



UNIVERSITÉ PARIS 13  
U.F.R. DE SCIENCES ÉCONOMIQUES ET DE GESTION  
ÉCOLE DOCTORALE : ÉRASME N° 493

Année 2014

|||||

THÈSE

Pour l'obtention du grade de  
Docteur de l'Université Paris 13  
*Discipline : Sciences de gestion*

Présentée et soutenue publiquement par

Emmanuel LABARBE

le 24 septembre 2014

---

**MODÉLISATION MULTI-AGENTS DU  
TRANSFERT DE CONNAISSANCES :  
RÉFLEXIONS THÉORIQUES ET  
APPLICATION À UN PÔLE DE  
COMPÉTITIVITÉ**

---

Directeur de thèse : Daniel THIEL

JURY :

M. Damien BESANCENOT

M. Olivier BRANDOUY

M. Jean-pierre NADAL

M. Philippe ROBERT-DEMONTROND

M. Daniel THIEL

*Professeur à l'Université Paris 13 - Président*

*Professeur à l'Université Bordeaux 4 - Rapporteur*

*Directeur de recherche au CNRS ENS Paris*

*Professeur à l'Université Rennes 1 - Rapporteur*

*Professeur à l'Université Paris 13 - Directeur de thèse*



Le CEPN et l'Université Paris 13 n'entendent donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans cette thèse : ces opinions devront être considérées comme propres à leur auteur.



Cette thèse a été préparée au

**CEPN, UMR CNRS 7234**

UFR de Sciences Économiques et de Sciences  
de Gestion

99, Avenue Jean-Baptiste Clément

93430 Villetaneuse

France

☎ (33)(0)1 49 40 32 55

📠 (33)(0)1 49 40 33 34

✉ cepn-secretariat@univ-paris13.fr

Site <http://www.univ-paris13.fr/CEPN/>





*À ma femme et mon fils*





“Creuse au-dedans de toi.  
Au-dedans de toi est la source du  
bien et une source qui peut  
toujours jaillir, si tu creuses  
toujours.”

---

Marc Aurèle



# Remerciements

Je tiens à exprimer ma plus profonde gratitude à mon directeur de thèse, le professeur Daniel Thiel, qui m'a guidé et encouragé tout au long de ce long chemin semé d'embûches. A travers sa passion communicative pour la recherche et sa curiosité intellectuelle, il m'a ouvert de nouveaux horizons de savoir. Sans ses conseils et sa patience cette thèse n'aurait peut-être jamais vu le jour. Il fut, est, et sera une source d'inspiration tant pour cette thèse que pour mes travaux futurs. Je garde pour lui un attachement tout particulier.

Un grand merci à mon ami, mon frère, david, qui a eu la patience de m'écouter parler durant de longues heures de fonctions quadratiques, de mauvaise perception, de modèles individu centrés et de pôles de compétitivité.

Enfin, mon immense gratitude et un amour sans faille va également à mon épouse qui a dû supporter, surtout dans les derniers mois, tous les désagréments qui peuvent apparaître lorsque l'on partage sa vie avec un doctorant.



---

**MODÉLISATION MULTI-AGENTS DU TRANSFERT DE CONNAISSANCES : RÉFLEXIONS THÉORIQUES ET APPLICATION À UN PÔLE DE COMPÉTITIVITÉ****Résumé**

Cette thèse sur travaux, composée de quatre articles, s'intéresse à la dynamique de la diffusion des connaissances entre les acteurs internes d'un pôle de compétitivité français au travers de modélisations multi-agents individu-centrées. Les trois premiers articles constituent un ensemble de réflexions théoriques sur la diffusion inter organisationnelle des connaissances et, comme prolongement, le quatrième article intègre des spécificités d'un pôle de compétitivité. L'article 1 propose une extension dynamique de l'impact de la capacité d'absorption de Sakakibara (2003) et d'Egbetokun et Savin (2012) sur le stock de connaissances d'entreprises partenaires. L'article 2 porte sur des acteurs qui essaient de minimiser le déficit causé par une perception erronée des interactions de deux projets dans lesquels ils investissent régulièrement. Nous avons travaillé sur un grand nombre de décideurs partageant de l'information avec leurs voisins les plus proches. L'article 3 effectue une extension du modèle de l'article 1 en intégrant la mauvaise perception des informations échangées entre acteurs et étudie son impact sur l'accumulation de connaissances. L'article 4, transpose le modèle précédent en y intégrant la notion de confiance et certaines spécificités des pôles de compétitivité.

**Mots clés :** transfert de connaissances, capacité d'absorption, confiance, diffusion, innovation, modèles multi-agents, perception erronée, pôle de compétitivité, stock de connaissances

---

**AGENT BASED MODEL OF KNOWLEDGE TRANSFER : THEORETICAL CONSIDERATIONS AND APPLICATION TO A FRENCH COMPETITIVENESS CLUSTER****Abstract**

This thesis, consisting of four articles, deals with the dynamics of the diffusion of knowledge among the internal stakeholders of a French competitiveness cluster through multi-agent modeling. The first three articles are a set of theoretical reflections on inter-organizational knowledge sharing and, as an extension of this, the fourth article includes the specifics of a cluster. Article number 1 provides a dynamic extension of the impact of the absorptive capacity of Sakakibara (2003) and Egbetokun and Savin (2012) on the stock of knowledge of partner companies. Article number 2 focuses on players who try to minimize the deficit caused by a misperception of interactions of two projects in which they invest regularly. It analyzes a large number of decision makers sharing information with their closest neighbors. Article number 3 carries out an extension of the model of article number 1 based on article number 2, incorporating misperception of information exchanged between stakeholders and examines its impact on the accumulation of knowledge. The last article transposes the previous model by incorporating the notion of trust and certain specificities of French competitiveness clusters.

**Keywords:** absorptive capacity, agent based model, diffusion, french competitiveness cluster, knowledge transfer, stock of knowledge, misperceiving, trust

---

**CEPN, UMR CNRS 7234**

UFR de Sciences Économiques et de Sciences de Gestion – 99, Avenue Jean-Baptiste Clément – 93430 Villetaneuse – France



# Sommaire

<b>Remerciements</b>	<b>xi</b>
<b>Résumé</b>	<b>xiii</b>
<b>Sommaire</b>	<b>xv</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>xvii</b>
<b>Table des figures</b>	<b>xxi</b>
<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
Positionnement scientifique de la recherche . . . . .	2
Problématique centrale et démarche de la recherche . . . . .	9
Plan de la thèse . . . . .	10
<b>1 Capacité d'absorption et stratégie partenariale</b>	<b>13</b>
1.1 Introduction . . . . .	14
1.2 Etat de l'art . . . . .	15
1.3 Le modèle . . . . .	22
1.4 Résultat des simulations et analyse . . . . .	34
1.5 Principaux résultats et perspectives de recherches . . . . .	72
<b>2 Information sharing to reduce misperceptions</b>	<b>77</b>
2.1 Introduction . . . . .	78
2.2 The model . . . . .	80
2.3 Simulation results and analysis . . . . .	89
2.4 Synthesis and research outlooks . . . . .	107
2.5 Acknowledgements . . . . .	110
<b>3 Diffusion des connaissances et mauvaise perception</b>	<b>111</b>
3.1 Introduction . . . . .	112
3.2 Le modèle . . . . .	113

---

3.3	Résultat des simulations et analyse . . . . .	124
3.4	Principaux résultats et perspectives de recherches . . . . .	150
<b>4</b>	<b>Diffusion des connaissances dans les pôles de compétitivité</b>	<b>155</b>
4.1	Introduction . . . . .	156
4.2	Etat de l'art . . . . .	159
4.3	Le modèle . . . . .	165
4.4	Résultat des simulations et analyse . . . . .	184
4.5	Principaux résultats et perspectives de recherches . . . . .	203
	<b>Conclusion générale</b>	<b>207</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>217</b>
<b>A</b>	<b>Pseudo code Article 1</b>	<b>229</b>
<b>B</b>	<b>Pseudo code Article 2</b>	<b>235</b>
<b>3</b>	<b>Pseudo code Article 3</b>	<b>239</b>
<b>4</b>	<b>Pseudo code Article 4</b>	<b>253</b>
	<b>Table des matières</b>	<b>307</b>



# Liste des tableaux

1.1	Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale $\mathcal{N}(0,10; 0,05)$ . . . . .	32
1.2	Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale $\mathcal{N}(0,30;0,15)$ . . . . .	32
1.3	Scénarios possibles pour $\sigma$ avec différentes valeurs de $\theta$ , $\beta$ et $\varepsilon$ .	33
1.4	H1, SAKAKIBARA (2003) $\bar{K}_s$ à $t = 0$ , $t = 1$ , $t(80\%)$ et $t = \infty$ , pour $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ et $\sigma = 0,05$ . . . . .	36
1.5	H1, SAKAKIBARA (2003) $\bar{K}_s$ à $t = 0$ , $t = 1$ , $t(80\%)$ et $t = \infty$ , pour $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ et $\sigma = 0,15$ . . . . .	37
1.6	Evolution de la capacité d'absorption moyenne de 10 agents pour un domaine $s$ entre $t = 0$ et $t = 1$ pour des simulations avec $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ , $200 \times 200$ et $300 \times 300$ . . . . .	38
1.7	Dynamique du stock moyen de connaissances des agents $i$ et $j$ avec l'équation de Sakakibara (2003) avec une stratégie de sélection de l'agent le plus proche en terme de connaissances et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ ). . . . .	44
1.8	H2, SAKAKIBARA (2003) $\bar{K}_s$ à $t = 0$ , $t = 1$ , et $t$ lorsque plus de 80% des agents ont atteint 300 pour $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ et $\sigma = 0,05$	46
1.9	H2, SAKAKIBARA (2003) $\bar{K}_s$ à $t = 0$ , $t = 1$ , et $t$ lorsque plus de 80% des agents ont atteint 300 pour $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ et $\sigma = 0,15$	47
1.10	SAKAKIBARA (2003), temps nécessaire à l'émergence d'états stables pour les deux hypothèses du mode de sélection des agents. . .	50
1.11	Evolution du stock de connaissances des agents $i$ et $j$ dans le domaine 1 ( $k_1^i$ et $k_1^j$ ) et dans le domaine 2 ( $k_2^i$ et $k_2^j$ ) avec $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,5$ , $\sigma = 0,15$ et $S_{(t=0)} = 200 \times 200$ . . . . .	54
1.12	Formes d'évolution du stock des connaissances de deux agents	56
1.13	H1, EGBETOKUN et SAVIN (2012) $\bar{K}_s$ à $t = 0$ , $t = 1$ , et $t = \infty$ pour $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ et $\sigma = 0,05$ . . . . .	58

1.14	H1, EGBETOKUN et SAVIN (2012) $\bar{K}_s$ à $t = 0, t = 1$ , et $t = \infty$ pour $\theta = 0,10, 0,30$ et $0,5$ et $\sigma = 0,15$ . . . . .	59
1.15	Comparaison de la dynamique du stock moyen de connaissances des agents $i$ et $j$ avec l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) et l'équation de SAKAKIBARA (2003) avec une stratégie de sélection de l'agent le plus proche en termes de connaissances. . . . .	61
1.16	H2, EGBETOKUN et SAVIN (2012) $\bar{K}_s$ à $t = 0, t = 1$ , et $t = \infty$ pour $\theta = 0,10, 0,30$ et $0,5$ et $\sigma = 0,05$ . . . . .	67
1.17	H2, EGBETOKUN et SAVIN (2012) $\bar{K}_s$ à $t = 0, t = 1$ , et $t = \infty$ pour $\theta = 0,10, 0,30$ et $0,5$ et $\sigma = 0,15$ . . . . .	68
1.18	EGBETOKUN et SAVIN (2012), temps nécessaire à l'émergence d'états stables pour le stock moyen de connaissances dans un domaine $s$ ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) pour les deux hypothèses du mode de sélection des agents. . . . .	71
2.1	Possible scenarios for $\sigma$ with different values of $\delta$ with $\alpha = 0.3$ and $\alpha=0.6$ . . . . .	87
2.2	$L_0, L_1, L\_inf ty(\delta, \sigma)$ and $E_0$ for $\alpha = 0.3$ and $0.6$ . . . . .	90
2.3	Simulation scenarios in cases of underestimation vs overestimation of an activity interaction $\alpha = 0.3$ . . . . .	101
2.4	$L_\infty (\delta, \sigma, \xi)$ for $\alpha = 0.3$ and for different sizes $S$ of neighborhood . . . . .	107
3.1	Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale $\mathcal{N}(0,10;0,05)$ . . . . .	121
3.2	Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale $\mathcal{N}(0,30;0,15)$ . . . . .	122
3.3	Scénarios possibles pour $\sigma$ avec différentes valeurs de $\theta, \beta$ et $\varepsilon$ . . . . .	122
3.4	H1, $\bar{K}_s$ pour 20 agents à $t = 0, t = 1$ , et $t = \infty$ , pour $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,10, 0,30$ et $0,5$ , $\delta = 0,10$ et $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ . . . . .	126
3.5	H1, $\bar{K}_s$ pour 10 agents à $t = 0, t = 1$ , et $t = \infty$ , pour $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,10, 0,30$ et $0,5$ , $\delta = 0,10$ et $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ . . . . .	127
3.6	H1, $\bar{K}_s$ pour 2 agents à $t = 0, t = 1$ , et $t = \infty$ , pour $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,10, 0,30$ et $0,5$ , $\delta = 0,10$ et $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ . . . . .	128
3.7	Dynamique du stock moyen de connaissances des agents $i$ et $j$ avec l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) avec une stratégie de sélection de l'agent le plus proche en termes de connaissances (100 × 100). . . . .	129
3.8	H2, $\bar{K}_s$ pour 20 agents à $t = 0, t = 1$ , et $t = \infty$ , pour $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,10, 0,30$ et $0,5$ , $\delta = 0$ et $0,10$ et $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ . . . . .	140

3.9	H2, $\bar{K}_s$ pour 10 agents à $t = 0$ , $t = 1$ , et $t = \infty$ , pour $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ , $\delta = 0$ et $0,10$ et $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ . . . . .	141
3.10	H2, $\bar{K}_s$ pour 2 agents à $t = 0$ , $t = 1$ , et $t = \infty$ , pour $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ , $\delta = 0$ et $0,10$ et $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ . . . . .	142
3.11	Temps nécessaire à l'émergence d'états stables pour les deux hypothèses du mode de sélection des agents sans perception erronée ( $\delta = 0$ ). . . . .	146
3.12	Temps nécessaire à l'émergence d'états stables pour les deux hypothèses du mode de sélection des agents sans perception erronée ( $\delta = 0,1$ ). . . . .	148
3.13	Nombre moyen de partenaires par agent. . . . .	151
4.1	Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale ( $\mathcal{N}(0,10; 0,05)$ ) . . . . .	177
4.2	Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale ( $\mathcal{N}(0,30; 0,15)$ ) . . . . .	178
4.3	Scénarios possibles pour $\sigma$ avec différentes valeurs de $\theta$ , $\beta$ et $\varepsilon$ . . . . .	178
4.4	Publications du CELIA sur la période 2002 - 2013 : 262 (dans des Revues Internationales à Comité de Lecture). . . . .	181
4.5	Publications du groupe SLAM (2002 - 2013). . . . .	181
4.6	H1, Evolution du stock moyen de connaissances et des frais de développement pour trois dimensions initiales de l'espace de connaissances $S_{(t=0)}$ (100x 100, 200 x 200 et 300 x 300) . . . . .	185
4.7	H2, Evolution du stock moyen de connaissances et des frais de développement pour trois dimensions initiales de l'espace de connaissances (100 x 100, 200 x 200 et 300 x 300). . . . .	186
4.8	H1, $\bar{K}_s$ à $t = 0$ , $t = 1$ , et $t = \infty$ , pour $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ , $\delta = 0,10$ , $\theta_1^i = T_1^i$ , $\theta_2^i = T_2^i$ , $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ (le cas de 10 agents). . . . .	188
4.9	H1, $\bar{K}_s$ à $t = 0$ , $t = 1$ , et $t = \infty$ , pour $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ , $\delta = 0,10$ , $\theta_1^i \neq T_1^i$ , $\theta_2^i \neq T_2^i$ , $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ (le cas de 10 agents). . . . .	188
4.10	Confiance moyenne des agents ( $T_s$ ) à $t = \infty$ . . . . .	190
4.11	H2, $\bar{K}_s$ à $t = 0$ , $t = 1$ , et $t = \infty$ , pour $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ , $\delta = 0,10$ , $\theta_1^i = T_1^i$ , $\theta_2^i = T_2^i$ , $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ (le cas de 10 agents). . . . .	195
4.12	H2, $\bar{K}_s$ à $t = 0$ , $t = 1$ , et $t = \infty$ , pour $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,10$ , $0,30$ et $0,5$ , $\delta = 0,10$ , $\theta_1^i \neq T_1^i$ et $\theta_2^i \neq T_2^i$ , $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ (le cas de 10 agents). . . . .	195
4.13	H2, confiance moyenne des agents ( $T_s$ ) à $t = \infty$ . . . . .	198



# Table des figures

1.1	Capacité d'absorption ( $\gamma$ ) selon SAKAKIBARA (2003) suivant le degré d'investissement en R & D ( $M$ ) et la distance cognitive ( $\beta$ ) .	21
1.2	Capacité d'absorption ( $\lambda$ ) selon EGBETOKUN et SAVIN (2012) suivant la distance cognitive ( $d_{ij}$ ) et des capacités d'apprentissage et de nouveauté différentes. . . . .	22
1.3	Capacité d'absorption ( $\lambda$ ) selon EGBETOKUN et SAVIN (2012) pour les agents $i$ et $j$ suivant la distance cognitive ( $d_{ij}$ ) entre $i$ et $j$ et l'investissement dans la capacité d'absorption ( $aci_i$ et $aci_j$ ) . . .	23
1.4	H1, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $K_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	39
1.5	H1, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $K_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	40
1.6	H1, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $S_{(t=0)} = 300 \times 300$ . . . . .	41
1.7	H1, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ et $S_{(t=0)} = 300 \times 300$ . . . . .	42
1.8	Comparaison de l'évolution de la distance cognitive moyenne pour un domaine $s$ pour $\theta = 0,1$ , écart-type = 0.05 et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	45
1.9	H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	48
1.10	H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	50

1.11	H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $S_{(t=0)} = 300 \times 300$ . . . . .	51
1.12	H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ et $S_{(t=0)} = 300 \times 300$ . . . . .	52
1.13	Evolution de $k_s$ pour deux agents . . . . .	57
1.14	Evolution de $\lambda_s$ pour deux agents . . . . .	57
1.15	H1, stock de connaissances pour différents nombre d'agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $S_{t=0} = 100 \times 100$ . . . . .	62
1.16	H1, stock de connaissances pour différents nombre d'agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ et $S_{t=0} = 100 \times 100$ . . . . .	63
1.17	H1, stock de connaissances pour différents nombres d'agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $S_{t=0} = 300 \times 300$ . . . . .	64
1.18	H1, stock de connaissances pour différents nombres d'agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) et $\theta = 0,1$ , $\theta = 0,3$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ et $S_{t=0} = 300 \times 300$ . . . . .	65
1.19	H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	69
1.20	H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ et $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	70
1.21	H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $S_{(t=0)} = 300 \times 300$ . . . . .	71
1.22	H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ , $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ et $S_{(t=0)} = 300 \times 300$ . . . . .	72
2.1	Shortfall <i>loss</i> vs complementary interaction strength $\alpha$ for different misperception rate $\delta$ . . . . .	86
2.2	Shortfall <i>loss</i> vs misperceiving rate $\delta$ for $\alpha = 0.3$ and $\alpha = 0.6$ . . . . .	87
2.3	Shortfalls $L_1$ and $L_\infty$ vs misperception level $\delta$ and dispersion rate $\sigma$ (for $\alpha = 0.3$ ) . . . . .	93
2.4	$L_t$ for different values of $\sigma$ with $\delta = -0.2$ (underestimation of $\alpha = 0.3$ ) and $\delta = 0.2$ (overestimation of $\alpha$ ) . . . . .	94

2.5	Distribution of payoffs $TGM$ for the 1024 agents from $t = 0$ to $T = 19$ . . . . .	97
2.6	Spatial repartition of the misperception of each agent for $t = 0$ (left side), $t = 1$ (center) and $T = 19$ (right side) . . . . .	97
2.7	Winners, losers, neutrals and entropy evolutions (underestimation of $\alpha$ with a high initial opinion diversity $\sigma$ ) . . . . .	98
2.8	Winners, losers, neutrals and entropy evolutions (underestimation of $\alpha$ with a low initial opinion diversity $\sigma$ ) . . . . .	100
2.9	$L_t$ for different values of $\xi$ with $\sigma = 0+$ and $\delta = -0.2$ (underestimation of $\alpha = 0.3$ ) and $\delta = +0.2$ (overestimation of $\alpha$ ) . . . . .	102
2.10	$L_t$ for different values of $\xi$ with $\sigma = 0.25$ and $\delta = -0.2$ (underestimation of $\alpha = 0.3$ ) and $\delta = +0.2$ (overestimation of $\alpha$ ) . . . . .	103
2.11	Heterogeneity of the individual opinions ( $TGM_i$ between $t = 0$ and $T = 19$ ) . . . . .	104
2.12	Steady-state opinions pattern . . . . .	104
2.13	$L_t$ for different values of $\xi$ with $\sigma = 0+$ and $\delta = -0.2$ (underestimation of $\alpha = 0.3$ ) and $\delta = +0.2$ (overestimation of $\alpha$ ) . . . . .	106
3.1	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ pour $\delta = 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S(t = 0) = 100 \times 100$ . . . . .	131
3.2	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ pour $\delta = 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S(t = 0) = 100 \times 100$ . . . . .	132
3.3	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ pour $\delta = 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S(t = 0) = 300 \times 300$ . . . . .	133
3.4	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ pour $\delta = 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S(t = 0) = 300 \times 300$ . . . . .	134
3.5	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ pour $\delta > 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S(t = 0) = 100 \times 100$ . . . . .	135

3.6	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ pour $\delta > 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S(t=0) = 100 \times 100$ . . . . .	136
3.7	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ pour $\delta > 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S(t=0) = 300 \times 300$ . . . . .	137
3.8	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ pour $\delta > 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S(t=0) = 300 \times 300$ . . . . .	138
3.9	Evolution du stock de connaissance pour 10 d'agents avec $\theta = 0,1$ , $\sigma = 0,05$ et dimension initiale de l'espace connaissance = $100 \times 100$ . . . . .	138
3.10	Evolution du stock de connaissance pour 10 d'agents avec $\theta = 0,3$ , $\sigma = 0,05$ et dimension initiale de l'espace connaissance = $100 \times 100$ . . . . .	139
3.11	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ $\bar{K}_s$ pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ , et pour $\delta = 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	143
3.12	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ $\bar{K}_s$ pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ , et pour $\delta = 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	144
3.13	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ $\bar{K}_s$ pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ , et pour $\delta = 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S(t=0) = 300 \times 300$ . . . . .	145
3.14	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ $\bar{K}_s$ pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ , et pour $\delta = 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S_{(t=0)} = 300 \times 300$ . . . . .	146
3.15	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s$ $\bar{K}_s$ pour différents nombre d'agents et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon$ , $\beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ , et pour $\delta > 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	148



3.16	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s \bar{K}_s$ pour différents nombre d'agents et $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ , et pour $\delta > 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . . . . .	149
3.17	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s \bar{K}_s$ pour différents nombre d'agents et $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ , et pour $\delta > 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S_{(t=0)} = 300 \times 300$ . . . . .	150
3.18	Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s \bar{K}_s$ pour différents nombre d'agents et $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,15$ , et pour $\delta > 0$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S_{(t=0)} = 300 \times 300$ . . . . .	151
4.1	L'impact de la proximité sur la performance de l'organisation .	164
4.2	Evolution de la confiance dans le temps . . . . .	169
4.3	Evolution de la confiance dans le temps suivant $MaxCR$ et $MinCR$ avec $MaxTrust = 100$ . . . . .	169
4.4	: H1, Evolution du stock moyen de connaissances et des frais de développement pour trois dimensions initiales de l'espace de connaissances $S_{(t=0)}$ ( $100 \times 100$ , $200 \times 200$ et $300 \times 300$ ) . . . .	183
4.5	: H2, Evolution du stock moyen de connaissances et des frais de développement pour trois dimensions initiales de l'espace de connaissances $S_{(t=0)}$ ( $100 \times 100$ , $200 \times 200$ et $300 \times 300$ ) . . . .	184
4.6	Cas où la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i = T_1^i$ et $\theta_2^i = T_2^i$ ). Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s \bar{K}_s$ pour $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ (le cas de 10 agents). . . . .	192
4.7	Cas où la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$ et $\theta_2^i \neq T_2^i$ ). Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s \bar{K}_s$ pour $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ (le cas de 10 agents). . . . .	193
4.8	H2, cas où la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i = T_1^i$ et $\theta_2^i = T_2^i$ ). Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances $s \bar{K}_s$ pour $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,1$ , $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,3$ et $\varepsilon, \beta$ et $\theta = 0,5$ avec $\sigma = 0,05$ et $\sigma = 0,15$ et dimension initiale de l'espace connaissance $S_{(t=0)} = 200 \times 200$ (le cas de 10 agents). . . . .	200

- 
- 4.9 H2, cas où la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ). Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s \bar{K}_s$  pour  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$  et dimension initiale de l'espace connaissance  $S_{(t=0)} = 200 \times 200$  (le cas de 10 agents). . . . . 202

# Introduction générale

Face à l'intensification de la concurrence internationale, les pouvoirs publics français ont repensé la politique d'aménagement du territoire pour stimuler les industries et l'innovation technologique (L. ROUSSEAU et MIRABAUD (2008)). En 2005, la nouvelle politique industrielle s'est traduite par l'instauration de pôles de compétitivité. La loi n° 2004-1484 du 30 décembre 2004 de finances pour 2005 définit le pôle de compétitivité comme « *le regroupement sur un même territoire d'entreprises, d'établissements d'enseignement supérieur et d'organismes de recherche publics ou privés qui ont vocation à travailler en synergie pour mettre en œuvre des projets de développement économique pour l'innovation.* » Un pôle de compétitivité s'articule autour de trois dimensions : les activités innovantes des firmes, les capacités en Recherche et Développement, et la formation des personnels. Ainsi, les pôles de compétitivité français ont pour objectif d'améliorer l'innovation technologique, d'attirer des investisseurs domestiques et étrangers et d'avoir une visibilité internationale. Au sein des pôles de compétitivité, des organisations aux objectifs différents (entreprises, laboratoires, plateforme technologiques) peuvent partager des connaissances dans le cadre de projets innovants. L'efficacité dans la sélection des partenaires, dans les échanges et dans l'intégration des nouvelles informations perçues nécessitent plusieurs paramètres qui se complètent et peuvent évoluer dans le temps au gré des interactions entre les différents acteurs, rendant le réseau ainsi constitué mouvant et complexe. Le facteur collaboratif constitue une dimension essentielle dans la réussite d'un pôle de compétitivité (CHABAULT (2009)). Le rapport d'évaluation de la politique des pôles de compétitivité déposé en 2012 présente des résultats positifs pour cette politique (dynamisme collaboratif, promotion des territoires et attractivité économique...) mais présente également des faiblesses. Ainsi, en matière d'in-

novation, le nombre de brevets en lien avec des projets de R & D des pôles de compétitivité représente un peu plus de 1% des brevets déposés annuellement en France ce qui constitue un résultat modeste. Le rapport mentionne également la faiblesse de l'accompagnement des projets par l'équipe de gouvernance des pôles. Il y est ainsi spécifié que *"l'accompagnement des projets, leur suivi une fois les financements obtenus est en effet rarement assuré par les pôles. Cela se traduit par un très large manque d'outils de suivi des effets et résultats des projets labellisés. Les pôles parlent davantage de projets que d'innovations mises sur le marché, ayant des effets sur la croissance des entreprises adhérentes. La politique des pôles a favorisé des usines à projets, plutôt que des usines à résultats."*

Cette logique de non intervention dans les projets et de rôle de médiateur en cas de conflits (mentionné également par BONNAFOUS-BOUCHER et al. (2010)) nous a amené à réfléchir à la dynamique des mécanismes internes des projets où se côtoient des organisations hétérogènes (entreprises, laboratoires...), le lien avec l'accumulation de connaissances et, par voie de conséquences, à l'émergence d'innovations. Pour se faire, nous nous sommes penchés sur les travaux portant sur le transfert de connaissances de manière générale mais également au sein de clusters (réseaux territoriaux, districts industriels et pôles de compétitivité)..

