relative absorptive capacity and interorganizational learning . *Strategic Management Journal*, 19 : 5, 461–477
- March, J. G. (1991). Exploration and Exploitation in Organizational Learning . *Organization Science*, 2 : 1, 71–87
- Moran, et S. Ghoshal (1996). Value creation by firms. *in* J. B. Keys et L.N. Dosier (dir.) *Academy of Management Best Paper Proceedings*. Academy of Management, 41–45
- Nonaka, I. (1991). The Knowledge-Creating Company . *Harvard Business Review*, 69 : 6, 96–104
- Nooteboom, B. (1999). Innovation and inter-firm linkages : new implications for policy . *Research Policy*, 28 : 8, 793–805

- Nooteboom, B. (2000). Learning and innovation in organizations and economies. Oxford [u.a.] : Oxford Univ. Press. XIII, 343
- Nooteboom, B., W. Van Haverbeke, G. Duysters, V. Gilsing et A. Van Den Oord (2007). Optimal cognitive distance and absorptive capacity . Research Policy, 36 : 7, 1016–1034
- Osterloh, M. et B.S. Frey (2000). Motivation, Knowledge Transfer, and Organizational Forms. Organization Science, 11 : 5, 538–550
- Sakakibara, M. (2003). Knowledge Sharing in Cooperative Research and Development . Managerial and Decision Economics, 24 : 2/3, 117–132
- Szulanski, G. (1996). Exploring Internal Stickiness : Impediments to the Transfer of Best Practice Within the Firm . Strategic Management Journal, 17: S2, 27–43
- Wilensky, U. et IL. Evanston (1999). NetLogo. Center for Connected Learning and Computer Based Modeling. Rapp. tech. Northwestern University
- Wuyts, S., M. G. Colombo, B. Dutta S.et Nooteboom (2005). Empirical tests of optimal cognitive distance. Journal of Economic Behavior Organization, 58 : 2, 277–302
- Zahra, S., A. et G. George (2002). Absorptive Capacity : A Review, Reconceptualization, and Extension . The Academy of Management Review, 27 : 2, 185–203