## **Positionnement scientifique de la recherche**

Depuis plusieurs décennies des études ont porté sur le management des connaissances et tout particulièrement sur la notion transfert. Les définitions du transfert de connaissances sont multiples et ambiguës. Pour LIYANAGE et al. (2009), de nombreux auteurs n'ont pas réussi à donner une définition définitive de la notion de transfert de connaissances. Ainsi, SCHWARTZ (2006) en donne deux définitions (*"Includes a variety of interactions between individuals and groups ; within, between, and across groups ; and from groups to the organization."* et *"The focused, unidirectional communication of knowledge between individuals, groups, or organizations such that the recipient of knowledge (a) has a cognitive understanding, (b) has the ability to apply the knowledge, or (c) applies the knowledge."*).

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. Dans le prolongement, W. KING (2006) énonce que le transfert de connaissances est un processus déterminant d'une civilisation. Elle serait au centre de l'apprentissage qui lui-même est au cœur du développement. On retrouve ici à la fois la notion de stock (la connaissance en tant que telle) et de flux (le transfert de connaissances).

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. Dans un célèbre article, 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 (EASTERBY-SMITH, LYLES et TSANG (2008)). 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 certains auteurs, la notion de transfert de connaissances est utilisée de manière indifférenciée avec le partage des connaissances (JONSSON (2008)),

LIYANAGE et al. (2009)). De telle sorte que l'étude du transfert de connaissances passe par l'analyse du concept de partage de connaissances. Ainsi, NONAKA et TAKEUCHI (1995) expliquent clairement que le partage de connaissances est une étape primordiale dans le transfert de connaissances. Plus récemment, DYER et NOBEOKA (2000) ont étudié l'efficacité du processus de partage de connaissances chez Toyota.

D'autres études sur le partage des connaissances se focalisent sur sa dimension individuelle. Pour IPE (2003) la nature de la connaissance, les opportunités de partage des connaissances, la motivation pour le partage, la culture et l'environnement de travail sont des facteurs essentiels, et pour la plupart à caractère individuel, ayant un impact sur le partage des connaissances. Ainsi, sur les plans psychologiques et sociologiques des études ont été effectuées comme celle de A. CABRERA et E. F. CABRERA (2002) sur la notion du dilemme du partage des connaissances par des individus. On retrouve cette étude portée sur l'individu dans les travaux de FERNIE et al. (2003) où la connaissance est considérée comme ayant une dimension individualiste et étant intimement liée à des contextes sociaux spécifiques. BOCK et Y. KIM (2002), par l'entremise d'un terrain de 467 employés de quatre grandes administrations publiques, analysent les facteurs affectant les comportements de partage de connaissances par les individus au sein d'une organisation. L'attitude positive des individus à l'égard de l'idée de partager des connaissances amène à des comportements réels de partage. En revanche, les récompenses attendues par un individu en échange de son acte de partage ne sont pas considérées comme liées à l'attitude des individus vis-à-vis du partage de connaissances. Ce choix de se focaliser sur la dimension individuelle du partage des connaissances se retrouve dans la revue de littérature de J. WANG et al. (2009). En revanche, pour KOGUT et ZANDER (1992), le transfert de connaissances doit être considéré comme individuel et collectif ("*What is central to our argument is that knowledge is held by individuals, but is also expressed in regularities by which members cooperate in a social community (i.e., group, organization, or network)*").

Le transfert de connaissances a également été étudié par l'entremise des réseaux formés par les relations interpersonnelles des individus entre eux. Ainsi, 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.

De plus, ces liens forts facilitent le développement de la confiance entre les individus et donc le transfert de connaissances. Ce phénomène est expliqué par KRACKHARDT (1990) et McEVILY, PERRONE et ZAHEER (2003) par le fait que la confiance que porte un individu vis-à-vis d'un autre l'amène à penser que la connaissance qu'il partage ne sera pas mal utilisée. Pour REAGANS et McEVILY (2003), les résultats indiquent que la cohésion sociale et la diversité du réseau en terme de connaissances facilitent le transfert bien plus que de la force du lien entre deux personnes.

Au-delà du transfert de connaissances, certains chercheurs se sont penchés sur la problématique de la dynamique de création de connaissances dans les processus d'innovation en utilisant une approche multi-agents que nous avons également adoptée dans notre recherche. Parmi eux, COWAN (2004) étudie un modèle de réseau d'innovation et de diffusion des connaissances en intégrant la capacité d'absorption. En testant plusieurs hypothèses, COWAN (2004) teste les configurations de réseaux les plus intéressantes en terme de croissance globale des connaissances. GARCIA (2005) développe les bénéfices du multi-agents notamment dans trois champs de recherche en sciences de gestion qui sont la diffusion de l'innovation, la stratégie organisationnelle et les flux de connaissances.

Ainsi, BOISOT et al. (2005), formalisent au sein d'un modèle multi-agents la représentation de connaissances sous la forme d'un réseau, se référant ainsi à la théorie des graphes. NISSEN et LEVITT (2004) utilisent "The Virtual Design Team (VDT) Research Program" (VDT, 2004) pour simuler les dynamiques des flux de connaissances. AHRWEILER, PYKA et GILBERT (2004) et PYKA, GILBERT et AHRWEILER (2007) proposent un modèle multi-agents représentant la dynamique du processus d'innovation (SKIN, Simulating Knowledge dynamics in Innovation Networks). Ce modèle connaît une extension de la part de MAHMOUDZADEH et al. (2014) dans lequel sont intégrés les notions de capacité d'absorption (au sens de COHEN et LEVINTHAL (1989)) et d'effet de déversement (spillover). GUECHTOULI (2014) utilise un modèle multi-agents pour étudier la diffusion de la connaissance au sein d'un réseau social constitué d'experts et de nouveaux venus au sein du réseau et qui ont pour objectif de rechercher de nouvelles connaissances. Il choisit de représenter la connaissance soit comme un vecteur (0 l'agent ne possède pas la connaissance, 1 il possède la connaissance) soit comme un stock (plus le stock est important, plus l'agent est expert). TRIULZI, SCHOLZ et PYKA (2011) étudient quant à eux les relations entre les universités et l'industrie dans les secteurs pharmaceutiques et biotechnologiques et notamment la diffusion de connaissances entre les différents protagonistes via, entre autre, des projets de recherche communs. TAMARGO et al. (2012) modélisent la dynamique du transfert de connaissances à travers la modification des croyances des différents agents.

Ont également été effectués des travaux de modélisation du transfert de connaissances dans des systèmes innovants antérieurs aux pôles de compétitivité comme les districts industriels. En s'appuyant indirectement sur le concept de réseaux territoriaux, DASKALAKIS et KAUFFELD-MONZ (2007) proposent un modèle pour expliquer l'apparition ainsi que les résultats des processus d'innovation au niveau régional (RIS, "*Régional Innovation System*"»). Leur modèle multi-agents intègre les notions de transfert de connaissances débutant lorsque commence une coopération. Cependant, contrairement aux modèles que nous avons proposés dans cette thèse, le transfert de connaissances n'est pas déterministe et s'effectue avec une certaine probabilité. Cette probabilité est fonction de la confiance de



l'agent émetteur et de la capacité d'absorption de l'agent récepteur («*the absorptive capacity is conceptualized here simply as a given probability weight for the happening of the cooperation*») et la confiance.

CANALS, BOISOT et MACMILLAN (2005), simulent deux clusters (la *Silicon valley* et *Boston's Route 128*) afin d'étudier le processus de diffusion des connaissances parmi les organisations. Les agents y sont représentés dans un espace géographique et l'auteur introduit un lien de dépendance entre la distance physique et la probabilité d'interactions. Deux procédés de transferts de connaissances coexistent : la diffusion des connaissances de manière involontaire et la diffusion par vente du capital connaissance. L'auteur intègre également le degré de développement des technologies de l'information et de la communication. En revanche, la notion de confiance n'est pas prise en compte, ni la capacité d'absorption des connaissances.

IANDOLI et al. (2012) ont développé un modèle multi-agents représentant un district industriel (où sont représentés majoritairement les TPE et PME) afin d'explorer l'influence des mécanismes d'échange de connaissances sur l'émergence et la structure du réseau. Les auteurs intègrent la notion de capacité d'absorption des connaissances mais n'y intègre pas la distance cognitive, ni la capacité d'apprentissage. Il n'est pas non plus fait mention de la confiance. De plus le choix d'avoir une relation avec un agent déterminé est probabilisé et se focalise sur le degré de complémentarité des connaissances entre les deux agents.

Dans le prolongement de BOISOT et al. (2005), HABIB (2008) présente un modèle appelé KAGE («*Knowledge and Agents via Graph Exchange*») où sont étudiés les concepts de création et de diffusions de connaissances au sein de pôles de compétitivité. Elle intègre des groupes internes à l'organisation porteuse d'un projet innovant (direction générale, service juridique, service SI, service R.H, service marketing... ) et externes (consultants, universitaires, usagers, fournisseurs, concurrents...). Elle génère un réseau constitué de liens forts (favorisant le processus de diffusion de connaissances) et de liens faibles (favorisant la créativité grâce à une multitude de flux de communication diversifiés). HABIB

(2008) définit ainsi la connaissance comme "*un ensemble de concepts ou sommets d'un graphe reliés entre eux par des arcs ou arêtes orientées*". De plus, dans le modèle « *seuls les sommets sont étiquetés par des types de concepts (A, B, C...) pouvant se référer à la connaissance commune, à la connaissance projet ou encore aux connaissances métiers / spécifiques. Les agents vont se différencier (connaissance individuelle) d'une part avec les différents concepts intégrés à leur graphe de connaissances et, d'autre part, dans la façon dont sont reliés les différents concepts* ». La connaissance est ainsi conceptualisée au sein d'un graph afin de pouvoir créer des combinaisons de connaissances. Ces combinaisons de connaissances sont au cœur de ses mécanismes de diffusion de connaissances. Pour qu'il y ait transfert de connaissances il faut compatibilité des connaissances. En termes de force des liens entre les agents, HABIB (2008) propose de les modéliser en fonction de quatre degrés d'intensité. De plus, des liens forts engendrent une plus forte probabilité d'interaction que des liens faibles. Ainsi, « *la probabilité qu'un agent  $i$  choisisse un agent  $j$  est calculée ainsi : intensité des liens entre les agents  $i$  et  $j$  sur la somme de l'intensité des liens de tous les agents en présence* ». Ses travaux ne construisent pas à proprement parler une mécanique de la confiance puisqu'ils sont considérés comme découlant de la force d'un lien.

Même si, tout comme HABIB (2008), nous utilisons la simulation multi-agents dans un univers innovant que constitue les pôles de compétitivité, nous n'étudions pas le processus d'innovation en tant que tel (de l'apparition de l'idée initiale jusqu'à sa réalisation et sa diffusion) mais la diffusion des connaissances au sein d'une communauté faite d'organisations différentes tant par leurs caractéristiques intrinsèques que par leurs objectifs principaux. Nous ne nous intéressons donc pas à la dynamique intra-organisationnelle (interne aux firmes) du processus d'innovation (et notamment son management et l'apprentissage) mais uniquement à la dynamique inter-organisationnelle de la diffusion des connaissances. Tout particulièrement, nous étudions la dynamique de la diffusion des connaissances entre les acteurs internes d'un pôle de compétitivité. Notre approche est ainsi plus globale car nous considérons que les connaissances peuvent être divisées en domaines de connaissances (physique laser, chimie des matériaux. . . ) qui constituent des espaces. Chaque organisation innovante

(entreprises, laboratoires) possède des connaissances dans plusieurs domaines et chaque ensemble de connaissances est représenté comme un stock. De plus, les liens entre les agents ne sont pas calculés par l'entremise de probabilités mais suivant la perception qu'ont les agents des stocks de connaissances des autres agents en présence et de leur stratégie de sélection du futur partenaire. Nous intégrons également dans notre modèle les concepts de capacité d'absorption (impacté par des capacités d'apprentissage, la capacité à capter des connaissances éloignées et la distance cognitive), de degré de partage de connaissances, de mauvaise perception des informations et de confiance. Nous proposons également d'aller plus loin sur ce point en étudiant le rôle de la confiance dans le processus de diffusion des connaissances au sein des pôles de compétitivité.

## **Problématique centrale et démarche de la recherche**

Elle se résume ainsi : quelle est la dynamique de diffusion des connaissances et son impact sur l'accumulation de connaissances ?

Cet état de l'art préalable nous permet de formuler une question de recherche spécifique, à savoir : quelle est la dynamique de diffusion des connaissances et son impact sur l'accumulation de connaissances ? Pour se faire, par le biais de modèles multi-agents, nous analysons l'émergence et la dynamique dans le temps d'un réseau constitué d'agents ayant un objectif, une stratégie, une capacité de perception, d'absorption et une propension plus ou moins grande à partager des connaissances qui leurs sont individuellement propres et évoluant dans le temps ce qui constitue en soi un système complexe. De ce fait, nous avons une approche connexionniste. Nous ne développons pas ici d'épistémologie. Nous pouvons toutefois spécifier que, contrairement au rationalisme, le connexionnisme admet que les agents ne soient pas pleinement rationnels et subissent leurs propres limites en terme de raisonnement, de perception et donc de connaissances. Dans une situation complexe avec une grande possibilité d'interlocuteurs différents la non rationalité assumée par le connexionnisme permet d'entrevoir une réalité contradictoire et, a fortiori, complexe. Le connexionnisme convient à une approche multi-agents dans le sens où, contrairement au structuralisme qui énonce

que la structure dicte le comportement des individus, il admet que des décisions simultanées, multiples et contradictoires peuvent être prises par des individus différents dans la même structure.

La première phase de recherche nous a amené à une réflexion théorique sur la diffusion inter-organisationnelle (entre firmes) des connaissances. Pour se faire nous avons ciblé des éléments théoriques qui nous semblaient pertinents dans la compréhension des phénomènes à la fois de diffusion mais également d'accumulation. Nous avons ainsi sélectionné la capacité d'absorption et ses éléments dépendants (capacité d'apprentissage, capacité de capter des idées innovantes, distance cognitive, degré de partage des connaissances, chapitres 1, 3 et 4) mais également des éléments qui peuvent perturber la prise de décision dans la sélection du meilleur partenaire (mauvaise perception des informations, chapitres 2, 3 et 4). Ce travail nous alors amené à tester ses éléments séparément ou de manière concomitante et à essayer de déterminer la prédominance de l'un ou de l'autre dans les phénomènes de diffusion.

La seconde phase de recherche nous a amené à construire un modèle multi-agents reprenant l'ensemble de ses paramètres tout en intégrant les spécificités d'un pôle de compétitivité (article 4). Ces spécificités porte sur la diversité des acteurs diffusant des connaissances (hétérogénéité des structures, des objectifs) et sur la coexistence sur un même espace de relations continues entre les acteurs et de relations temporaires à travers des projets spécifiques. De plus il est apparu que la confiance jouait un rôle moteur dans la bonne marche d'un projet et, de manière générale, dans un partenariat. Nous avons donc intégré dans notre modèle un mécanisme dynamique d'évolution de la confiance des agents entre eux.

## **Plan de la thèse**

Il s'agit d'une thèse sur travaux qui se compose de quatre chapitres correspondant à quatre articles et se termine par une conclusion générale.

Le chapitre 1 présente l'article 1 dans lequel 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. Pour se faire, nous nous référons aux équations proposées par SAKAKIBARA (2003) et EGBETOKUN et SAVIN (2012).

Le chapitre 2 présente l'article 2 qui a été publié en janvier 2014 dans *The Journal of Artificial Societies and Social Simulation*.

Le chapitre 3 présente l'article 3 qui constitue un enrichissement de l'article 1 en se focalisant sur l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) de la capacité d'absorption et en intégrant une perception erronée des informations extérieures par les décideurs ce qui peut avoir pour conséquence de modifier leur décision quant à la sélection du ou des partenaires en vue d'un transfert de connaissances.

Enfin, le chapitre 4 présente l'article 4 qui, en partant de l'exemple concret des interactions au sein du pôle de compétitivité *Route des Lasers*, constitué majoritairement de PME, enrichit l'article 1 et 3 en intégrant la notion de confiance qui a un impact sur le degré de partage des connaissances de chacun des protagonistes.



# Impact de la capacité d'absorption et de la stratégie partenariale sur l'accroissement des connaissances au sein d'un cluster innovant : une approche individu centrée

## Résumé

Au sein de clusters innovants, des entreprises partagent chaque jour des informations dans le but d'accroître leurs connaissances à travers sa diffusion. Pour chaque acteur, cette diffusion nécessite non seulement une volonté de partager des connaissances mais également une capacité à assimiler celles venant de l'extérieur de l'organisation. De nombreuses études ont porté sur la formalisation des mécanismes d'intégration des connaissances de l'environnement désignés sous le terme de capacité d'absorption. 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. Pour se faire, nous nous référons aux modèles proposés par SAKAKIBARA (2003) et d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) portant sur l'évolution

des stocks de connaissances d'agents coexistant au sein d'un cluster innovant. Pour étudier la dynamique de la diffusion des connaissances, nous utilisons un modèle multi-agents dans lequel nous créons un espace connaissance à deux dimensions où des agents interagissent afin d'accumuler des savoirs dans deux domaines. A chaque itération, et pour chacun des deux domaines de connaissances, les agents choisissent le partenaire qui leur convient le mieux suivant deux hypothèses étudiées l'une après l'autre. La première hypothèse amène les agents à choisir le voisin le plus proche en termes de connaissances potentielles. La deuxième hypothèse voit les décideurs choisir l'agent le plus éloigné. Un résultat contre intuitif a montré que la vitesse d'accumulation des connaissances sur l'ensemble du réseau d'acteurs diminue quand le nombre d'agents augmente.

**Mots clés :** diffusion de connaissances, capacité d'absorption, interactions, modèle multi-agents.

## 1.1 Introduction

Afin d'accroître leur compétitivité face à la concurrence, les entreprises ont la nécessité vitale d'innover. Ce constat pousse certaines d'entre elles à coopérer afin de concevoir en commun des produits ou des services. Nous basons nos observations sur les pôles de compétitivité français et tout particulièrement *La Route des Lasers*. Ce pôle, comprenant 70 entreprises dont des grands donneurs d'ordre sur leurs marchés respectifs, est au cœur de la stratégie de développement de l'industrie photonique en Aquitaine. De manière plus large, elle recoupe trois grandes thématiques qui sont les systèmes lasers, la physique innovante et l'imagerie, métrologie. Le pôle voit donc dans son périmètre des domaines de connaissances variés coexister. Au delà des entreprises, le pôle a en son sein des laboratoires publics faisant de la recherche en optique et lasers (CEA CESTA, CELIA, LOMA) et générateur de connaissances nouvelles (plus de 2000 publications depuis 2005, plus d'une centaine de brevets, plus de 250 thèses de doctorat). Le pôle voit des projets innovants émerger où peuvent collaborer des entreprises et des laboratoires générant, à travers un réseau de relations, une diffusion des connaissances au sein même du pôle. Cette diffu-



sion des connaissances nécessite de la part des différentes parties prenantes une capacité d'analyse, de compréhension et de duplication des connaissances plus ou moins proches de leur domaine de recherche et qu'ils ont l'opportunité de capter. L'ensemble de ces capacités sont généralement regroupées sous le vocable de capacité d'absorption. La préférence pour des savoirs plus ou moins éloignés de leur domaine de connaissance dépend d'une stratégie individuelle. Elle détermine le choix des acteurs quant à leurs partenaires potentiels. La diffusion des connaissances nécessite également de la part des différents acteurs une volonté de partager des connaissances. A travers un modèle multi-agents nous allons tenter de mesurer l'impact de la capacité d'absorption et du degré de partage des connaissances dans la dynamique d'accumulation de connaissances par des agents au sein d'un cluster innovant. Pour se faire, dans une première partie, nous tenterons de mieux cerner les concepts de capacité d'absorption et de distance cognitive. Nous présenterons tout particulièrement le point de vue de SAKAKIBARA (2003) et d'EGBETOKUN et SAVIN (2012). Dans une deuxième partie, nous présenterons notre modèle multi-agents qui a pour objectif de simuler l'impact de la capacité d'absorption des agents et leurs stratégies partenariales sur la diffusion de connaissances agents. Enfin, les principaux résultats seront développés dans une troisième partie.

## 1.2 Etat de l'art

### *La capacité d'absorption*

La capacité d'absorption est l'aptitude permettant à une entreprise d'acquérir et d'utiliser les connaissances issues de son environnement pour accroître sa compétitivité et ses avantages vis à vis de la concurrence. Plus précisément, selon COHEN et LEVINTHAL (1989), 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. Cohen et Levinthal reviennent sur leur définition un an plus tard, considérant comme plus larges les processus

à l'œuvre en amont de la capacité d'absorption. Ainsi (COHEN et LEVINTHAL (1990)) considèrent, qu'au delà des efforts consentis en matière de recherche et développement, 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 travers cette définition on peut percevoir toute la difficulté à cerner pleinement la notion de capacité d'absorption du fait du caractère intangible de ce concept. A la suite de cette publication, une littérature abondante, tant sur le plan théorique qu'empirique, a traité de la notion de capacité d'absorption (pour LANE, KOKA et PATHAK (2006), l'étude de COHEN et LEVINTHAL (1990) a été citée par 289 articles entre juillet 1991 et juin 2002). Nous verrons *infra* que certains auteurs, e.g. SAKAKIBARA (2003) et EGBETOKUN et SAVIN (2012), ont essayé de modéliser cette capacité d'absorption et de la rendre plus tangible notamment à travers des références empiriques. Nous nous sommes appuyés sur leurs travaux pour pouvoir intégrer la capacité d'absorption dans un modèle multi-agents.

De l'ensemble de cette littérature on peut retirer quatre dimensions à la capacité d'absorption : l'acquisition, l'assimilation, la transformation et l'exploitation

### ***Acquisition, assimilation, transformation et exploitation***

L'acquisition est la capacité pour une entreprise de localiser, identifier, évaluer et acquérir des connaissances externes qui sont vitales pour ses activités (LANE et LUBATKIN (1998), ZAHRA et GEORGE (2002) et J. LIAO, WELSCH et STOICA (2003)). Sur le plan empirique, certains éléments ont été assimilés à des outils de mesure de cette capacité. LANE, SALK et LYLES (2001), NIETO (2005) et TU et al. (2006) mentionnent la connaissance de la concurrence. La coopération en recherche et développement est citée par MANGEMATIN et NESTA (1999), ZAHRA et GEORGE (2002), J. LIAO, WELSCH et STOICA (2003), CALOGHIROU, KASTELLI et TSAKANIKAS (2004), JANSEN, VAN DEN BOSCH et H. W. VOLBERDA (2005) ou ARBUSSA et COENDERS (2007).

L'assimilation est la capacité d'une entreprise à absorber des connaissances externes. Cette définition intègre l'ensemble des processus permettant d'analyser les données acquises, de les interpréter, de les comprendre, les intégrer à la structure et de les classer (SZULANSKI (1996)), ZAHRA et GEORGE (2002)). De nombreux auteurs ont cité des éléments pouvant être considérés comme paramètres de mesure de cette capacité. Parmi eux, les ressources humaines sont mentionnées par CALOGHIROU, KASTELLI et TSAKANIKAS (2004), HAYTON et ZAHRA (2005), NIETO (2005), TU et al. (2006), VINDING (2006), et H. S. LIAO, FEI et CHEN (2007) tandis que le management des connaissances est intégré dans leurs études respectives par MATUSIK et HEELEY (2005) et SZULANSKI (1996).

La transformation peut être définie comme la capacité d'une entreprise à développer des routines internes facilitant le transfert mais également la combinaison des connaissances déjà acquises avec celles nouvellement acquises. Ce processus peut amener l'organisation à faire disparaître certaines de ses connaissances jugées obsolètes. Il permet également, à travers la combinaison de plusieurs connaissances, de suivre plusieurs voix technologiques différentes (KOGUT et ZANDER (1992), VAN DEN BOSCH, H. VOLBERDA et DE BOER (1999)). Selon SZULANSKI (1996), LENOX et A. KING (2004), JANSEN, VAN DEN BOSCH et H. W. VOLBERDA (2005), TU et al. (2006) ainsi que SOO, DEVINNEY et MIDGLEY (2007), l'échange d'informations scientifiques et technologiques peut mesurer la capacité de transformation.

L'exploitation constitue, à travers les routines, les processus, la capacité de l'organisation à incorporer les connaissances acquises, assimilées et / ou transformées, recombinaison dans leurs processus dans le but d'améliorer mais également de générer de nouvelles activités, de nouveaux processus, de nouvelles compétences, une nouvelle architecture organisationnelle et de nouveaux produits et services (LANE et LUBATKIN (1998), ZAHRA et GEORGE (2002)). Cependant, la capacité d'exploitation ne peut générer, à elle seule, à partir des simples connaissances externes, de nouveaux produits. Selon MATUSIK et HEELEY (2005) et ZAHRA et GEORGE (2002), l'organisation doit y intégrer des ressources supplémentaires. H. S. LIAO, FEI et CHEN (2007) font références à la capacité d'innovation. En terme

d'indicateurs, JANSEN, VAN DEN BOSCH et H. W. VOLBERDA (2005) considèrent que l'exploitation de nouvelles connaissances par une entreprise peut être une mesure de sa capacité d'exploitation. MANGEMATIN et NESTA (1999), GEORGE et al. (2001) et ZAHRA et GEORGE (2002), quant à eux, privilégient le dépôt de brevets. Ces quatre dimensions sont reclassées par ZAHRA et GEORGE (2002) dans deux supra éléments. Alors que la capacité d'absorption potentielle (PACAP ou *potential absorptive capacity*) englobe à la fois la capacité d'acquisition et la capacité d'assimilation, la capacité effective d'absorption (RECAP ou *realized absorptive capacity*) intègre la capacité de transformation et d'application. A travers cette classification, on peut voir deux séquences dans la vision de la capacité d'absorption des auteurs. Une première séquence passant par l'acquisition et l'assimilation permet de développer les capacités et les ressources immatérielles de l'entreprise. Dans un deuxième temps, la capacité de transformation et d'application se sert de ce développement pour créer de nouveaux produits et services.

Des visions différentes de l'apport organisationnel de la capacité d'absorption dans le temps s'opposent. Ainsi, alors que COHEN et LEVINTHAL (1990), LANE et LUBATKIN (1998), et VAN DEN BOSCH, H. VOLBERDA et DE BOER (1999) 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 décrit comme un élément ayant un impact uniquement à court terme basé sur l'exploitation efficace des connaissances. Notre modélisation individu-centrée va tenter de comparer les deux approches dans le temps et d'étudier leur impact sur l'accumulation des connaissances d'agents innovants en simulant les deux stratégies (d'exploitation et exploratoire).

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.

### *La distance cognitive*

La distance cognitive peut être définie comme la distance de perception des ressources des différentes organisations. Comme le spécifie NOOTEBOOM 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. Ainsi, du fait d'expériences et d'environnements différents, les personnes comprennent, interprètent de manière différentes le monde qui les entoure. En cas, de perceptions similaires entre les personnes on parle de proximité cognitive, développée par NOOTEBOOM (1999), NOOTEBOOM (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 SEBESTYÉN (2010) comme 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 NOOTEBOOM (1992), NOOTEBOOM (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 ce qui ne permet pas l'émergence d'innovations. L'organisation ne possède pas alors les connaissances nécessaires pour pouvoir assimiler les connaissances de l'autre organisation. 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 (représentée implicitement par  $1 - \beta$ , avec  $\beta$  étant le degré de complémentarité des connaissances), elle augmente l'effet marginal de sa propre R & D sur cette même capacité d'absorption ("*However, the larger is  $\beta$ , the larger is the marginal impact of own R & D on learning capability*") (Figure 1.1 page 21). Inversement, une complémentarité faible rend l'impact de la recherche et développement sur la capacité d'absorption plus faible mais augmente le poids des connaissances proches donc plus facilement assimilables ( $1 - \beta$ ) sur la capacité d'absorption. Ainsi, un investissement M (équation 1.2) de 0,5 a un impact de 50 % sur la capacité d'absorption quand les connaissances des deux agents sont pleinement substituables ( $\beta = 0$ ) et de 100 % quand elles sont complémentaires ( $\beta = 1$ ). 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). En partant d'un consensus empirique sur la relation entre la distance cognitive et la valeur des éléments appris par une organisation dans le cadre d'une coopération prenant une forme de « U inversé », 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 qui se focalise 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 1.6). La deuxième typologie d'investissement en R & D, l'investissement exploratoire, est assimilée à un investissement en capacité de nouveauté. Lorsque la distance cognitive

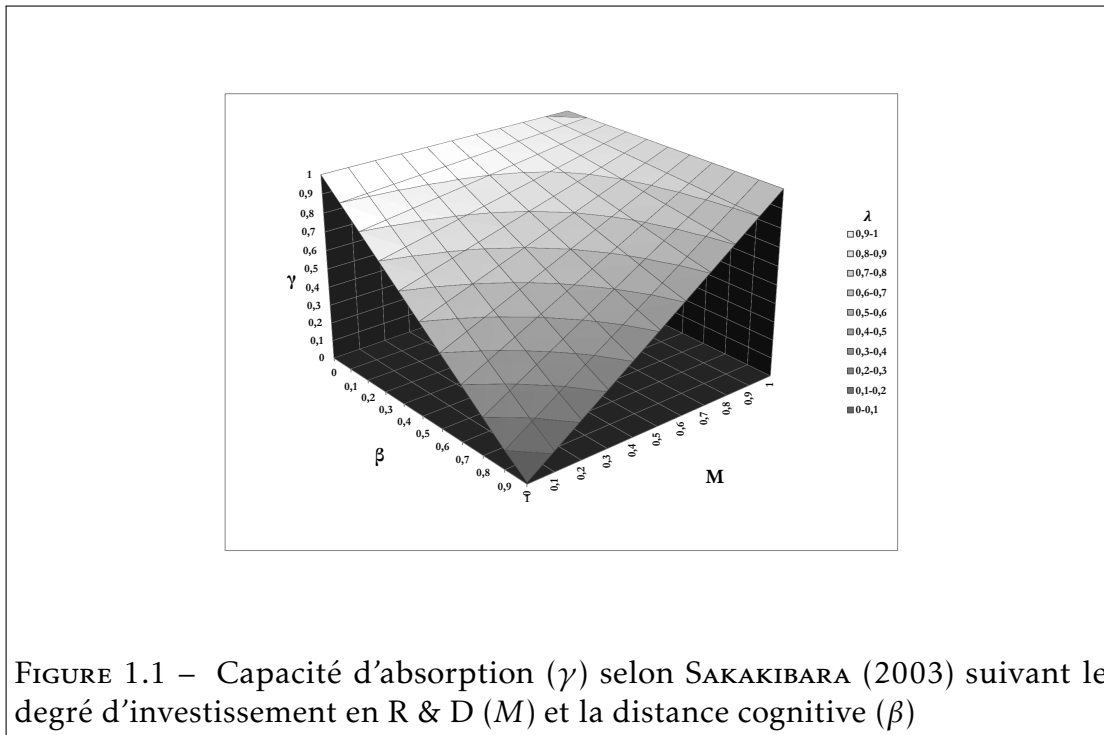
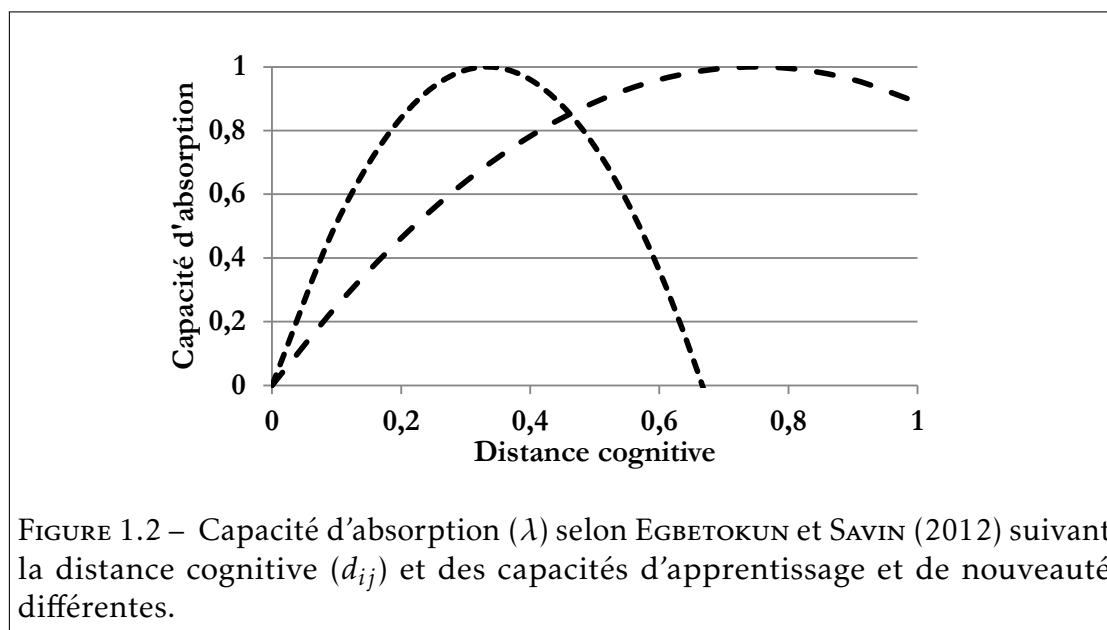


FIGURE 1.1 – Capacité d'absorption ( $\gamma$ ) selon SAKAKIBARA (2003) suivant le degré d'investissement en R & D ( $M$ ) et la distance cognitive ( $\beta$ )

entre les deux agents est égale à 0, la capacité d'absorption est nulle. Cela s'explique aisément. Les connaissances des deux agents sont au même niveau. Il n'y a donc aucune possibilité de générer de nouvelles connaissances permettant une innovation de rupture (capacité de nouveauté = zéro). 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. La Figure 1.2 page 22 permet de voir deux cas où les capacités de nouveauté et d'apprentissage ne sont pas identiques. Les deux cas présentés admettent chacun une distance cognitive optimale différente. En matière de R & D, les entreprises doivent également investir de manière spécifique dans la capacité d'absorption. Des études empiriques de DREJER et VINDING (2007) et 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 (Figure 1.3 page 23). Pour une distance cognitive égale

à 1, une augmentation de l'investissement augmente la capacité d'absorption. La figure 1.3 page 23 permet de voir la différence d'évolution de la capacité d'absorption de deux agents en relation, ayant des capacités d'apprentissage et de nouveauté identiques mais ayant un investissement de R & D dans la capacité d'absorption différent ( $aci_i$  pour l'agent  $i$  et  $aci_j$  pour l'agent  $j$ ).



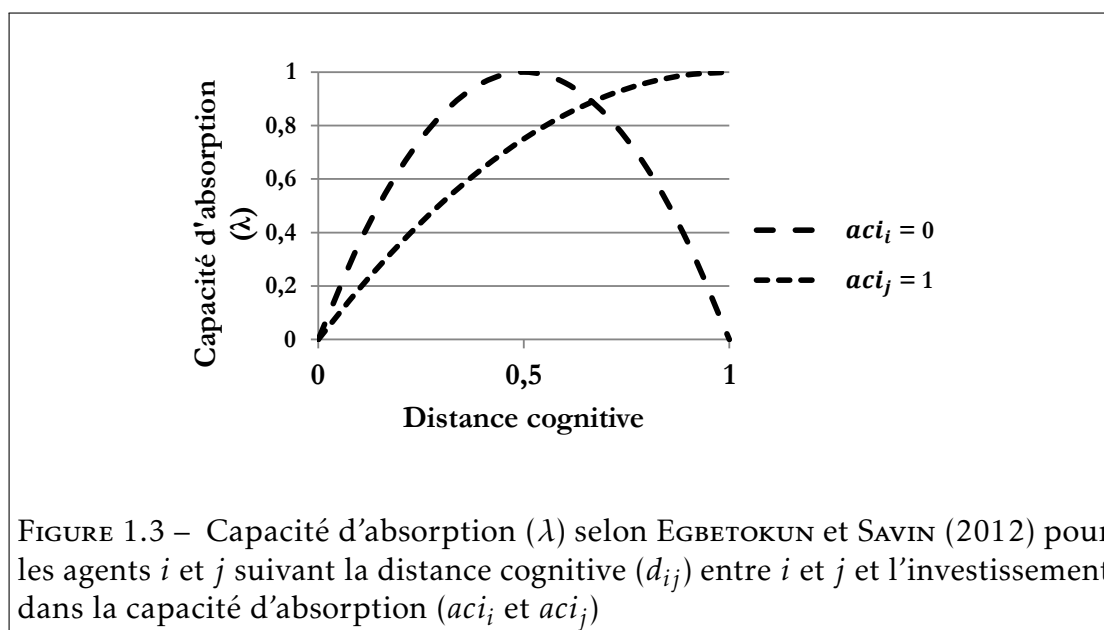
En se fiant à la littérature, la capacité d'absorption et la distance cognitive semblent des éléments explicatifs de la diffusion de la connaissance. Notre question de recherche est d'analyser l'impact de ces facteurs à travers la vision de SAKAKIBARA (2003) et d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) sur l'évolution des stocks de connaissances d'agents coexistant au sein d'un cluster innovant. Pour cela, nous choisissons d'étudier la dynamique à travers un modèle multi-agents.

## 1.3 Le modèle

### 1.3.1 Principe

Nous étudions l'impact de la capacité d'absorption (et de ces composantes) et de la distance cognitive 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. Notre modèle est construit autour des équations de SAKAKIBARA (2003) et d'EGBETOKUN et SAVIN (2012). Il permet de comparer l'impact de leurs conceptions de la capacité d'absorption et de la distance cognitive sur la diffusion des connaissances. Cette même diffusion naît de l'émergence de partenariats entre des organisations innovantes. Ces partenariats se construisent sur une stratégie de sélection des partenaires potentiels par 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).

$$z^i = M^i + \gamma^i(M^i, \beta)\theta^j M^j \quad (1.1)$$

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

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

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

$\gamma^i$ , la capacité d'absorption de l'agent  $i$

$$\gamma = \beta M^i + 1 - \beta \quad (1.2)$$

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 1.1).

$$k_s^i = I_s^i + \lambda_s^{ij} (I_s^i, \alpha_s^{ij}) \theta_s^j k_s^j \quad (1.3)$$

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  $s$

$\lambda_s^{ij}$ , 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  $j$ .

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

$\theta_s^j$ , 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  $\alpha_s^{ij}$  par l'équation 1.4 :

$$\alpha_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s} \quad (1.4)$$

Avec :

$d_s^{i,j}$ , 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 consécutivement l'équation donnée par SAKAKIBARA (2003) et celle fournie par EGBETOKUN et SAVIN (2012) afin de déterminer leur impact dans la dynamique de diffusion des connaissances.

SAKAKIBARA (2003) :

$$\lambda_s^{ij} = \alpha_s^{ij} I_s^i + (1 - \alpha_s^{ij}) \quad (1.5)$$

Avec les paramètres que l'on retrouve dans l'équation 1.3.

L'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) est issue de plusieurs travaux antérieurs, notamment de NOOTEBOOM et al. (2007).

EGBETOKUN et SAVIN (2012) :

$$\lambda_{ij} = \frac{\varepsilon \beta_i d_{ij} + \varepsilon \beta_i d_{ij} a c i_i^\psi - \varepsilon \beta_j d_{ij}^2}{\frac{1}{4\varepsilon \beta_j} [\varepsilon \beta_i (1 + a c i_i^\psi)]^2} \in [0, 1] \quad (1.6)$$

Avec <sup>1</sup> :

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

$\beta_i$ , la capacité d'innovation de l'agent  $i$  par rapport à des connaissances éloignées (capacité de nouveauté)

$\beta_j$ , la capacité d'innovation de l'agent  $j$  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  $\beta$  a une autre signification dans les équations 1.1 et 1.2.

$d_{ij}$ , la distance en terme 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 ( $aci_i \geq 0$ )

$\psi$ , l'efficacité de la R & D dévolue à la capacité d'absorption

### 1.3.2 Formalisation du modèle multi-agents

Pour répondre à notre problématique de recherche, nous avons opté pour 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 d'assigner à un ensemble d'agents hétérogènes des comportements différents. Ceci a l'avantage de permettre une analyse de phénomènes globaux émergeant d'agissements individuels. Or, notre problématique nécessite de modéliser des acteurs qui, à travers des stratégies de sélections, vont interagir, avec d'autres agents durant un certain laps de temps afin d'acquérir des connaissances. Chaque agent possède des valeurs qui lui sont propres dans les différents paramètres étudiés, rendant l'ensemble des agents intrinsèquement hétérogènes. De ces interactions va émerger une évolution globale des connaissances et une diffusion.

Nous postulons qu'il n'existe pas d'agent contrôleur et que les décisions individuelles dépendent uniquement de la perception qu'a 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 ( $\lambda_1^{ij}$  et  $\lambda_2^{ij}$ ) suivant la fonction :

Hypothèse SAKAKIBARA (2003) :

$$\lambda_s^{ij} = \alpha_s^{ij} I_s^i + (1 - \alpha_s^{ij}) \quad (1.7)$$

Hypothèse 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 spécifie implicitement EGBETOKUN et SAVIN (2012) : “Cognitive distance  $d_{ij}$  is modeled as an Euclidian distance between the stock of knowledge of the two partners  $i$  and  $j$  ( $v_i$  and  $v_j$ ), which are independently and randomly (uniform distribution) attributed to the firms  $\kappa$  over types of knowledge from the interval  $[0, 1]$ . [...] We take  $\kappa = 2$  for a better visualization of results.”. Afin de respecter cette contrainte nous remplaçons 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  $s$  ( $MAXK_s$ ).

$$d_s^{ij} = |(k_s^i - k_s^j)| \quad (1.8)$$

Et

$$\tilde{d}_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s} \in [0, 1] \quad (1.9)$$

$\tilde{d}_s^{ij}$  est similaire à  $\alpha_s^{ij}$  (équation 1.4) représentant le degré de complémentarité (ou de substituabilité) de la fonction de SAKAKIBARA (2003) (équation 1.7).

Ainsi la fonction d’EGBETOKUN et SAVIN (2012) prend cette forme :

$$\lambda_s^{ij} = \frac{\varepsilon_s^i \beta_s^i \bar{d}_s^{ij} + \varepsilon_s^i \beta_s^i \bar{d}_s^{ij} aci_i^\psi - \varepsilon_s^i \beta_s^j \bar{d}_s^{ij} 2}{\frac{1}{4\varepsilon_s^i \beta_s^j} [\varepsilon_s^i \beta_s^i (1 + aci_i^\psi)]^2} \in [0, 1] \quad (1.10)$$

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 ( $\theta$ ) pour chaque domaine de connaissances  $s$  ( $\theta_1^i$  et  $\theta_2^i$ )
- Pour chaque agent  $i$ , une capacité à capter des nouveautés ( $\beta$ ) identique pour chaque domaine de connaissance  $s$  ( $\beta_1^i = \beta_2^i$ )
- Pour chaque agent  $i$  et dans chaque domaine de connaissance  $s$ , un stock de connaissances qui évolue suivant les relations avec les autres agents et suivant la fonction :

$$k_s^i = I_s^i + \lambda_s^{ij} (I_s^i, \alpha_s^{ij}) \theta_s^j k_s^j \quad (1.11)$$

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,  $K_i$

$$K_i = k_1^i + k_2^i \quad (1.12)$$

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 paramètres suivants :

- $\theta$  pour la simulation avec l'équation de SAKAKIBARA (2003)
- $\theta, \varepsilon$  et  $\beta$  pour la simulation avec l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012)

Afin de rendre les résultats plus facilement interprétables nous prenons comme hypothèse qu'à chaque tirage ces paramètres  $\theta, \varepsilon, \beta$  suivent une loi normale de même moyenne  $\mu$  et de même écart type  $\sigma$ .

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). Nous prenons comme hypothèse que, 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 que dans des petites structures innovantes les ressources affectables à la R & D obligent ces organisations à ne privilégier que quelques partenariats. Pour chaque agent et pour chaque domaine de connaissances  $s$ , sont calculés successivement :

- La distance cognitive ( $d_s^{ij}$ ) entre les connaissances de  $i$  dans le domaine  $s$  et des connaissances de  $j$  dans le même domaine  $s$  ( $k_s^i$  et  $k_s^j$ ) :

$$d_s^{ij} = |(k_s^i - k_s^j)| \quad (1.13)$$

- Leur degré de complémentarité ( $\alpha_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s}$  pour SAKAKIBARA (2003)

et  $\tilde{d}_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s}$  pour EGBETOKUN et SAVIN (2012)), 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  $s$  ( $MAXK_s$ ). Nous considérons que  $MAXK_s$  est constant dans le temps et  $> 0$ . Quand  $\alpha_s^{ij}$  tend vers 0, les connaissances de  $i$  et  $j$  sont proches et tendent vers une substituabilité. Quand  $\alpha_s^{ij}$  tend vers 1, les connaissances de  $i$  et  $j$  sont éloignées et tendent vers une complémentarité.

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

$$\text{Hypothèse SAKAKIBARA (2003) : } \lambda_s^{ij} = \alpha_s^{ij} I^i + (1 - \alpha_s^{ij})$$

$$\text{Hypothèse EGBETOKUN et SAVIN (2012) : } \lambda_s^{ij} = \frac{\varepsilon_s^i \beta_s^i \tilde{d}_s^{ij} + \varepsilon_s^i \beta_s^i \tilde{d}_s^{ij} aci_i^\psi - \varepsilon_s^i \beta_s^j (\tilde{d}_s^{ij})^2}{\frac{1}{4\varepsilon_s^i \beta_s^j} [\varepsilon_s^i \beta_s^i (1 + aci_i^\psi)]^2} \in$$

$$[0, 1]$$

Si la capacité d'absorption par  $i$  des connaissances de  $j$  calculée est négative, nous considérons qu'elle est nulle ( $\lambda_{ij} \in [0, 1]$ ), tout comme SAKAKIBARA (2003) et EGBETOKUN et SAVIN (2012).

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

$$k_{s(t+1)}^i = k_{s(t)}^i + I_s^i + \lambda_s^{ij} (k_s^i, \alpha_s^{ij}) \theta_s^j k_s^j \quad (1.14)$$

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

Nous développons un modèle multi-agent pour la diffusion de l'innovation en utilisant le logiciel Netlogo (WILENSKY et EVANSTON (1999)).

### 1.3.3 Conditions expérimentales

**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 nul. L'intégration d'une valeur de  $I_s^i \in [0, 1]$ , fera l'objet d'études ultérieures.

**Hypothèses quant à l'équation de la capacité d'absorption** Afin d'étudier l'impact de la capacité d'absorption sur la dynamique de diffusion des connaissances nous considérons deux cas : la capacité d'absorption suit le modèle de SAKAKIBARA (2003), la capacité d'absorption suit le modèle d' EGBETOKUN et SAVIN (2012).

Les équations 1.7 et 1.10 ont besoin de l'existence de paramètres initiaux :

SAKAKIBARA (2003) (équation 1.7) : l'investissement en R & D ( $I_s^i$ ) de l'agent. La complémentarité des connaissances des deux agents n'est nécessaire qu'à partir du moment où les agents ont choisi leur(s) partenaire(s).

EGBETOKUN et SAVIN (2012) (équation 1.10) : la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ), la capacité à capter des nouveautés ( $\beta$ ), l'investissement en R & D favorisant la capacité d'absorption ( $aci_i$ ) et l'efficacité de cet investissement ( $\psi$ ). Afin que la capacité d'absorption soit comprise entre 0 et 1 inclus, nous prenons comme hypothèse que l'investissement en capacité d'absorption est nul ( $aci_i$ ).



**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 ( $100 \times 100$ ,  $200 \times 200$ ,  $300 \times 300$ ).

**Hypothèses quant à la distribution initiale, de la capacité d'apprentissage, de la capacité de capter des nouveautés, du degré de partage des connaissances** Pour SAKAKIBARA (2003), l'équation 1.7 de la capacité d'absorption ne dépend que de l'investissement et de la distance entre les agents coopérant.

Pour EGBETOKUN et SAVIN (2012) (équation 1.10), nous affectons différentes valeurs initiales de capacité d'apprentissage  $\varepsilon$  et de capacité de nouveauté  $\beta$ . Nous avons définis un écart-type  $\sigma$  représentant la dispersion de la diversité de la capacité d'apprentissage  $\varepsilon$  et la dispersion de la diversité de la capacité à capter des nouveautés,  $\beta$ .

Pour une même simulation, nous avons émis comme hypothèse que :

- Les règles de distribution initiales sont identiques (valeur initiale et dispersion) pour la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) quel que soit le domaine de connaissances  $s$
- Pour chaque agent, la capacité à capter des nouveautés ( $\beta$ ) 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 ( $\theta$ ). Nous assumons que 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 ( $\theta$ ). Nous avons définis un écart-type  $\sigma$  représentant la dispersion de la diversité du degré de partage des connaissances,  $\theta$ .

Enfin, pour simplifier l'analyse des résultats, pour chaque simulation, nous avons systématiquement donné comme valeur initiale à la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) et à la capacité à capter des nouveautés ( $\beta$ ) la même valeur initiale que celle affectée au degré de partage des connaissances ( $\theta$ ). 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 (Tables 1.1 et 1.2 page 32)

$\varepsilon$	0,0520	0,1309	0,1219	0,0766	0,0582	0,0764	0,0386	0,0903	0,1397	0,1271
$\beta$	0,1133	0,0702	0,1358	0,0397	0,0472	0,1325	0,1413	0,1251	0,1133	0,0112
$\theta$	0,0889	0,1052	0,1382	0,0730	0,1486	0,0338	0,1372	0,0979	0,0992	0,0791

TABLE 1.1 – Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale  $\mathcal{N}(0,10; 0,05)$

$\varepsilon$	0,5119	0,3987	0,2158	0,5051	0,2483	0,3485	0,1197	0,1763	0,4166	0,5119
$\beta$	0,2299	0,3675	0,6165	0,2240	0,2295	0,4637	0,3656	0,2579	0,3537	0,5141
$\theta$	0,5103	0,2517	0,2228	0,6179	0,2242	0,1407	0,3058	0,239	0,3814	0,3860

TABLE 1.2 – Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale  $\mathcal{N}(0,30; 0,15)$

Nous avons choisi  $\sigma$  dans les cas où (table 1.3 page 33) :

- Pour  $\varepsilon$ ,  $(\varepsilon - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\varepsilon + 2\sigma) \leq 1$
- Pour  $\beta$ ,  $(\beta - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\beta + 2\sigma) \leq 1$
- Pour  $\theta$ ,  $(\theta - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\theta + 2\sigma) \leq 1$

**Hypothèses quant à la stratégie de sélection des agents** Nous considérons deux cas : Pour chaque domaine  $s$ , les agents choisissent l'agent le plus proche au sein de l'espace connaissances  $S$  (H1) ou ils choisissent l'agent le plus éloigné (H2). Cette hypothèse souligne l'existence de stratégies d'exploitation ou d'exploration de la part des agents innovants. Pour MARCH (1991) cette distinction

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	-	-
-	-	-	-	-
-	-	-	-	-

TABLE 1.3 – Scénarios possibles pour  $\sigma$  avec différentes valeurs de  $\theta$ ,  $\beta$  et  $\varepsilon$ .

montre la différence entre “*the exploration of new possibilities and the exploitation of old certainties*”. Selon DREJER et VINDING (2007) et 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.

### 1.3.4 Validation du modèle

Afin de générer une distribution homogène des valeurs initiales de la capacité d’apprentissage  $\varepsilon$ , de la capacité de nouveauté  $\beta$  et du degré de partage des connaissances  $\theta$  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  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta$ .

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.

$$IC = \frac{(V(D))}{D} \quad (1.15)$$

$$D = \frac{N}{K} \quad (1.16)$$

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 :

- Tous les emplacements de l'espace connaissance ont la même probabilité d'accueillir un agent
- La position d'un agent nouveau est indépendante de la position des agents précédents.

## 1.4 Résultat des simulations et analyse

Pour les deux équations de la capacité d'absorption, 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 quatre périodes de temps : au début  $t = 0$ , après une période  $t = 1$ , lorsque 80% ou plus des agents ont atteint un état stable pour le stock de connaissances dans le domaine 1 ( $k_1$ ) ou dans le domaine 2 ( $k_2$ ) ( $t = 80\%$ ) et quand tous les agents ont vu leur stock de connaissance atteindre un état stable pour  $k_1$  ou  $k_2$  ( $t = \infty$ ).

Les résultats sont présentés dans deux sous-sections.

Dans la sous section 1.4.1, nous présenterons les résultats des simulations avec l'équation de SAKAKIBARA (2003) pour les deux hypothèses stratégiques de sélection des agents partenaires (le plus proche, le plus éloigné).

Dans la section 1.4.2, nous présenterons les résultats des simulations avec l'équation de EGBETOKUN et SAVIN (2012) pour les deux mêmes hypothèses que pour les résultats développés en 1.4.1.

### 1.4.1 SAKAKIBARA (2003)

**Pour chaque domaine  $s$ , les agents choisissent l'agent le plus proche au sein de l'espace connaissance (H1)**

Les résultats numériques des tableaux 1.4 page 36 et 1.5 page 37 présentent pour chaque couple  $(\theta, \sigma)$  le stock moyen de connaissances des agents par domaine de connaissances  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différentes dimensions initiales de l'espace connaissance et pour différents nombre d'agents à  $t = 0$ ,  $t = 1$ ,  $t(80\%)$  et  $t = \infty$ . L'intervalle de confiance relatif présenté dans les tableaux 1.4 page 36 et 1.5 page 37 a été choisi comme étant égal à l'écart type divisé par la valeur moyenne.

*Analyse du comportement du stock de connaissances moyen après une première itération*

**Observation 1 :** Quel que soit le nombre d'agents, plus le degré de partage de connaissances ( $\theta$ ) est important, plus la hausse du stock moyen de connaissances

	20 agents						10 agents						2 agents					
	$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,5$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,5$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,5$	
100 x 100	$t = 0$	52 ± 46%	$t = 0$ ±	46 65%	$t = 0$ ±	52 56%	$t = 0$ ±	48 55%	$t = 0$ ±	49 59%	$t = 0$ ±	48 62%	$t = 0$ ±	43 54%	$t = 0$ ±	59 57%	$t = 0$ ±	65 40%
	$t = 1$	57 55%	$t = 1$ ±	59 64%	$t = 1$ ±	78 57%	$t = 1$ ±	54 56%	$t = 1$ ±	69 60%	$t = 1$ ±	71 60%	$t = 1$ ±	48 48%	$t = 1$ ±	72 43%	$t = 1$ ±	92 23%
	$t(80\%)$	289 = 32 ± 13%	$t(80\%)$ = 11 ± 8%	266 = 7 ± 30%	$t(80\%)$ = 7 ± 8%	264 = 21 ± 32%	$t(80\%)$ = 21 ± 20%	190 = 10 ± 18%	$t(80\%)$ = 8 ± 26%	281 = 8 ± 23%	$t(80\%)$ = 8 ± 17%	297 = 28 ± 3%	$t(80\%)$ = 9 ± 29%	294 = 28 ± 5%	$t(80\%)$ = 9 ±	300 = 5 ±	$t(80\%)$ = 5 ±	300 = 5 ±
	$t = \infty$	300 = 40 ±	$t = \infty$ = 20 ±	300 = 14 ±	$t = \infty$ = 14 ±	300 = 28 ±	$t = \infty$ = 28 ±	300 = 19 ±	$t = \infty$ = 19 ±	300 = 9 ±	$t = \infty$ = 9 ±	300 = 30 ±	$t = \infty$ = 30 ±	300 = 9 ±	$t = \infty$ = 9 ±	300 = 5 ±	$t = \infty$ = 5 ±	300 = 5 ±
200 x 200	$t = 0$	108 ± 50%	$t = 0$ ±	110 53%	$t = 0$ ±	108 53%	$t = 0$ ±	85 59%	$t = 0$ ±	94 58%	$t = 0$ ±	108 54%	$t = 0$ ±	123 33%	$t = 0$ ±	81 74%	$t = 0$ ±	97 68%
	$t = 1$	118 ± 50%	$t = 1$ ±	141 53%	$t = 1$ ±	162 52%	$t = 1$ ±	93 59%	$t = 1$ ±	123 57%	$t = 1$ ±	158 52%	$t = 1$ ±	131 30%	$t = 1$ ±	97 56%	$t = 1$ ±	134 53%
	$t(80\%)$	281 = 31 ± 10%	$t(80\%)$ = 8 ± 21%	265 = 5 ± 28%	$t(80\%)$ = 5 ± 8%	280 = 19 ± 19%	$t(80\%)$ = 19 ± 20%	262 = 8 ± 31%	$t(80\%)$ = 8 ± 29%	279 = 6 ± 17%	$t(80\%)$ = 6 ± 10%	297 = 15 ± 3%	$t(80\%)$ = 15 ± 29%	292 = 15 ± 29%	$t(80\%)$ = 8 ±	300 = 5 ±	$t(80\%)$ = 5 ±	300 = 5 ±
	$t = \infty$	300 = 68 ±	$t = \infty$ = 12 ±	300 = 8 ±	$t = \infty$ = 8 ±	300 = 51 ±	$t = \infty$ = 51 ±	300 = 11 ±	$t = \infty$ = 11 ±	300 = 7 ±	$t = \infty$ = 7 ±	300 = 18 ±	$t = \infty$ = 18 ±	300 = 8 ±	$t = \infty$ = 8 ±	300 = 5 ±	$t = \infty$ = 5 ±	300 = 5 ±
300 x 300	$t = 0$	148 ± 65%	$t = 0$ ±	152 59%	$t = 0$ ±	162 48%	$t = 0$ ±	149 68%	$t = 0$ ±	132 61%	$t = 0$ ±	132 61%	$t = 0$ ±	171 59%	$t = 0$ ±	153 55%	$t = 0$ ±	152 73%
	$t = 1$	158 ± 64%	$t = 1$ ±	183 56%	$t = 1$ ±	219 39%	$t = 1$ ±	163 62%	$t = 1$ ±	166 56%	$t = 1$ ±	179 55%	$t = 1$ ±	179 55%	$t = 1$ ±	180 40%	$t = 1$ ±	179 59%
	$t(80\%)$	265 = 18 ± 22%	$t(80\%)$ = 8 ± 14%	273 = 5 ± 26%	$t(80\%)$ = 5 ± 13%	277 = 17 ± 21%	$t(80\%)$ = 17 ± 26%	269 = 6 ± 25%	$t(80\%)$ = 6 ± 20%	281 = 6 ± 6%	$t(80\%)$ = 6 ± 6%	300 = 15 ± 29%	$t(80\%)$ = 15 ± 29%	286 = 5 ± 12%	$t(80\%)$ = 5 ± 29%	299 = 4 ± 1%	$t(80\%)$ = 4 ± 29%	296 = 4 ± 4%
	$t = \infty$	300 = 76 ±	$t = \infty$ = 16 ±	300 = 8 ±	$t = \infty$ = 8 ±	300 = 31 ±	$t = \infty$ = 31 ±	300 = 16 ±	$t = \infty$ = 16 ±	300 = 7 ±	$t = \infty$ = 7 ±	300 = 20 ±	$t = \infty$ = 20 ±	300 = 6 ±	$t = \infty$ = 6 ±	300 = 5 ±	$t = \infty$ = 5 ±	300 = 5 ±

TABLE 1.4 – H1, SAKAKIBARA (2003)  $\bar{K}_s$  à  $t = 0$ ,  $t = 1$ ,  $t(80\%)$  et  $t = \infty$ , pour  $\theta = 0,10$ ,  $0,30$  et  $0,5$  et  $\sigma = 0,05$

est importante entre  $t = 0$  et  $t = 1$  et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissances et le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ).

**Observation 2 :** Pour un degré de partage de connaissances donné ( $\theta$ ), quand la dimension de l'espace connaissance initiale ( $S_{(t=0)}$ ) augmente, la variation du stock moyen de connaissances n'augmente pas en valeur relative entre  $t = 0$  et  $t = 1$  et ce quel que soit le nombre d'agents en interaction et le degré de dispersion des paramètres. Cette observation peut être expliquée par le degré de complémentarité ( $\alpha_s^{ij} = d_s^{ij}/MAXK_s$ ) et son évolution entre  $t = 0$  et  $t = 1$ . Quelque soit l'espace de connaissances initial ( $S_{(t=0)}$ ), la distance cognitive moyenne pour un domaine  $s$  ( $\bar{d}_s^{ij}$ ), pour chaque simulation, augmente entre  $t = 0$  et  $t = 1$  (table 1.6 page 38). En effet, les partenariats rapprochent des couples d'agents

	20 agents						10 agents						2 agents						
	$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,5$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,5$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$		
	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	
100 x 100	$t=0$	-	$t=0$	$\pm 45$ 69%	$t=0$	$\pm 48$ 62%	$t=0$	-	$t=0$	$\pm 48$ 59%	$t=0$	$\pm 53$ 48%	$t=0$	-	$t=0$	$\pm 46$ 54%	$t=0$	$\pm 44$ 63%	
	$t=1$	-	$t=1$	$\pm 58$ 69%	$t=1$	$\pm 74$ 64%	$t=1$	-	$t=1$	$\pm 64$ 60%	$t=1$	$\pm 77$ 50%	$t=1$	-	$t=1$	$\pm 60$ 42%	$t=1$	$\pm 63$ 56%	
	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	$\pm 12$ $\pm 18\%$	$t(80\%)$	$\pm 8$ $\pm 8\%$	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	$\pm 14$ $\pm 12\%$	$t(80\%)$	$\pm 7$ $\pm 12\%$	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	$\pm 10$ $\pm 29\%$	$t(80\%)$	$j=7$ $\pm$	$300$ $\pm$
	$t=\infty$	-	$t=\infty$	$\pm 86$ $\pm$	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 13$	$t=\infty$	-	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 29$	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 11$	$t=\infty$	-	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 12$	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 7$	
200 x 200	$t=0$	-	$t=0$	$\pm 98$ 70%	$t=0$	$\pm 108$ 54%	$t=0$	-	$t=0$	$\pm 96$ 60%	$t=0$	$\pm 112$ 52%	$t=0$	-	$t=0$	$\pm 94$ 61%	$t=0$	$\pm 80$ 62%	
	$t=1$	-	$t=1$	$\pm 124$ 73%	$t=1$	$\pm 163$ 58%	$t=1$	-	$t=1$	$\pm 122$ 61%	$t=1$	$\pm 158$ 52%	$t=1$	-	$t=1$	$\pm 121$ 34%	$t=1$	$\pm 104$ 38%	
	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	$\pm 11$ $\pm 26\%$	$t(80\%)$	$\pm 285$ 14%	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	$\pm 14$ $\pm 12\%$	$t(80\%)$	$\pm 6$ 20%	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	$\pm 6$ $\pm 29\%$	$t(80\%)$	$j=7$ $\pm$	$300$ $\pm$
	$t=\infty$	-	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 25$	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 15$	$t=\infty$	-	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 25$	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 7$	$t=\infty$	-	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 10$	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 7$	
300 x 300	$t=0$	-	$t=0$	$\pm 151$ 54%	$t=0$	$\pm 134$ 62%	$t=0$	-	$t=0$	$\pm 138$ 55%	$t=0$	$\pm 159$ 50%	$t=0$	-	$t=0$	$\pm 186$ 40%	$t=0$	$\pm 172$ 55%	
	$t=1$	-	$t=1$	$\pm 191$ 51%	$t=1$	$\pm 183$ 56%	$t=1$	-	$t=1$	$\pm 175$ 51%	$t=1$	$\pm 217$ 44%	$t=1$	-	$t=1$	$\pm 210$ 38%	$t=1$	$\pm 219$ 42%	
	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	$\pm 8$ $\pm 22\%$	$t(80\%)$	$\pm 5$ $\pm 15\%$	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	$\pm 7$ $\pm 6\%$	$t(80\%)$	$\pm 5$ $\pm 17\%$	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	$\pm 6$ $\pm 29\%$	$t(80\%)$	$j=4$ $\pm 19\%$	$300$ $\pm$
	$t=\infty$	-	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 16$	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 8$	$t=\infty$	-	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 13$	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 7$	$t=\infty$	-	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 14$	$t=\infty$	$\pm 300$ $\pm 6$	

TABLE 1.5 – H1, SAKAKIBARA (2003)  $\bar{K}_s$  à  $t = 0$ ,  $t = 1$ ,  $t(80\%)$  et  $t = \infty$ , pour  $\theta = 0,10$ ,  $0,30$  et  $0,5$  et  $\sigma = 0,15$

mais les éloignent d'autres agents. Cette distance moyenne rapportée à l'espace connaissances du domaine  $s$  ( $MAXK_s$ ) donne le degré de complémentarité moyen pour le domaine  $s$  ( $\bar{\alpha}_s^{ij}$ ). Ce degré augmente proportionnellement. Or, pour l'équation de la capacité d'absorption de SAKAKIBARA (2003) (équation 1.7) et en prenant notre hypothèse d'un investissement en R & D nul ( $I_s^i = 0$ ), la capacité d'absorption des connaissances de  $j$  par  $i$  se réduit à la formule suivante :  $\lambda_s^{ij} = (1 - \alpha_s^{ij})$ . De ce fait, la capacité d'absorption moyenne ( $\lambda_s^{ij}$ ) diminue entre  $t = 0$  et  $t = 1$ . De plus, plus l'espace de connaissances initial ( $S_{(t=0)}$ ) sélectionné pour une simulation est important, moins la variation de la distance cognitive moyenne est importante entre  $t = 0$  et  $t = 1$  (table 1.6 page 38). Ceci s'explique par le fait qu'à variation constante de la distance cognitive moyenne entre  $t = 0$  et  $t =$

1, et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissances, il faut un accroissement plus important de la distance cognitive moyenne, en valeur absolue, pour l'hypothèse initiale  $S_{(t=0)} = 300 \times 300$  que pour  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . La distance cognitive moyenne augmentant moins vite entre  $t = 0$  et  $t = 1$  avec des espaces de connaissances initiaux plus importants, le degré moyen de complémentarité variant de manière identique en valeur relative, la variation de la capacité d'absorption moyenne diminue de façon plus importante.

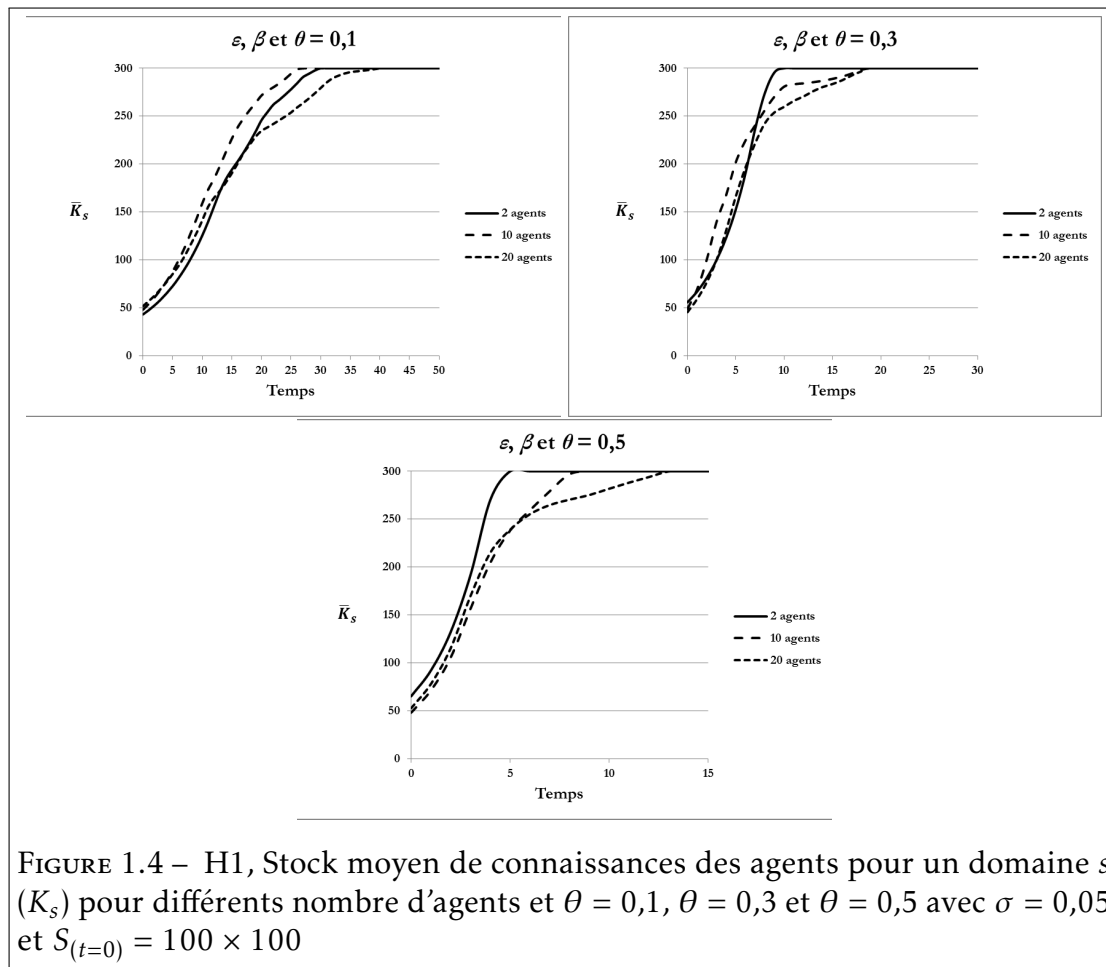
Espace de connaissances initial ( $S_{(t=0)}$ )		Distance cognitive moyenne ( $\bar{d}_s^U$ )	Variation de $\bar{d}_s^U$ entre $t = 0$ et $t = 1$	Degré moyen de complémentarité ( $\bar{\alpha}_s^U$ )	Capacité d'absorption moyenne ( $\bar{\lambda}_s^U$ )	Variation de $\bar{\lambda}_s^U$ entre $t = 0$ et $t = 1$
100 x 100	t = 0	40,1095388	4,58972697 (+11,44%)	0,13369846	0,86630154	-1,77%
	t = 1	44,6992657		0,14899755	0,85100245	
200 x 200	t = 0	63,7663837	6,38829043 (+10,02%)	0,21255461	0,78744539	-2,70%
	t = 1	70,1546741		0,23384891	0,76615109	
300 x 300	t = 0	136,916561	5,98545672 (+4,37%)	0,45638854	0,54361146	-3,67%
	t = 1	142,902018		0,47634006	0,52365994	

TABLE 1.6 – Evolution de la capacité d'absorption moyenne de 10 agents pour un domaine  $s$  entre  $t = 0$  et  $t = 1$  pour des simulations avec  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ ,  $200 \times 200$  et  $300 \times 300$ .

**Analyse de l'évolution du comportement du stock de connaissances moyen dans le temps** Les figures 1.4, 1.5, 1.6 et 1.7 montrent que le stock de connaissances atteint une limite asymptotique quand  $t$  tend vers l'infini et ce quel que soit  $\theta$ .

**Observation 3 :** Pour tout degré de partage de connaissances ( $\theta$ ), pour tout nombre d'agents, quel que soit la dimension initiale de l'espace connaissance  $S_{(t=0)}$  et quel que soit le degré de dispersion ( $\sigma$ ), l'ensemble des agents atteint à l'état stable la valeur maximale de connaissances possible dans le domaine  $s$  ( $MAXK_s = 300$ ).





**Observation 4 :** Dans le cas d'une dispersion faible du degré de partage des connaissances ( $\theta$ ), avec une dimension de l'espace connaissance initial de  $100 \times 100$ , la valeur du degré de partage des connaissances joue un rôle dans la rapidité avec laquelle les agents atteignent un état stable de  $K$ . On peut noter que l'évolution peut être observée en deux temps. Un premier temps voit les stocks de connaissances progresser de manière similaire et continue quel que soit le nombre d'agents. Cette progression est d'autant plus forte que la valeur de  $\theta$  est élevée. Dans un deuxième temps, une dispersion des parcours apparaît avec une progression systématiquement moins significative du cas portant sur 20 agents ce qui l'amène à atteindre un état stable plus tardivement.

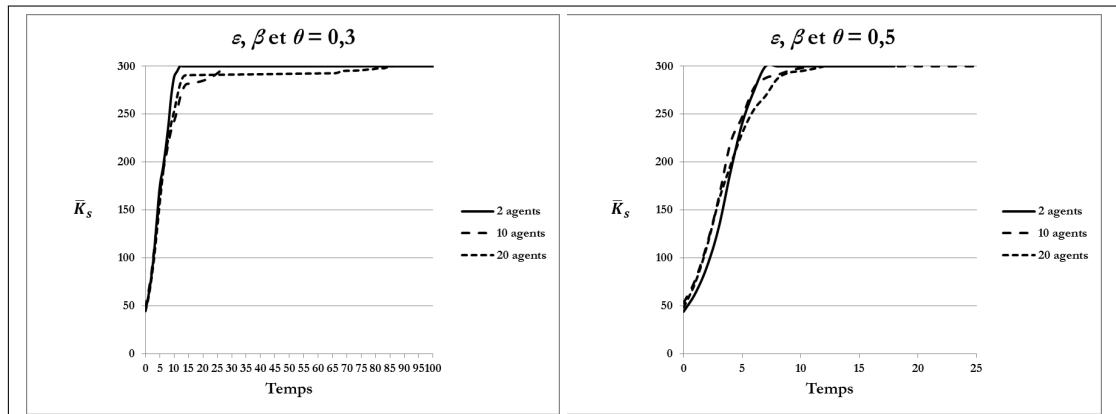


FIGURE 1.5 – H1, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $K_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\theta = 0,1$ ,  $\theta = 0,3$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  et  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$

Pour un espace initial de connaissances de  $300 \times 300$  (la totalité de l'espace connaissance), on retrouve les mêmes phénomènes avec quelques spécificités. Avec un degré  $\theta \rightarrow 0,1$ , la première période décrite *supra* est quasi inexistante et on assiste à une dispersion des parcours et l'atteinte d'un état stable plus tardivement que pour une dimension  $100 \times 100$ . La dimension initiale de l'espace connaissance joue ici un rôle de frein. Les agents débutent en moyenne avec un stock de connaissances plus important, mais la dispersion des agents est contrebalancée par la faible différenciation de  $\theta$  ( $\sigma = 0,05$ ).

Cependant, avec  $\theta$  plus important, la dimension initiale de l'espace connaissance va jouer un rôle d'accélérateur si on compare avec les résultats pour  $100 \times 100$ . Ainsi lorsque  $\theta = 0,3$  on retrouve le même comportement des courbes que pour  $\theta = 0,5$  pour un espace de  $100 \times 100$  ( $\sigma = 0,05$ ). Pour  $\theta = 0,5$ , on retrouve une évolution similaire au cas  $\sigma = 0,15$  soit une dispersion trois fois supérieure.

Dans le cas d'une dispersion élevée et un espace initiale de connaissances de  $100 \times 100$ , on retrouve la même configuration pour la première période. La deuxième période voit deux changements par rapport aux cas à faible dispersion. Pour  $\theta = 0,30$ , on constate une période plus longue sans état stable pour les cas à 10 et 20 agents. La dispersion élevée joue alors un rôle de ralentisseur. A

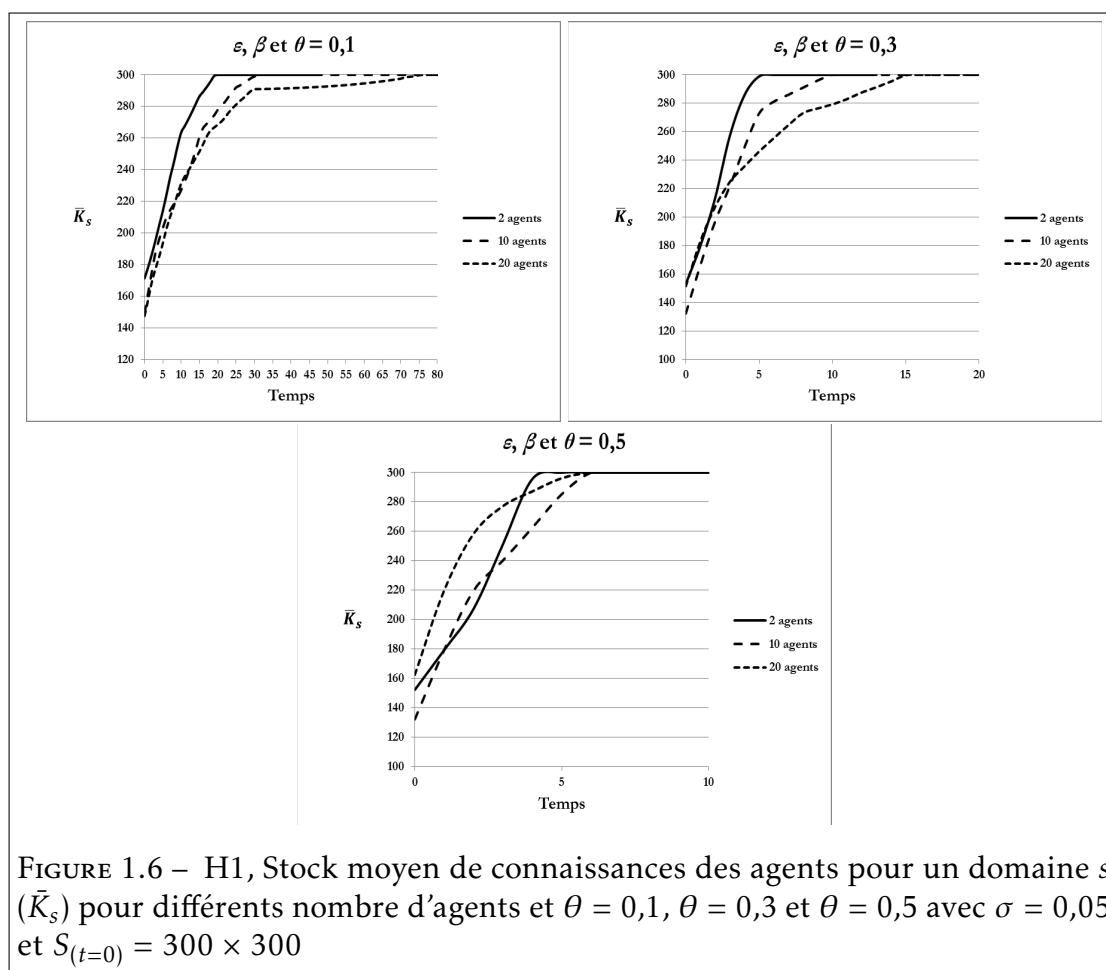


FIGURE 1.6 – H1, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\theta = 0,1$ ,  $\theta = 0,3$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $S_{(t=0)} = 300 \times 300$

l'opposé, pour  $\theta = 0,50$ , l'atteinte d'un état stable est plus rapide que pour une dispersion faible et ce quel que soit le nombre d'agent. A dispersion élevée, un effet de basculement et d'accélération semble apparaître quand  $\theta \geq 0,5$ .

Pour un espace initial de connaissances de  $300 \times 300$ , on voit disparaître la période de dispersion. L'ensemble des cas convergent de manière similaire entre  $t = 0$  et l'état stable.

**Observation 5 :** Pour un nombre donné d'agents en interaction, plus le degré de partage de connaissances est important, moins le temps nécessaire aux agents pour atteindre leur état stable est conséquent entre  $t = 0$  et  $t = \infty$  et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissances et le degré de dispersion

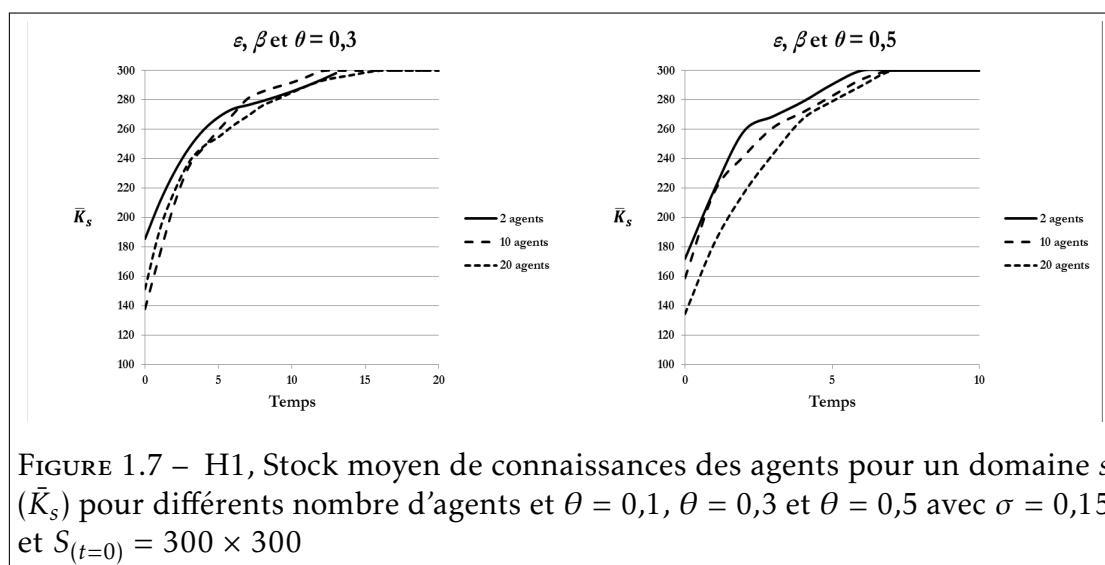


FIGURE 1.7 – H1, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\theta = 0,1$ ,  $\theta = 0,3$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  et  $S_{(t=0)} = 300 \times 300$

des paramètres ( $\sigma$ ).

**Observation 6 :** Pour une volonté donnée de partager des connaissances ( $\theta$ ), plus l'espace initial est large plus vite la majorité (+ de 80%) des agents en interaction atteignent leur niveau maximal de connaissances (état stable). Ce phénomène peut s'expliquer par la distribution initiale des agents dans l'espace de connaissances. A chaque tirage, quelques agents ont un stock de connaissances proche des frontières de l'espace initial. Cela génère de  $t = 1$  jusqu'à  $t = \infty$  un effet d'entraînement de ces derniers sur le reste de la communauté même avec un degré de partage et une volatilité faibles. Ce phénomène peut être comparé à celui d'une organisation à fortes capacités d'innovation qui transmettrait indirectement des informations, des connaissances à la communauté, déclenchant par là même un effet d'entraînement.

**Observation 7 :** Pour un degré donné de partage de connaissances ( $\theta$ ) et un degré de dispersion des paramètres faible, plus le nombre d'agents présents dans l'espace connaissance ( $> 2$ ) est important plus le temps nécessaire aux agents pour atteindre leur état stable est important et ce quel que soit la dimension de l'espace connaissance initiale.

**Remarque :** Cette observation n'est pas systématiquement avérée pour les cas où il y a une forte dispersion des paramètres.

**Explication théorique :** L'observation 7 peut paraître contre intuitive, la logique voulant, qu'à valeurs proches de paramètres, plus le nombre d'agents interagissant dans un espace donné est important plus vite la diffusion des connaissances s'opère car chaque agent a un choix plus vaste dans la sélection de ses partenaires. Or, ce phénomène est contrebalancé par plusieurs éléments.

Premièrement, chaque agent  $i$  ne peut, à chaque tour et dans chaque domaine  $s$ , n'interagir qu'avec un agent  $j$  qui est, dans l'hypothèse présentée dans cette sous section, le plus proche en terme de connaissances. Quel que soit le nombre d'agents en interaction, le nombre de relations par agent est identique ce qui limite le nombre d'interactions et donc la célérité de la diffusion.

Deuxièmement, l'équation même de SAKAKIBARA (2003) favorise ce genre de comportement.

Soit l'équation de la capacité d'absorption de SAKAKIBARA (2003) (équation 1.7) :  $\lambda_s^{ij} = \alpha_s^{ij} I_s^i + (1 - \alpha_s^{ij})$ . Dans notre modèle, nous posons l'hypothèse qu'il n'y a pas d'investissement en R & D ( $I_s^i = 0$  (cf. section *Conditions expérimentales, Hypothèses quant à la valeur de l'investissement*)).

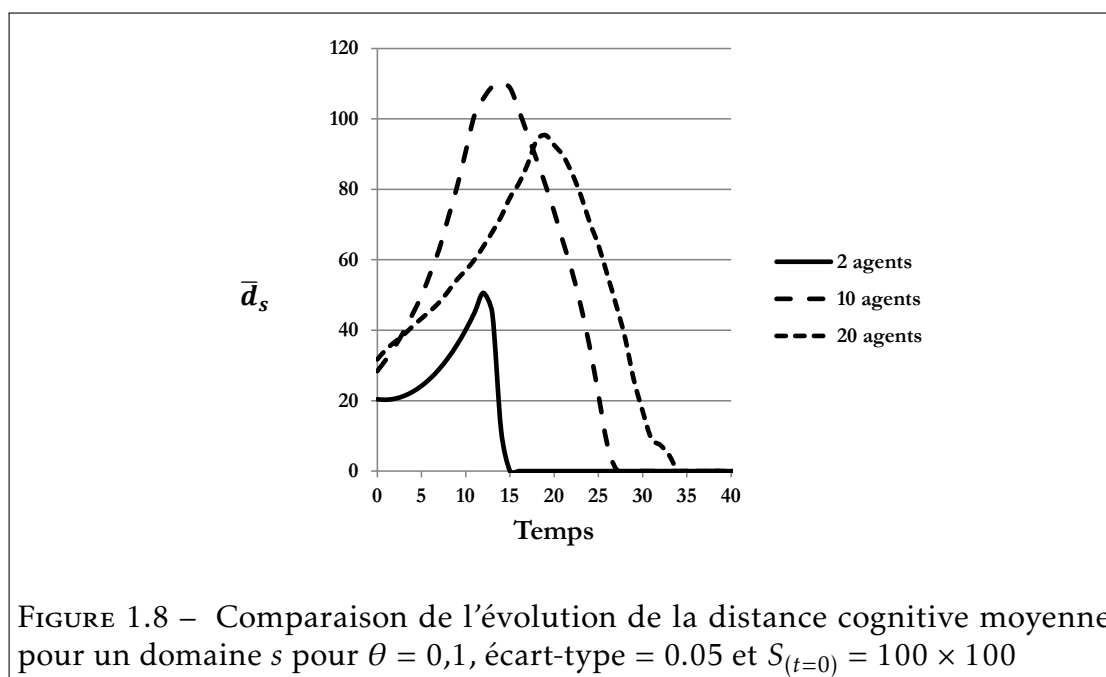
$$\begin{aligned} \Rightarrow \lambda_s^{ij} &= (1 - \alpha_s^{ij}) \\ \Rightarrow \lambda_s^{ij} &= 1 - \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s} \end{aligned}$$

Quand la distance entre les agents diminue,  $\alpha_s^{ij}$  diminue également et  $\lambda_s^{ij}$  augmente. Dans les premiers tours, les agents augmentent leur stock de connaissances. Mais le différentiel de  $\theta$  entre les agents amène globalement une augmentation de la distance entre les agents (figure 1.8 page 45). Rapidement certains agents atteignent la valeur maximale de l'espace connaissance (300). A partir de cette phase, la distance moyenne entre les agents diminue mécaniquement,

certaines agents continuant à acquérir des connaissances et les autres ayant atteint la valeur maximale dans le domaine  $s$  ( $MAXK_s = 300$ ). La distance entre agents diminue au fil du temps et la capacité d'absorption augmente. La rapidité avec laquelle l'ensemble des agents atteignent un état stable dépend de la proportion d'agents ayant préalablement atteint l'état stable. A proportion égale, plus il y a d'agents en interaction et plus il sera nécessaire d'avoir d'agents ayant atteint l'état stable. Ainsi pour les cas où 20 agents interagissent, le temps nécessaire à l'obtention d'un état stable pour l'ensemble des agents est plus important que pour les cas à 10 agents. Ainsi la table 1.4 page 36 permet de constater que pour un espace de connaissances initial de  $100 \times 100$ , plus de 80 % des agents ont atteint un état stable au bout de 21 tours lorsque 10 agents sont interaction et au bout de 32 tours pour le cas de 20 agents.

$k_s^i$	$\lambda_s^{ij}$	$\theta_s^i$	$k_s^j$	$\lambda_s^{ji}$	$\theta_s^j$	$d_s^{ij}$
85	0,95	0,15	100	0,95	0,1	15
94,5	0,94129167	0,15	112,1125	0,94129167	0,1	17,6125
105,053056	0,93199249	0,15	125,455309	0,93199249	0,1	20,4022532
116,745397	0,92201263	0,15	140,141608	0,92201263	0,1	23,3962115
129,66663	0,91126304	0,15	156,287718	0,91126304	0,1	26,6210877
143,908552	0,89965591	0,15	174,011779	0,89965591	0,1	30,1032268
159,563625	0,8871054	0,15	193,432006	0,8871054	0,1	33,8683812
176,723082	0,87352871	0,15	214,664469	0,87352871	0,1	37,9413864
195,47464	0,85884756	0,15	237,820372	0,85884756	0,1	42,3457317
215,899785	0,84298992	0,15	263,002809	0,84298992	0,1	47,1030248
238,070656	0,82589215	0,15	290,303011	0,82589215	0,1	52,2323543
262,046554	0,87348851	0,15	300	0,87348851	0,1	37,9534459
288,25121	0,96083737	0,15	300	0,96083737	0,1	11,7487905
300	1	0,15	300	1	0,1	0
300	1	0,15	300	1	0,1	0
300	1	0,15	300	1	0,1	0

TABLE 1.7 – Dynamique du stock moyen de connaissances des agents  $i$  et  $j$  avec l'équation de Sakakibara (2003) avec une stratégie de sélection de l'agent le plus proche en terme de connaissances et  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ .



**Pour chaque domaine  $s$ , les agents choisissent l'agent le plus éloigné au sein de l'espace connaissance (H2)**

Les résultats numériques des tableaux 1.8 page 46 et 1.9 page 47 présentent pour chaque couple  $(\theta, \sigma)$  le stock moyen de connaissances des agents par domaine de connaissances  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différentes dimensions de l'espace connaissance initial  $S_{(t=0)}$  et pour différents nombre d'agents à  $t = 0$ ,  $t = 1$ ,  $t(80\%)$  et  $t = \infty$ . L'intervalle de confiance relatif présenté dans les tableaux 1.8 page 46 1.9 page 47 a été choisi comme étant égal à l'écart type divisé par la valeur moyenne.

**Analyse du comportement du stock de connaissances moyen après une première itération**

**Observation 8 :** Pour un nombre donné d'agents, plus le degré de partage de connaissances est important, plus la hausse du stock moyen de connaissances est importante (en valeur absolue et en valeur relative) entre  $t = 0$  et  $t = 1$  et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissances et le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ).

	20 agents						10 agents						2 agents					
	$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,5$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,5$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,5$	
100 x 100	$t = 0$	45 ± 59%	$t = 0$	55 ± 53%	$t = 0$	58 ± 51%	$t = 0$	66 ± 49%	$t = 0$	61 ± 39%	$t = 0$	47 ± 63%	$t = 0$	58 ± 39%	$t = 0$	46 ± 85%	$t = 0$	73 ± 20%
	$t = 1$	48 ± 50%	$t = 1$	66 ± 32%	$t = 1$	70 ± 25%	$t = 1$	71 ± 39%	$t = 1$	74 ± 26%	$t = 1$	73 ± 22%	$t = 1$	63,3 ± 33%	$t = 1$	57 ± 54%	$t = 1$	107 ± 14%
	$t(80\%)$ = 34 ± 5%	300 ± 8 ± 6%	$t(80\%)$ = 8 ± 299,8 ± 6	$t(80\%)$ = 6 ± 300 ± 23 ± 23%	$t(80\%)$ = 23 ± 300 ± 9 ± 10%	$t(80\%)$ = 299,3 ± 5 ± 294 ± 24 ± 29%	$t(80\%)$ = 277 ± 9 ± 29%	$t(80\%)$ = 295 ± 4 ± 58%	$t(80\%)$ = 293 ± 4 ± 4%									
	$t = \infty$ = 37 ± 9	$t = \infty$ = 300 ± 9	$t = \infty$ = 300 ± 6	$t = \infty$ = 300 ± 25	$t = \infty$ = 300 ± 10	$t = \infty$ = 300 ± 6	$t = \infty$ = 300 ± 37	$t = \infty$ = 300 ± 10	$t = \infty$ = 300 ± 5									
200 x 200	$t = 0$	89 ± 61%	$t = 0$	108 ± 52%	$t = 0$	107 ± 51%	$t = 0$	97 ± 49%	$t = 0$	91 ± 73%	$t = 0$	87 ± 62%	$t = 0$	81 ± 78%	$t = 0$	79 ± 94%	$t = 0$	87 ± 69%
	$t = 1$	93 ± 55%	$t = 1$	127 ± 35%	$t = 1$	127 ± 33%	$t = 1$	103 ± 43%	$t = 1$	103 ± 55%	$t = 1$	119 ± 33%	$t = 1$	88 ± 77%	$t = 1$	79 ± 77%	$t = 1$	118 ± 36%
	$t(80\%)$ = 34 ± 32%	293 ± 8	$t(80\%)$ = 7 ± 300 ± 6	$t(80\%)$ = 299 ± 21 ± 2%	$t(80\%)$ = 298 ± 9 ± 6%	$t(80\%)$ = 299 ± 5 ± 299 ± 27 ± 29%	$t(80\%)$ = 298 ± 10 ± 297 ± 5 ± 3%	$t(80\%)$ = 300 ± 5 ± 300 ± 5 ± 5%										
	$t = \infty$ = 42 ± 7	$t = \infty$ = 300 ± 7	$t = \infty$ = 300 ± 7	$t = \infty$ = 300 ± 24	$t = \infty$ = 300 ± 10	$t = \infty$ = 300 ± 5	$t = \infty$ = 300 ± 28	$t = \infty$ = 300 ± 11	$t = \infty$ = 300 ± 5									
300 x 300	$t = 0$	150 ± 61%	$t = 0$	149 ± 49%	$t = 0$	156 ± 53%	$t = 0$	154 ± 52%	$t = 0$	168 ± 56%	$t = 0$	179 ± 49%	$t = 0$	121 ± 57%	$t = 0$	149 ± 65%	$t = 0$	118 ± 72%
	$t = 1$	155 ± 57%	$t = 1$	168 ± 39%	$t = 1$	177 ± 43%	$t = 1$	160 ± 49%	$t = 1$	182 ± 48%	$t = 1$	201 ± 40%	$t = 1$	130 ± 53%	$t = 1$	175 ± 54%	$t = 1$	149 ± 48%
	$t(80\%)$ = 29 ± 30%	298 ± 3	$t(80\%)$ = 10 ± 3%	$t(80\%)$ = 298 ± 9 ± 35%	$t(80\%)$ = 299,9 ± 20 ± 35%	$t(80\%)$ = 277 ± 12 ± 23%	$t(80\%)$ = 294 ± 5 ± 6%	$t(80\%)$ = 297 ± 17 ± 29%	$t(80\%)$ = 278 ± 6 ± 29%	$t(80\%)$ = 260 ± 5 ± 37%	$t(80\%)$ = 300 ± 5 ± 300 ± 5 ± 5%							
	$t = \infty$ = 32 ± 12	$t = \infty$ = 300 ± 12	$t = \infty$ = 300 ± 10	$t = \infty$ = 300 ± 30	$t = \infty$ = 300 ± 15	$t = \infty$ = 300 ± 7	$t = \infty$ = 300 ± 19	$t = \infty$ = 300 ± 13	$t = \infty$ = 300 ± 5									

TABLE 1.8 – H2, SAKAKIBARA (2003)  $\bar{K}_s$  à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t$  lorsque plus de 80% des agents ont atteint 300 pour  $\theta = 0,10, 0,30$  et  $0,5$  et  $\sigma = 0,05$

Cette observation est valable pour les deux types de stratégie (cf. observation 1).

**Observation 9 :** Pour un degré de partage de connaissances donné ( $\theta$ ) et une dispersion faible, quand la dimension de l'espace connaissance initiale augmente, la variation du stock moyen de connaissances diminue (en valeur 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 ( $\sigma$ ).

Cette observation n'est pas valable pour toutes les valeurs de dispersion élevée (e.g.  $\sigma = 0.15$ ) contrairement à H1. Cela peut s'expliquer par le fait qu'en choisissant un agent plus éloigné,  $d_s^{ij}$  est plus élevé, ce qui mécaniquement a un



	20 agents						10 agents						2 agents					
	$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,5$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,5$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$	
100 x 100	$t = 0$	-	$t = 0$	48 ± 62%	$t = 0$	45 ± 66%	$t = 0$	-	$t = 0$	45 ± 69%	$t = 0$	50 ± 54%	$t = 0$	-	$t = 0$	71 ± 47%	$t = 0$	52 ± 62%
	$t = 1$	-	$t = 1$	54 ± 48%	$t = 1$	65 ± 27%	$t = 1$	-	$t = 1$	53 ± 46%	$t = 1$	73 ± 22%	$t = 1$	-	$t = 1$	99 ± 43%	$t = 1$	82 ± 45%
	$t(80\%)$ = -	-	$t(80\%)$ = 37 ± 29%	264 ± 31%	$t(80\%)$ = 6	300 ± -	$t(80\%)$ = -	-	$t(80\%)$ = 23 ± 12%	297 ± 5%	$t(80\%)$ = 4 ± 10%	299,5 ± 1%	$t(80\%)$ = -	-	$t(80\%)$ = 9 ± 29%	289 ± 9%	$t(80\%)$ = 7 ± 29%	298 ± 2%
	$t = \infty$	-	$t = \infty$ = 46	300 ± -	$t = \infty$ = 8	300 ± -	$t = \infty$	-	$t = \infty$ = 24	300 ± -	$t = \infty$ = 5	300 ± -	$t = \infty$ = -	-	$t = \infty$ = 11	300 ± -	$t = \infty$ = 8	300 ± -
200 x 200	$t = 0$	-	$t = 0$	88 ± 67%	$t = 0$	111 ± 58%	$t = 0$	-	$t = 0$	98 ± 53%	$t = 0$	108 ± 49%	$t = 0$	-	$t = 0$	126 ± 42%	$t = 0$	122 ± 48%
	$t = 1$	-	$t = 1$	99 ± 52%	$t = 1$	128 ± 41%	$t = 1$	-	$t = 1$	123 ± 35%	$t = 1$	143 ± 29%	$t = 1$	-	$t = 1$	153 ± 39%	$t = 1$	179 ± 45%
	$t(80\%)$ = -	-	$t(80\%)$ = 13 ± 32%	284 ± 15%	$t(80\%)$ = 7	300 ± -	$t(80\%)$ = -	-	$t(80\%)$ = 8 ± -	300 ± -	$t(80\%)$ = 5 ± 6%	299,7 ± 1%	$t(80\%)$ = -	-	$t(80\%)$ = 9 ± 29%	294 ± 5%	$t(80\%)$ = 5 ± -	300 ± -
	$t = \infty$	-	$t = \infty$ = 17	300 ± -	$t = \infty$ = 7	300 ± -	$t = \infty$	-	$t = \infty$ = 8	300 ± -	$t = \infty$ = 6	300 ± -	$t = \infty$ = -	-	$t = \infty$ = 10	300 ± -	$t = \infty$ = 5	300 ± -
300 x 300	$t = 0$	-	$t = 0$	161 ± 51%	$t = 0$	147 ± 62%	$t = 0$	-	$t = 0$	138 ± 63%	$t = 0$	132 ± 77%	$t = 0$	-	$t = 0$	175 ± 47%	$t = 0$	169 ± 52%
	$t = 1$	-	$t = 1$	180 ± 39%	$t = 1$	169 ± 48%	$t = 1$	-	$t = 1$	152 ± 53%	$t = 1$	167 ± 54%	$t = 1$	-	$t = 1$	207 ± 40%	$t = 1$	221 ± 35%
	$t(80\%)$ = -	-	$t(80\%)$ = 11 ± 32%	295 ± 7%	$t(80\%)$ = 6 ± 17%	296 ± 5%	$t(80\%)$ = -	-	$t(80\%)$ = 11 ± 23%	298 ± 4%	$t(80\%)$ = 6 ± -	299,7 ± -	$t(80\%)$ = -	-	$t(80\%)$ = 5 ± 29%	295 ± 4%	$t(80\%)$ = 3 ± -	300 ± -
	$t = \infty$	-	$t = \infty$ = 14	300 ± -	$t = \infty$ = 7	300 ± -	$t = \infty$	-	$t = \infty$ = 13	300 ± -	$t = \infty$ = 7	300 ± -	$t = \infty$ = -	-	$t = \infty$ = 6	300 ± -	$t = \infty$ = 3	300 ± -

TABLE 1.9 – H2, SAKAKIBARA (2003)  $\bar{K}_s$  à  $t = 0, t = 1$ , et  $t$  lorsque plus de 80% des agents ont atteint 300 pour  $\theta = 0,10, 0,30$  et  $0,5$  et  $\sigma = 0,15$

impact sur la capacité d'absorption ( $\lambda_s^{ij} = \alpha_s^{ij} I_s^i + (1 - \alpha_s^{ij})$  avec  $\alpha_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s}$ ),  $\alpha_s^{ij}$  tendant vers 1.

**Analyse de l'évolution du comportement du stock de connaissances moyen des agents dans le temps** La figure 1.9 page 48 montre l'évolution du stock de connaissances dans le temps.

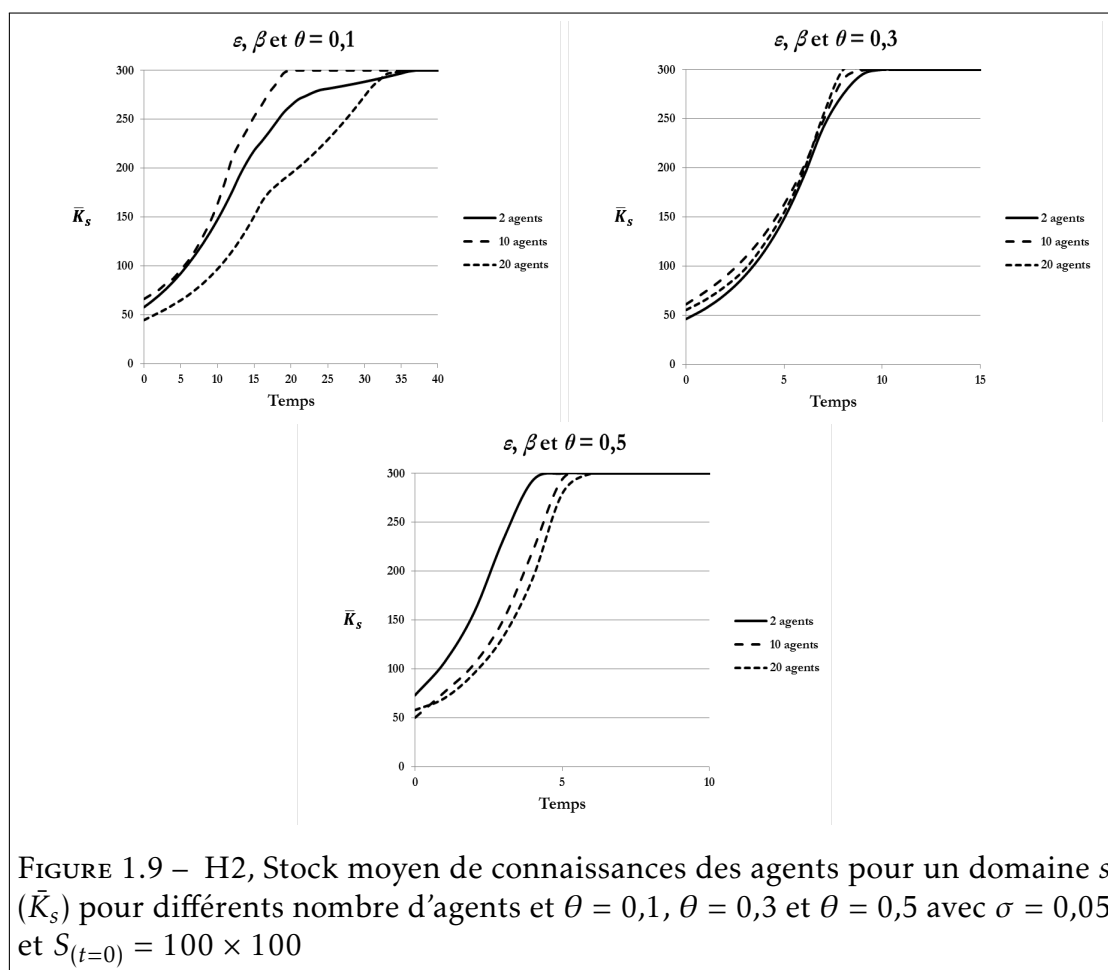


FIGURE 1.9 – H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\theta = 0,1$ ,  $\theta = 0,3$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$

**Observation 10 :** Pour tout degré de partage de connaissances ( $\theta$ ), pour tout nombre d'agents, quel que soit la dimension initiale de l'espace connaissance et quel que soit le degré de dispersion ( $\sigma$ ), l'ensemble des agents atteignent à l'état stable la valeur maximale de connaissances (300).

**Quelque soit l'hypothèse choisie, l'ensemble des agents atteignent systématiquement la valeur maximale de connaissances possible (300).**

**Observation 11 :** Dans le cas d'une dispersion faible, avec une dimension initiale de l'espace connaissance de  $100 \times 100$ , la valeur du degré de partage des connaissances joue un rôle dans la rapidité avec laquelle les agents atteignent un état stable de  $K$ . Pour ce point, nous retrouvons la même observation que

pour H1 (observation 4). Cependant, contrairement à l'observation 4, nous ne constatons pas l'existence de deux périodes de temps (progression similaire puis dispersion). Pour  $\theta \rightarrow 0,1$ ,  $K$  évolue de manière dispersée suivant le nombre d'agents en interaction avant d'atteindre un état stable. Dans ce cas, il est plus difficile pour le cas à 20 agents de trouver un état stable contrairement au cas avec 10 agents.

Plus  $\theta$  augmente et plus on retrouve de  $t = 1$  à  $t = \infty$ , une progression similaire de  $K$  quel que soit le nombre d'agents.

Cette progression est d'autant plus rapide que la valeur de  $\theta$  est élevée. Au delà de son rôle d'accélérateur en terme d'atteinte d'un état stable, la valeur du degré de partage de connaissances a un impact sur la cohésion des comportements de  $K$  des agents. Pour un espace initial de connaissances de  $300 \times 300$  (la totalité de l'espace connaissance), on retrouve les mêmes phénomènes avec quelques spécificités. Avec un degré  $\theta \rightarrow 0,1$ , la première période décrite *supra* est quasi inexistante et on assiste à une dispersion des parcours et l'atteinte d'un état stable plus tardivement que pour une dimension  $100 \times 100$  (figure 1.11 page 51). La dimension initiale de l'espace connaissance joue ici un rôle de frein. Les agents débutent en moyenne avec un stock de connaissances plus important, mais la dispersion des agents est contrebalancée par la faible différenciation de  $\theta$  ( $\sigma = 0,05$ ). Cependant, avec  $\theta$  plus important, la dimension initiale de l'espace connaissance va jouer un rôle d'accélérateur si on compare avec les résultats pour  $100 \times 100$ . Ainsi lorsque  $\theta = 0,3$  on retrouve le même comportement des courbes que pour  $\theta = 0,5$  pour un espace de  $100 \times 100$  ( $\sigma = 0,05$ ). Pour  $\theta = 0,5$ , on retrouve une évolution similaire au cas  $\sigma = 0,15$  soit une dispersion trois fois supérieure.

Dans le cas d'une dispersion élevée et un espace initial de connaissances de  $100 \times 100$ , on retrouve la même configuration pour la première période. Pour  $\theta = 0,30$ , on constate une période plus longue sans état stable pour les cas à 10 et 20 agents. La dispersion élevée joue alors un rôle de ralentisseur.

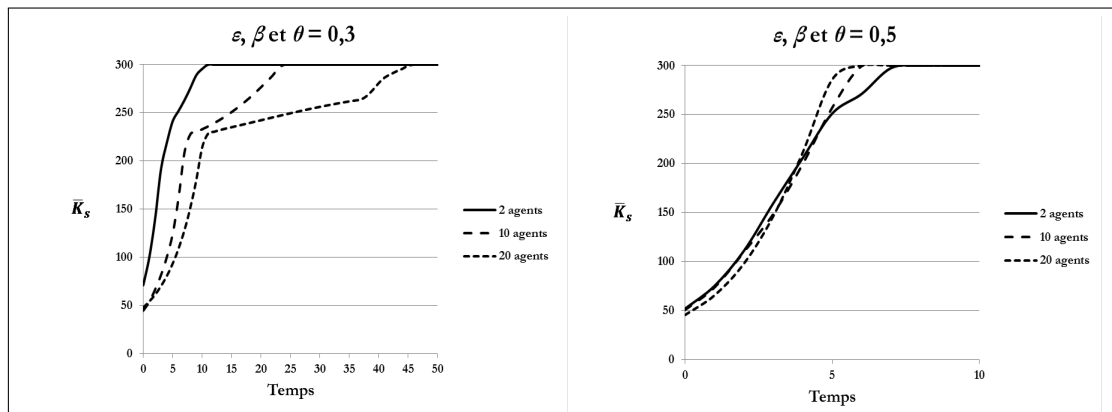


FIGURE 1.10 – H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\theta = 0,1$ ,  $\theta = 0,3$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  et  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$

		20						10						2					
		0.1		0.3		0.5		0.1		0.3		0.5		0.1		0.3		0.5	
		H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2
0.05	100 x 100	40	37	20	6	14	6	28	25	19	10	9	6	30	37	9	10	5	5
	200 x 200	68	42	12	7	8	7	51	24	11	10	7	5	18	28	8	11	5	5
	300 x 300	76	32	16	12	6	10	31	32	16	15	7	7	20	19	6	13	5	5
0.15	100 x 100	-	-	86	46	13	6	-	-	29	24	11	6	-	-	12	11	7	8
	200 x 200	-	-	18	17	15	7	-	-	25	8	6	5	-	-	10	10	7	5
	300 x 300	-	-	16	14	8	7	-	-	13	13	7	7	-	-	14	6	6	3

TABLE 1.10 – SAKAKIBARA (2003), temps nécessaire à l'émergence d'états stables pour les deux hypothèses du mode de sélection des agents.

**Observation 12 :** Pour un nombre donné d'agents en interaction, plus le degré de partage de connaissances est important, moins les agents mettent de temps pour atteindre leur 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 ( $\sigma$ ). Cette observation est valable pour les deux types de stratégie.

**Observation 13 :** Pour un degré donné de partage de connaissances ( $\theta$ ) et un degré de dispersion des paramètres élevé, plus le nombre d'agents ( $> 2$ ) est important plus le temps nécessaire aux agents pour atteindre leur état stable est important et ce quel que soit la dimension de l'espace connaissance initiale.

Cette observation peut paraître intuitive. Avec l'équation de SAKAKIBARA (2003), la capacité d'absorption est déterminée avant tout par la complémentarité

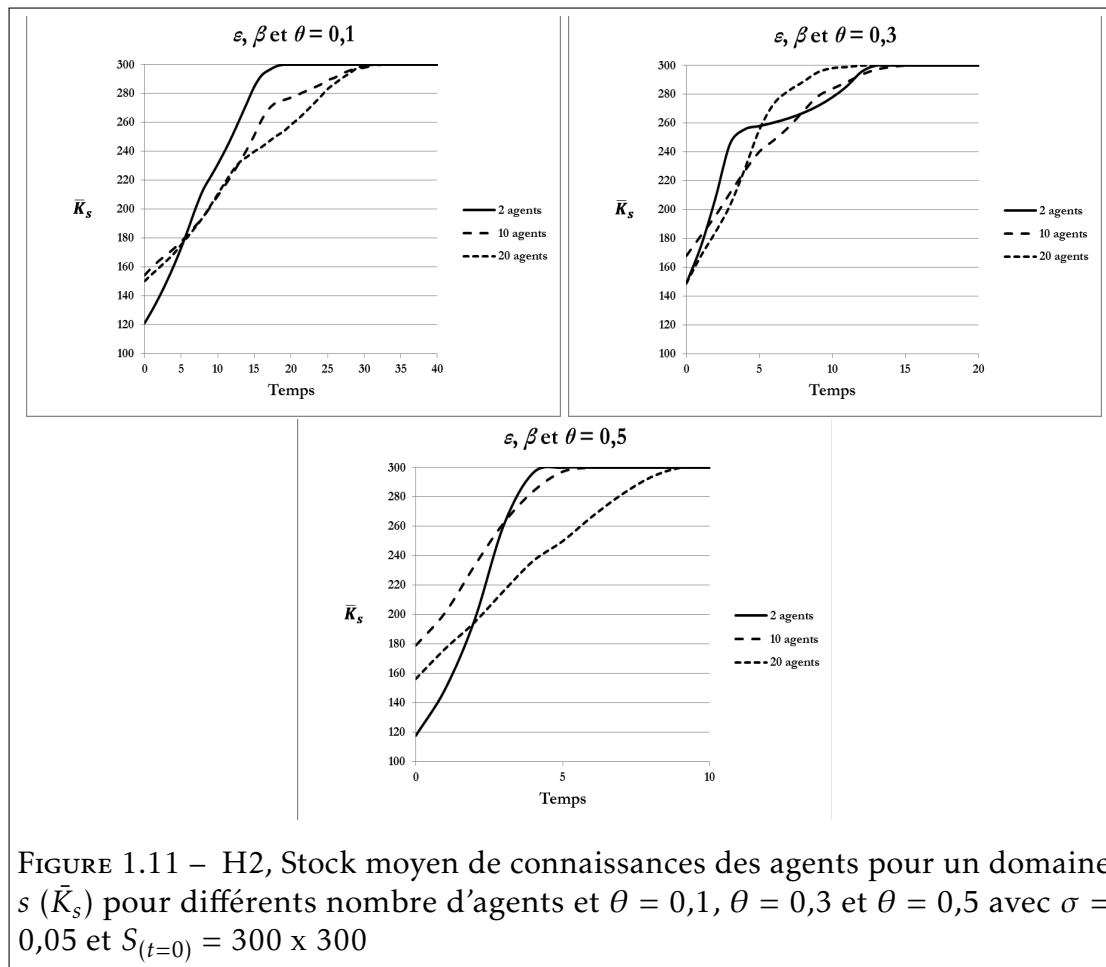


FIGURE 1.11 – H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\theta = 0,1$ ,  $\theta = 0,3$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $S_{(t=0)} = 300 \times 300$

rité ou la substitution des connaissances des agents ( $\alpha_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{\text{MAX}K_s}$ ). La distance en terme de connaissances entre les agents est donc l'élément moteur. Une stratégie consistant à sélectionner l'agent le plus éloigné, augmente la capacité d'absorption. Mais avec une grande dispersion du degré de partage des connaissances ( $\theta$ ), les bénéfices de la grande distance entre les connaissances peut être en partie annulée par le faible degré de partage des connaissances de certains agents.

**Remarque :** Cette observation n'est pas systématiquement avérée pour les cas où il y a une faible dispersion des paramètres, contrairement à ce qui se déroule pour une stratégie de sélection des agents les plus proches en terme

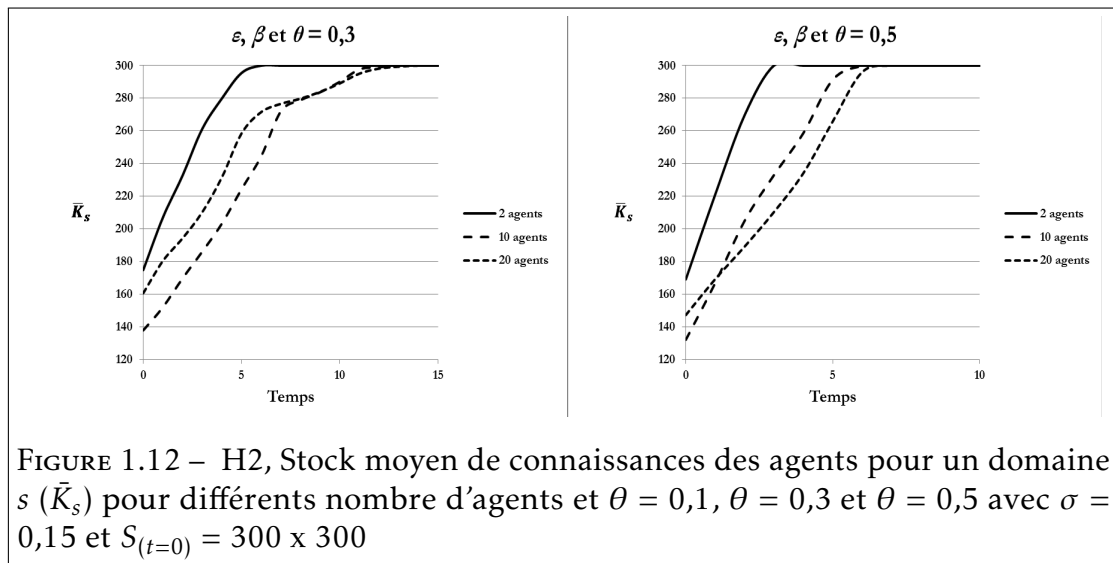


FIGURE 1.12 – H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\theta = 0,1$ ,  $\theta = 0,3$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  et  $S_{(t=0)} = 300 \times 300$

de connaissances (cf. observation 7). Pour des valeurs du degré de partage des connaissances faibles (e.g.  $\theta = 0.1$ ) ou fortes (e.g.  $\theta = 0.5$ ) plus il y a d'agent ( $> 2$ ) plus le temps mis par l'ensemble des agents à atteindre un état stable ( $\leq 300$ ) est important. Pour des valeurs intermédiaires (e.g.  $\theta = 0.3$ ), le temps se réduit.

A paramètres identiques, le fait de choisir la stratégie de sélection de l'agent ayant les connaissances les plus éloignées (complémentarité élevée) permet aux agents de voir leur stock de connaissances moyen dans un domaine  $s$  atteindre plus rapidement son état stable que la stratégie de sélection de l'agent le plus proche, et ce pour tout nombre d'agent  $> 2$ . Il semble donc intéressant, dans la vision de SAKAKIBARA (2003) de la capacité d'absorption, de privilégier les partenaires ayant une distance importante en terme de connaissances. Notre modèle avec l'équation de SAKAKIBARA (2003), sans investissement en R & D, semble amener à privilégier la complémentarité.

#### 1.4.2 EGBETOKUN et SAVIN (2012)

##### *Analyse des mécanismes*

Afin d'avoir une meilleure compréhension des conséquences des interactions entre les agents, nous décrivons l'enchaînement des événements à travers un

exemple numérique en se basant sur le cas de l'interaction entre deux agents. L'exemple ci-dessous (Table 1.11) est tiré des nombreux tirages effectués. Nous avons alors les paramètres suivants :

- Espace connaissance initial : 200 x 200
- $\varepsilon, \beta, \theta \rightarrow \mathcal{N}(0,5, 0,15)$

Nous avons sélectionné ces paramètres pour présenter un cas où la dispersion est importante ce qui permet d'obtenir une diversité de valeur pour chaque paramètre.

De manière dynamique à chaque tour, les agents déterminent la distance en terme de connaissances qui les sépare dans chaque domaine  $s$  ( $d_1^{ij}$  et  $d_2^{ij}$ ) de l'agent le plus proche (pour la stratégie H1) ou de l'agent le plus éloigné (stratégie H2) en terme de connaissances. Ils recalculent leur capacité d'absorption de connaissances dans chaque domaine  $s$  ( $\lambda_{k_1}^{ij}$  et  $\lambda_{k_2}^{ij}$  pour  $i$ ,  $\lambda_{k_1}^{ji}$  et  $\lambda_{k_2}^{ji}$  pour  $j$ ). Pour se faire, ils utilisent la capacité à générer des nouveautés de leur partenaire ( $\beta_{k_1}^j$  et  $\beta_{k_2}^j$  pour  $i$  et  $\beta_{k_1}^i$  et  $\beta_{k_2}^i$  pour  $j$ ), leur propre capacité à générer des nouveautés, le degré de partage des connaissances de leur partenaire ( $\theta_{k_1}^j$  et  $\theta_{k_2}^j$  pour  $i$  et  $\theta_{k_1}^i$  et  $\theta_{k_2}^i$  pour  $j$ ) et la distance cognitive. Suivant nos hypothèses :

- Pour chaque agent, la capacité de nouveauté est identique quel que soit le domaine  $s$  ( $\beta_1^i = \beta_2^i$  et  $\beta_1^j = \beta_2^j$ ) et est constante dans le temps.
- Pour chaque agent, la capacité d'apprentissage est différente suivant le domaine ( $\varepsilon_1^i \neq \varepsilon_2^i$  et  $\varepsilon_1^j \neq \varepsilon_2^j$ ) mais est constante dans le temps.
- Pour chaque agent, le degré de partage des connaissances est différent suivant le domaine ( $\theta_1^i \neq \theta_2^i$  et  $\theta_1^j \neq \theta_2^j$ ) mais est constant dans le temps.

Sur le plan dynamique, la variation dans le temps de la capacité d'absorption dépend uniquement de la variation de la distance car la capacité d'apprentissage, la capacité de nouveauté et le degré de partage des connaissances sont des constantes. La distance cognitive quant à elle dépend de l'évolution de stocks de connaissances des agents  $i$  et  $j$  dans le domaine concerné.

Trois grandes formes d'évolution apparaissent. Les deux premières sont présentées dans la Table 1.12 page 56. Classiquement, l'évolution du stock des

t	i						j						$a_{k_1}^{ij}$	$a_{k_2}^{ij}$
	$\lambda_1^i$	$\theta_1^i$	$k_1^i$	$\lambda_2^i$	$\theta_2^i$	$k_2^i$	$\lambda_1^j$	$\theta_1^j$	$k_1^j$	$\lambda_2^j$	$\theta_2^j$	$k_2^j$		
0	0,324	0,519	16,696	0,294	0,368	106,373	0,673	0,484	15,209	0,556	0,624	154,229	1,488	47,856
1	0,023	0,519	16,869	0,615	0,368	165,567	0,016	0,484	15,351	0,462	0,624	172,276	1,518	6,709
2	0,024	0,519	17,047	0,104	0,368	176,705	0,017	0,484	15,499	0,073	0,624	176,734	1,548	0,029
3	0,024	0,519	17,230	0,000	0,368	176,755	0,017	0,484	15,650	0,000	0,624	176,755	1,580	0,001
4	0,025	0,519	17,419	0,000	0,368	176,757	0,017	0,484	15,807	0,000	0,624	176,755	1,612	0,002
5	0,025	0,519	17,614	0,000	0,368	176,760	0,018	0,484	15,968	0,000	0,624	176,756	1,645	0,003
6	0,026	0,519	17,814	0,000	0,368	176,765	0,018	0,484	16,135	0,000	0,624	176,759	1,679	0,006
7	0,026	0,519	18,021	0,000	0,368	176,776	0,019	0,484	16,307	0,000	0,624	176,763	1,714	0,013
8	0,027	0,519	18,234	0,000	0,368	176,799	0,019	0,484	16,484	0,000	0,624	176,773	1,750	0,026
9	0,028	0,519	18,455	0,000	0,368	176,845	0,019	0,484	16,668	0,000	0,624	176,792	1,787	0,053
10	0,028	0,519	18,682	0,001	0,368	176,939	0,020	0,484	16,857	0,001	0,624	176,830	1,825	0,108
11	0,029	0,519	18,916	0,002	0,368	177,128	0,020	0,484	17,053	0,001	0,624	176,909	1,863	0,219
12	0,029	0,519	19,159	0,003	0,368	177,512	0,021	0,484	17,255	0,002	0,624	177,068	1,903	0,445
13	0,030	0,519	19,409	0,007	0,368	178,290	0,021	0,484	17,465	0,005	0,624	177,390	1,944	0,900
14	0,031	0,519	19,668	0,014	0,368	179,866	0,022	0,484	17,682	0,010	0,624	178,045	1,987	1,821
15	0,031	0,519	19,936	0,029	0,368	183,052	0,022	0,484	17,906	0,020	0,624	179,377	2,030	3,675
16	0,032	0,519	20,213	0,057	0,368	189,483	0,022	0,484	18,138	0,040	0,624	182,100	2,075	7,383
17	0,033	0,519	20,500	0,114	0,368	202,404	0,023	0,484	18,379	0,080	0,624	187,704	2,121	14,701
18	0,033	0,519	20,797	0,220	0,368	228,129	0,023	0,484	18,629	0,157	0,624	199,374	2,168	28,755
19	0,034	0,519	21,105	0,404	0,368	278,409	0,024	0,484	18,888	0,294	0,624	224,054	2,217	54,355
20	0,035	0,519	21,424	0,677	0,368	300,000	0,025	0,484	19,156	0,513	0,624	276,584	2,268	23,416
21	0,036	0,519	21,755	0,337	0,368	300,000	0,025	0,484	19,435	0,244	0,624	300,000	2,320	0,000
22	0,036	0,519	22,098	0,000	0,368	300,000	0,026	0,484	19,724	0,000	0,624	300,000	2,373	0,000
23	0,037	0,519	22,454	0,000	0,368	300,000	0,026	0,484	20,025	0,000	0,624	300,000	2,429	0,000
24	0,038	0,519	22,824	0,000	0,368	300,000	0,027	0,484	20,338	0,000	0,624	300,000	2,486	0,000
25	0,039	0,519	23,209	0,000	0,368	300,000	0,027	0,484	20,663	0,000	0,624	300,000	2,546	0,000
26	0,040	0,519	23,609	0,000	0,368	300,000	0,028	0,484	21,002	0,000	0,624	300,000	2,607	0,000
27	0,041	0,519	24,026	0,000	0,368	300,000	0,029	0,484	21,355	0,000	0,624	300,000	2,671	0,000

TABLE 1.11 – Evolution du stock de connaissances des agents  $i$  et  $j$  dans le domaine 1 ( $k_1^i$  et  $k_1^j$ ) et dans le domaine 2 ( $k_2^i$  et  $k_2^j$ ) avec  $\varepsilon, \beta, \theta = 0,5, \sigma = 0,15$  et  $S_{(t=0)} = 200 \times 200$

connaissances prend une forme convexe lorsque :

- $\lambda_s^i \theta_s^j > \lambda_s^j \theta_s^i$  pour  $k_s^i > k_s^j$
- $\lambda_s^i \theta_s^j < \lambda_s^j \theta_s^i$  pour  $k_s^i < k_s^j$

Elle prend une forme concave lorsque :

- $\lambda_s^i \theta_s^j > \lambda_s^j \theta_s^i$  pour  $k_s^i < k_s^j$
- $\lambda_s^i \theta_s^j < \lambda_s^j \theta_s^i$  pour  $k_s^i > k_s^j$



L'évolution est d'autant plus rapide que la distance cognitive est importante. Cela peut s'expliquer par la formule même du calcul du stock de connaissances qui est le produit de la capacité d'absorption, du degré de partage des connaissances du partenaire et de son stock de connaissances.

En régime permanent, la fonction se stabilise lorsque  $k_s^i = k_s^j = 300$  car les deux agents ont atteint le stock de connaissances maximal ( $MAXK_s$ ). Cet état peut également se produire lorsque  $k_s^i$  ou  $k_s^j < MAXK_s$ . Cet état s'explique sur la période de temps où la distance cognitive ( $d_s^{ij}$ ) tend vers 0. Si les deux agents ont une distance cognitive proche de 0, la capacité d'absorption tend vers 0 et il est impossible pour les agents d'absorber plus de connaissances de manière significative. Les stocks de connaissances des deux agents restent alors à un état stationnaire.

Une troisième forme d'évolution du stock moyen de connaissances peut apparaître. Elle prend la forme d'une sigmoïde (figure 1.13 page 57). Cette forme peut être divisée en trois phases temporelles.

La première phase voit le stock de connaissances de  $i$  dans  $s$  progresser plus vite que celui de  $j$ . Pour  $k_s^i < k_s^j$ , on assiste à cet effet de rattrapage de  $i$  sur  $j$  dans un domaine  $s$  lorsque  $\lambda_s^i \theta_s^j > \lambda_s^j \theta_s^i$  (figures 1.13 page 57 et 1.14 page 57).

Lors de la deuxième phase,  $k_s^i > k_s^j$  mais les stocks progressent moins vite car  $\lambda_s^i \rightarrow 0$  et  $\lambda_s^j \rightarrow 0$  (figure 1.12 page 52). Les deux stocks de  $i$  et de  $j$  sont en quasi régime stable. La diminution de la capacité d'absorption s'explique par le rapprochement de  $i$  et de  $j$  ( $d_s^{ij} \rightarrow 0$ ). On retrouve ici l'état stationnaire présenté *supra*. Nonobstant, dans cette configuration, les deux agents sortent de cet état stationnaire temporaire (figures 1.13 page 57 et 1.14 page 57). Les simulations ont montré que cette situation n'est possible que dans le cas où  $d_s^{ij} > 10^{-7}$ .

La troisième phase voit de nouveaux les stocks de connaissances de  $i$  et  $j$  progresser fortement du fait d'une augmentation de la distance entre  $i$  et  $j$ . Cette

phase se poursuit jusqu'à l'atteinte d'un état stable (figures 1.13 page 57 et 1.14 page 57).

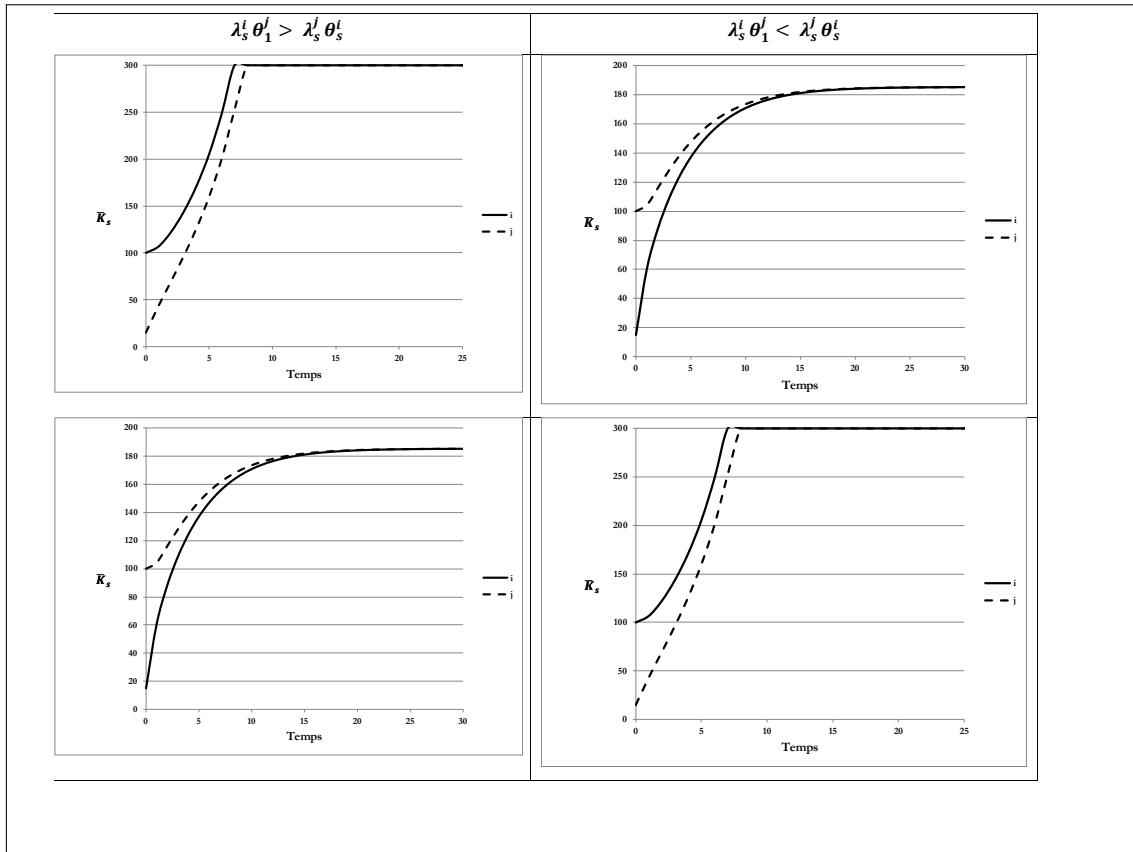
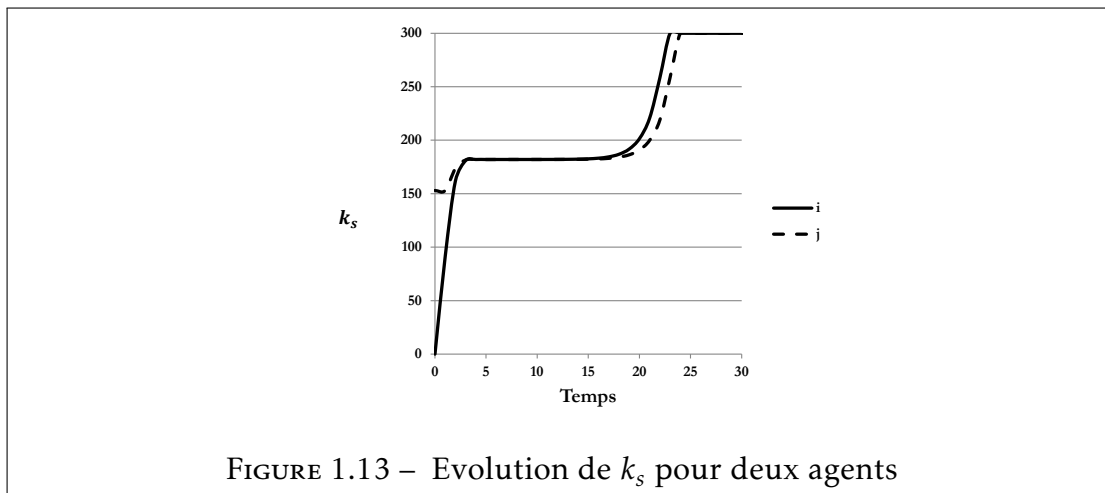
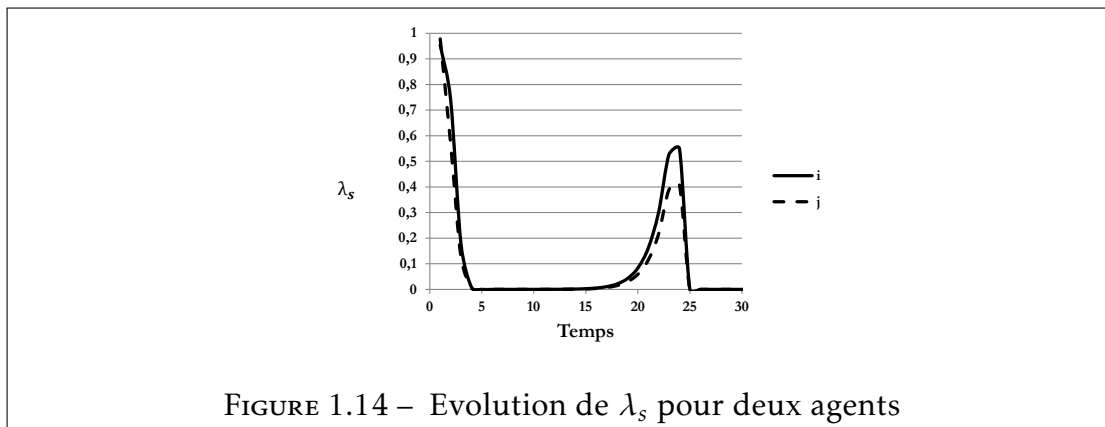


TABLE 1.12 – Formes d'évolution du stock des connaissances de deux agents

L'exemple numérique *supra* montre que pour  $k_2$ , l'agent  $i$  a, en  $t = 0$ , un stock de connaissances moindre que  $j$  (106,373 vs 154,229). Mais  $\lambda_s^{ij} \theta_{k_1}^j > \lambda_s^{ji} \theta_s^i \forall t > 0$  (cf. table 1.11 page 54).

FIGURE 1.13 – Evolution de  $k_s$  pour deux agentsFIGURE 1.14 – Evolution de  $\lambda_s$  pour deux agents

***Pour chaque domaine  $s$ , les agents choisissent l'agent le plus proche au sein de l'espace connaissance (H1)***

Les résultats numériques des tableaux 1.13 page 58 et 1.14 page 59 présentent pour chaque tuple  $(\varepsilon, \beta, \theta, \sigma)^2$  le stock moyen de connaissances des agents par domaine de connaissances  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différentes dimension de l'espace connaissance initial  $S_{(t=0)}$  et pour différents nombre d'agents à  $t = 0$ ,  $t = 1$ ,  $t(80\%)$  et  $t = \infty$ . L'intervalle de confiance relatif présenté dans les tableaux 1.13 page 58 et 1.14 page 59 a été choisi comme étant égal à l'écart type divisé par la valeur moyenne.

2. Rappel : Pour chaque simulation, la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) et la capacité de nouveauté ( $\beta$ ) ont des valeurs initiales générées par  $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$  comme celles affectées au degré de partage des connaissances ( $\theta$ ) comme spécifié dans les conditions expérimentales.

	20 agents						10 agents						2 agents							
	$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$			
	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$		
100 <math>S_{(t=0)}</math>	51 ± 53%	52 ± 50%	48 ± 64%	48 ± 61%	57 ± 53%	59 ± 48%	49 ± 36%	61 ± 49%	61 ± 36%	73 ± 27%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%		
	51 ± 53%	53 ± 50%	49 ± 64%	48,5 ± 61%	58 ± 53%	61 ± 47%	51 ± 34%	69 ± 38%	73 ± 27%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	198 ± 52%	
	68 ± 89 85%	83 ± 61 89%	62 ± 46 75%	86 ± 97 90%	101 ± 72 84%	94 ± 37 68%	160 ± >100 70%	238 ± 30 39%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%
	72 ± >100	87 ± 93 94%	64 ± 85 74%	87 ± >100	103 ± 91 82%	95 ± 65 67%	161 ± >100 67%	239 ± 31 39%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%	198 ± 35 52%
200 <math>S_{(t=0)}</math>	89 ± 57%	97 ± 67%	87 ± 64%	97 ± 63%	113 ± 53%	83 ± 71%	67 ± 71%	125 ± 47%	79 ± 66%	278,7 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	
	90 ± 57%	99 ± 66%	90 ± 64%	98 ± 63%	118 ± 54%	89 ± 69%	71 ± 66%	150 ± 45%	106 ± 47%	278,7 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	
	107 ± 75 61%	127 ± 58 64%	124 ± 54 72%	119 ± 40 68%	172,2 ± 50 49%	145 ± 33 62%	102 ± 40 57%	300 ± 61 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%
	108 ± >100 59%	128 ± 97 96%	125 ± 96 71%	119 ± 96 68%	172,3 ± 96 49%	145 ± 33 62%	102 ± 40 57%	300 ± 61 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%	278,8 ± 12%
300 <math>S_{(t=0)}</math>	157 ± 61%	145 ± 61%	137 ± 63%	124 ± 60%	121 ± 68%	153 ± 66%	149 ± 45%	125 ± 78%	147 ± 56%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	
	159 ± 61%	149 ± 60%	144 ± 64%	127 ± 61%	129 ± 70%	165 ± 65%	162 ± 42%	150,1 ± 68%	147 ± 53%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	272,3 ± 16%	
	189 ± 50 53%	173 ± 38 51%	189 ± 52 53%	165 ± 81 48%	160,9 ± 59 57%	209 ± 22 54%	299,8 ± 24 7%	290,6 ± 5% 7%	272,3 ± 16% 16%	272,3 ± 16% 16%	272,3 ± 16% 16%	272,3 ± 16% 16%	272,3 ± 16% 16%	272,3 ± 16% 16%	272,3 ± 16% 16%	272,3 ± 16% 16%	272,3 ± 16% 16%	272,3 ± 16% 16%	272,3 ± 16% 16%	
	190 ± 63 52%	175 ± 55 50%	189,1 ± 54 54%	166 ± 94 48%	161 ± 66 57%	225 ± 47 51%	300 ± 42 14%	291 ± 5% 7%	272,4 ± 16% 16%	272,4 ± 16% 16%	272,4 ± 16% 16%	272,4 ± 16% 16%	272,4 ± 16% 16%	272,4 ± 16% 16%	272,4 ± 16% 16%	272,4 ± 16% 16%	272,4 ± 16% 16%	272,4 ± 16% 16%	272,4 ± 16% 16%	

TABLE 1.13 – H1, EGBETOKUN et SAVIN (2012)  $\bar{K}_s$  à  $t = 0, t = 1$ , et  $t = \infty$  pour  $\theta = 0,10, 0,30$  et  $0,5$  et  $\sigma = 0.05$

*Analyse du comportement du stock de connaissances moyen des agents après une itération*

**Observation 14 :** Plus le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté sont importants, plus la hausse du stock de moyen de connaissances  $\bar{K}_s$  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 ( $\sigma$ ).

A noter que cette observation est similaire à ce que donne les simulations avec l'équation de SAKAKIBARA (2003) et ce pour la même stratégie.

	20 agents						10 agents						2 agents					
	$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$	
		$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$	$t=1$	$t=0$
100 x 100	$t=0$	-	61 ± 76%	54 ± 49%	-	-	61 ± 44%	45,5 ± 63%	-	-	30 ± 66%	50 ± 73%	$t=0$	-	30 ± 66%	50 ± 73%	$t=0$	-
	$t=1$	-	62 ± 76%	55 ± 49%	$t=1$	-	64 ± 42%	48 ± 63%	$t=1$	-	33 ± 53%	58 ± 51%	$t=1$	-	33 ± 53%	58 ± 51%	$t=1$	-
	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =75 ± 96%	$\pi(80\%)$ =31 ± 87%	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =46 ± 78%	$\pi(80\%)$ =39 ± 100%	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =32 ± 90%	$\pi(80\%)$ =22 ± 90%	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =32 ± 90%	$\pi(80\%)$ =22 ± 90%	$\pi(80\%)$	-
	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =99 ± 96%	$t=\infty$ =81 ± 81%	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =53 ± 78%	$t=\infty$ =51 ± 99%	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =35 ± 90%	$t=\infty$ =23 ± 90%	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =35 ± 90%	$t=\infty$ =23 ± 90%	$t=\infty$	-
200 x 200	$t=0$	-	95 ± 60%	94 ± 61%	$t=0$	-	92 ± 53%	106 ± 63%	$t=0$	-	112,3 ± 47%	83 ± 74%	$t=0$	-	112,3 ± 47%	83 ± 74%	$t=0$	-
	$t=1$	-	97 ± 59%	98 ± 61%	$t=1$	-	97 ± 57%	112 ± 65%	$t=1$	-	127,8 ± 37%	100 ± 66%	$t=1$	-	127,8 ± 37%	100 ± 66%	$t=1$	-
	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =28 ± 68%	$\pi(80\%)$ =28 ± 69%	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =39 ± 62%	$\pi(80\%)$ =20 ± 57%	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =33 ± 10%	$\pi(80\%)$ =12 ± 58%	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =33 ± 10%	$\pi(80\%)$ =12 ± 58%	$\pi(80\%)$	-
	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =56 ± 68%	$t=\infty$ =52 ± 69%	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =54 ± 64%	$t=\infty$ =30 ± 57%	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =34 ± 10%	$t=\infty$ =15 ± 58%	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =34 ± 10%	$t=\infty$ =15 ± 58%	$t=\infty$	-
300 x 300	$t=0$	-	149 ± 55%	122 ± 72%	$t=0$	-	122 ± 72%	131 ± 71%	$t=0$	-	151 ± 47%	150 ± 71%	$t=0$	-	151 ± 47%	150 ± 71%	$t=0$	-
	$t=1$	-	155 ± 55%	127,5 ± 72%	$t=1$	-	131 ± 72%	144 ± 69%	$t=1$	-	183 ± 36%	194 ± 37%	$t=1$	-	183 ± 36%	194 ± 37%	$t=1$	-
	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =41 ± 47%	$\pi(80\%)$ =30 ± 67%	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =21 ± 10%	$\pi(80\%)$ =12 ± 59%	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =7 ± 13%	$\pi(80\%)$ =6 ± -	$\pi(80\%)$	-	$\pi(80\%)$ =7 ± 13%	$\pi(80\%)$ =6 ± -	$\pi(80\%)$	-
	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =99 ± 46%	$t=\infty$ =84 ± 65%	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =98 ± 58%	$t=\infty$ =42 ± 52%	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =13 ± 13%	$t=\infty$ =12 ± -	$t=\infty$	-	$t=\infty$ =13 ± 13%	$t=\infty$ =12 ± -	$t=\infty$	-

TABLE 1.14 – H1, EGBETOKUN et SAVIN (2012)  $\bar{K}_s$  à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$  pour  $\theta = 0,10, 0,30$  et  $0,5$  et  $\sigma = 0.15$

**Observation 15 :** Pour un degré donné de partage de connaissances ( $\theta$ ), une capacité d'apprentissage et une capacité de nouveauté données, quand la dimension de l'espace connaissance initiale augmente, la variation du stock moyen de connaissances augmente (en valeur absolue et relative) entre  $t = 0$  et  $t = 1$  et ce quel que soit le nombre d'agents en interaction et le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ). Ce résultat semble intuitif pour les simulations avec une faible dispersion. En effet, pour un degré de partage de connaissances donné, la moyenne des valeurs des différents paramètres prise pour la loi normale étant identique, les valeurs de  $\theta$ ,  $\varepsilon$  et  $\beta$  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  $100 \times 100$ ) vont, à paramètres proches, jouer le rôle d'entraîneur pour les agents

partenaires en  $t = 1$  (rappel :  $k_{s(t+1)}^i = k_{s(t)}^i + I_s^i + \lambda_s^{ij} (k_s^i, \alpha_s^{ij}) \theta_s^j k_s^j$ ).

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.

Cette observation va à l'opposé des résultats issus des simulations avec l'équation de SAKAKIBARA (2003) pour la même stratégie.

Cela peut s'expliquer par le fait que dans l'équation de la capacité d'absorption de SAKAKIBARA (2003) la distance cognitive joue un rôle central puisqu'elle est au cœur du calcul du degré de complémentarité (cf. observation 2). Dans l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012), la distance cognitive n'est qu'un élément. Elle est pondérée par la capacité d'apprentissage de l'agent  $i$ , la capacité de nouveauté de l'agent  $i$  et de l'agent  $j$ . La table 1.15 page 61 permet de comparer l'évolution du stock de connaissances moyen des agents  $i$  et  $j$  dans le domaine de connaissance  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour deux espaces de connaissances initiaux (le cas 1 avec  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$  et le cas 2 avec  $S_{(t=0)} = 300 \times 300$ ). On peut constater que pour un espace de connaissance initial identique, la valeur de  $\bar{K}_s$  en  $t = 1$  est plus importante avec la méthode de calcul empruntée à SAKAKIBARA (2003) et la variation entre  $t = 0$  et  $t = 1$  est elle aussi plus importante (25,4917 soit + 39,22% pour le cas 1 et 21,5880 soit + 14,20% pour le cas 2). Si on compare les valeurs du stock de connaissances moyens des agents dans le domaine  $s$  pour les deux espaces de connaissances initiaux  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$  et  $S_{(t=0)} = 300 \times 300$  l'augmentation entre  $t = 0$  et  $t = 1$  est moins importante avec l'espace  $S_{(t=0)}$  le plus important. Comme nous le spécifions dans l'observation 2, dans la méthode de calcul de SAKAKIBARA (2003), la distance cognitive rapportée à l'espace connaissances du domaine  $s$  ( $MAXK_s$ ) donne le degré de complémentarité pour le domaine  $s$  ( $\alpha_s^{ij}$ ). Entre  $t = 0$  et  $t = 1$ , ce degré diminue proportionnellement. Or, pour l'équation de la capacité d'absorption de SAKAKIBARA (2003) (équation 1.7) et en prenant notre hypothèse d'un investissement en R & D nul ( $I_s^i = 0$ ), la capacité d'absorption des connaissances de  $j$  par  $i$  se réduit à la formule suivante :  $\lambda_s^{ij} = (1 - \alpha_s^{ij})$ . De ce fait, la capacité d'absorption moyenne diminue entre  $t = 0$  et  $t = 1$ . De plus, plus l'espace de connaissances initial ( $S_{(t=0)}$ ) sélectionné pour une

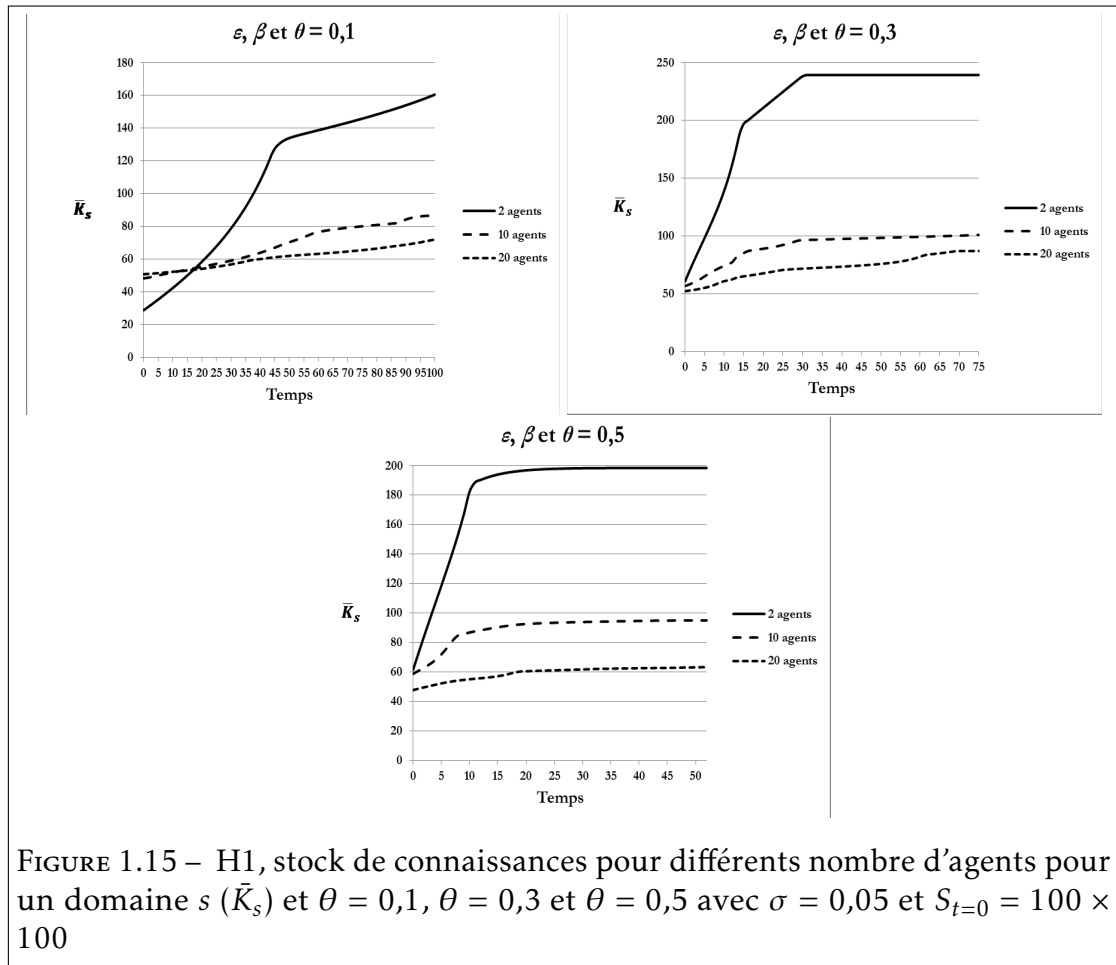
simulation est important, moins la variation de la distance cognitive moyenne est importante entre  $t = 0$  et  $t = 1$ . Ceci s'explique par le fait qu'à variation constante de la distance cognitive moyenne entre  $t = 0$  et  $t = 1$ , et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissances, il faut un accroissement plus important de la distance cognitive, en valeur absolue, pour l'hypothèse initiale  $S_{(t=0)} = 300 \times 300$  que pour  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ . La distance cognitive augmentant moins vite entre  $t = 0$  et  $t = 1$  avec des espaces de connaissances initiaux plus importants, le degré moyen de complémentarité variant de manière identique en valeur relative, la variation de la capacité d'absorption moyenne diminue de façon plus importante.

Egbetokun et Savin (2012)				Sakakibara (2003)				Egbetokun et Savin (2012)				Sakakibara (2003)			
Cas 1 : $S_{(t=0)} = 100 \times 100$								Cas 2 : $S_{(t=0)} = 300 \times 300$							
<i>i</i>		<i>j</i>		<i>i</i>		<i>j</i>		<i>i</i>		<i>j</i>		<i>i</i>		<i>j</i>	
$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55	$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55	$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55	$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55
$\beta_s^i$	0,52	$\beta_s^j$	0,49	$\beta_s^i$		$\beta_s^j$		$\beta_s^i$	0,52	$\beta_s^j$	0,49	$\beta_s^i$		$\beta_s^j$	
$\varepsilon_s^i$	0,57	$\varepsilon_s^j$	0,6	$\varepsilon_s^i$		$\varepsilon_s^j$		$\varepsilon_s^i$	0,57	$\varepsilon_s^j$	0,6	$\varepsilon_s^i$		$\varepsilon_s^j$	
$k_s^i$	100	$k_s^j$	30	$k_s^i$	100	$k_s^j$	30	$k_s^i$	260	$k_s^j$	44	$k_s^i$	260	$k_s^j$	44
$\lambda_s^i$	0,1796	$\lambda_s^j$	0,201	$\lambda_s^i$	0,7667	$\lambda_s^j$	0,7667	$\lambda_s^i$	0,1796	$\lambda_s^j$	0,201	$\lambda_s^i$	0,28	$\lambda_s^j$	0,28
$d_s^i$	70	$d_s^j$	70	$d_s^i$	70	$d_s^j$	70	$d_s^i$	216	$d_s^j$	216	$d_s^i$	216	$d_s^j$	216
$\bar{K}_s$	65			$\bar{K}_s$	65			$\bar{K}_s$	152			$\bar{K}_s$	152		
$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55	$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55	$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55	$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55
$\beta_s^i$	0,52	$\beta_s^j$	0,49	$\beta_s^i$		$\beta_s^j$		$\beta_s^i$	0,52	$\beta_s^j$	0,49	$\beta_s^i$		$\beta_s^j$	
$\varepsilon_s^i$	0,57	$\varepsilon_s^j$	0,6	$\varepsilon_s^i$		$\varepsilon_s^j$		$\varepsilon_s^i$	0,57	$\varepsilon_s^j$	0,6	$\varepsilon_s^i$		$\varepsilon_s^j$	
$k_s^i$	102,963	$k_s^j$	40,05	$k_s^i$	112,7	$k_s^j$	68,3333	$k_s^i$	264,346	$k_s^j$	70,13	$k_s^i$	266,776	$k_s^j$	80,4
$\lambda_s^i$	0,1567	$\lambda_s^j$	0,176	$\lambda_s^i$	0,8523	$\lambda_s^j$	0,8523	$\lambda_s^i$	0,1567	$\lambda_s^j$	0,1755	$\lambda_s^i$	0,3787	$\lambda_s^j$	0,3787
$d_s^i$	62,9134	$d_s^j$	62,913	$d_s^i$	44,3167	$d_s^j$	44,3167	$d_s^i$	194,2163	$d_s^j$	194,2163	$d_s^i$	186,376	$d_s^j$	186,38
$\bar{K}_s$	71,5067			$\bar{K}_s$	90,4917			$\bar{K}_s$	167,2382			$\bar{K}_s$	173,5880		
	10,01%				39,22%				10,03%				14,20%		

TABLE 1.15 – Comparaison de la dynamique du stock moyen de connaissances des agents  $i$  et  $j$  avec l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) et l'équation de SAKAKIBARA (2003) avec une stratégie de sélection de l'agent le plus proche en termes de connaissances.

### Analyse de l'évolution du comportement du stock de connaissances moyen des agents dans le temps

Les figures 1.15 page 62, 1.16 page 63, 1.17 page 64 et 1.18 page 65 montrent l'évolution du stock de connaissances dans le temps.



**Observation 16 :** Dans le cas d'une dispersion faible, avec une dimension de l'espace connaissance initial de  $100 \times 100$ , la valeur du degré de partage des connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté jouent un rôle dans la rapidité avec laquelle les agents voient leur stock de connaissances moyen dans un domaine  $s$  atteindre un état stable ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ). On peut noter que l'évolution ne se divise pas en deux temps contrairement au cas Sakakibara avec la même stratégie. Très rapidement, les courbes divergent amenant à d'importantes dispersions des valeurs à état stable. Quand  $\theta$  augmente, la durée nécessaire pour que l'ensemble des agents ( $> 2$ ) voit leur stock de connaissances dans un domaine  $s$  atteindre un état stable diminue et l'écart de valeur à état stable entre le cas de 10 agents et 20 agents diminue avec  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour 10 agents



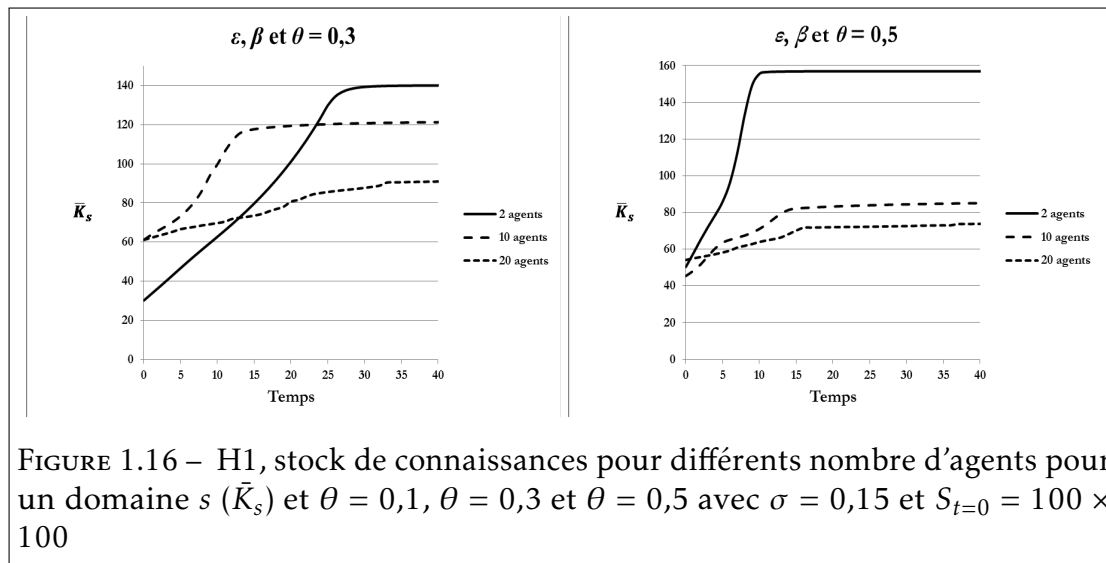


FIGURE 1.16 – H1, stock de connaissances pour différents nombre d'agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) et  $\theta = 0,1$ ,  $\theta = 0,3$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  et  $S_{t=0} = 100 \times 100$

>  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour 20 agents.

Pour un espace initial de connaissances de  $300 \times 300$  (la totalité de l'espace connaissance), on retrouve les mêmes phénomènes avec quelques spécificités. Même si on assiste à une dispersion, les courbes de stock de connaissances ont un comportement proche pour 10 et 20 agents. De plus, lorsque  $\theta$ ,  $\varepsilon$  et  $\beta$  augmentent, on assiste à une diminution de l'écart des valeurs dans le temps entre 10 et 20 agents ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour 20 agents >  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour 10 agents) puis à une inversion ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour 20 agents <  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour 10 agents) (Figure 1.17 page 64). A valeur de  $\theta$ ,  $\varepsilon$  et  $\beta$  élevées, la valeur du stock de connaissances à état stable ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) pour 10 agents est plus important que pour 20 agents.

Dans le cas d'une dispersion élevée et un espace initiale de connaissances de  $100 \times 100$ , on retrouve la même configuration que pour les cas à faible dispersion. Pour un espace initial de connaissances de  $300 \times 300$ , on remarque le même comportement que pour une faible dispersion : lorsque  $\theta$ ,  $\varepsilon$  et  $\beta$  augmentent, pour un nombre donné d'agents la valeur du stock moyen de connaissances à état stable ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) des agents augmente mais il y a basculement entre les cas de 10 et 20 agents. Alors que pour  $\theta = 0,3$ , ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) de 20 agents > ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) de 10 agents, le phénomène s'inverse pour  $\theta = 0,5$  (figure 1.18 page 65).

Dans un espace de connaissances initial important, il est préférable individuellement qu'il y ait le moins d'agents présents quand les valeurs des caractéristiques des acteurs sont élevées et ce quel que soit l'importance de la dispersion de ses valeurs.

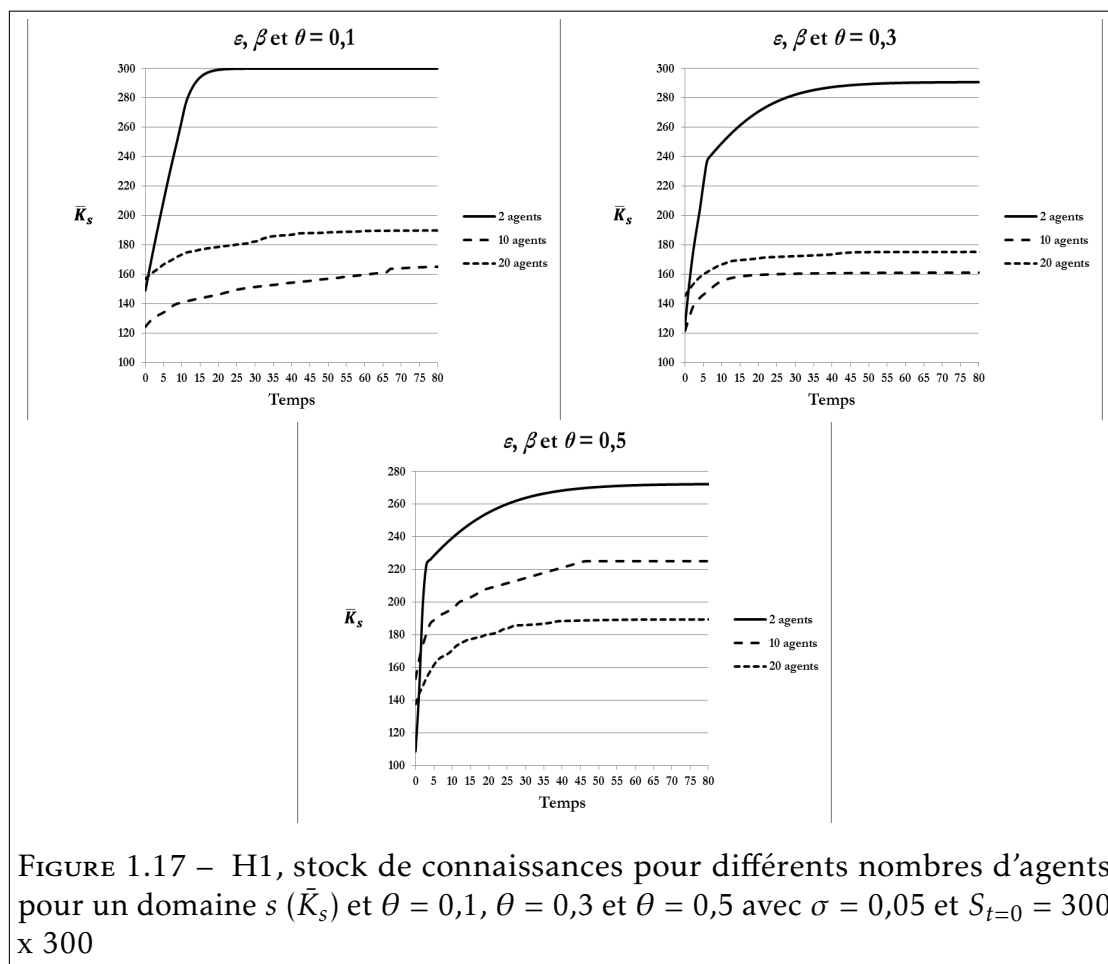


FIGURE 1.17 – H1, stock de connaissances pour différents nombres d'agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) et  $\theta = 0,1$ ,  $\theta = 0,3$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $S_{t=0} = 300 \times 300$

**Observation 17 :** 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 réduisent le temps nécessaire aux agents pour voir leur stock moyen de connaissances dans un domaine  $s$  atteindre son 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 ( $\sigma$ ).

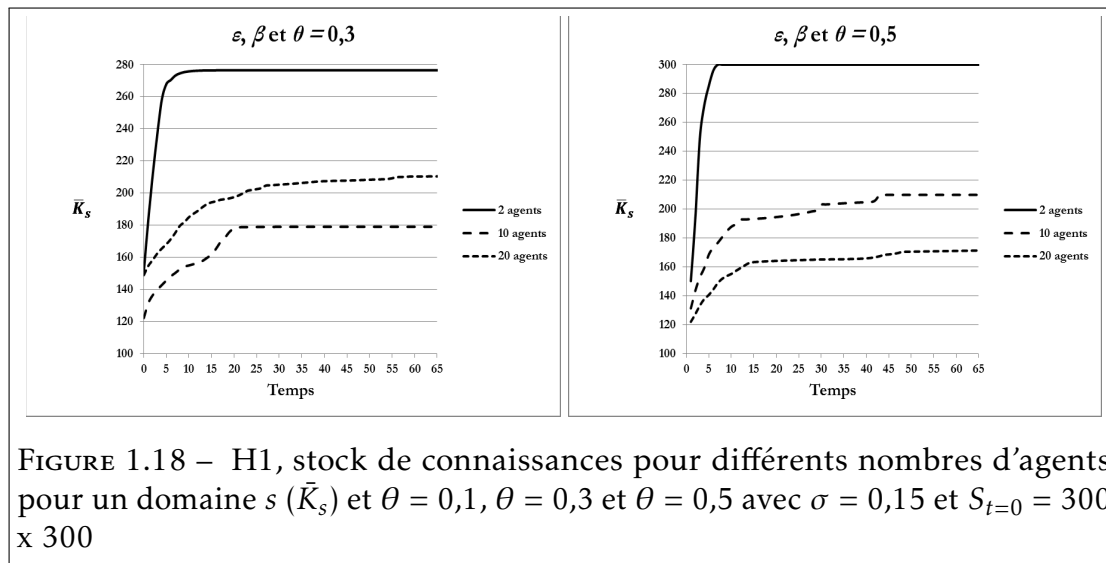


FIGURE 1.18 – H1, stock de connaissances pour différents nombres d’agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) et  $\theta = 0,1$ ,  $\theta = 0,3$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  et  $S_{t=0} = 300 \times 300$

Cette observation confirme les résultats issus des simulations avec l’équation de SAKAKIBARA (2003) pour la même stratégie.

**Observation 18 :** Pour un degré de partage de connaissances ( $\theta$ ), une capacité d’apprentissage ( $\varepsilon$ ), une capacité de nouveauté ( $\beta$ ) et un degré de dispersion des paramètres élevés, plus le nombre d’agents est important plus les agents mettent de temps pour atteindre leur état stable et ce quel que soit la dimension de l’espace connaissance initiale. **Cette observation peut paraître elle aussi contrintuitive.**

A noter, que, tout comme pour la simulation avec l’équation de SAKAKIBARA (2003), 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  $> 2$  et pour toute dimension initiale de l’espace connaissance inférieur à  $300 \times 300$ .

**Observation 19 :** Pour un niveau donné du degré de partage de connaissances ( $\theta$ ), de la capacité d’apprentissage ( $\varepsilon$ ) et de la capacité de nouveauté ( $\beta$ ), 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 ( $\sigma$ ).

**Cette observation peut paraître contrintuitive, la logique voulant, qu'à paramètres proches, plus il y a d'agents en interaction plus les agents gagneront individuellement en connaissance grâce aux mécanismes de diffusion.**

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.

**Pour chaque domaine  $s$ , les agents choisissent l'agent le plus éloigné au sein de l'espace connaissance (H2)**

Les résultats numériques des tableaux 1.16 page 67 et 1.17 page 68 présentent pour chaque tuple  $(\varepsilon, \beta, \theta, \sigma)$ <sup>3</sup> le stock moyen de connaissances des agents par domaine de connaissances  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différentes dimensions de l'espace connaissance initial  $S_{(t=0)}$  et pour différents nombre d'agents à  $t = 0$ ,  $t = 1$ ,  $t(80\%)$  et  $t = \infty$ . L'intervalle de confiance relatif présenté dans les tableaux 1.16 page 67 et 1.17 page 68 a été choisi comme étant égal à l'écart type divisé par la valeur moyenne.

**Analyse du comportement du stock de connaissances moyen des agents après une itération**

**Observation 20 :** Pour un nombre donné d'agents, lorsque le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté augmentent, la variation du stock moyen de connaissances des agents dans un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) entre  $t = 0$  et  $t = 1$  augmente et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissances ( $S_{(t=0)}$ ) et le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ). Cette observation est valable pour les deux types de stratégie pour les simulations avec l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) et avec celle de SAKAKIBARA (2003).

---

3. Rappel : Pour chaque simulation, la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) et la capacité de nouveauté ( $\beta$ ) ont des valeurs initiales générées par  $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$  comme celle affectées au degré de partage des connaissances ( $\theta$ ) comme spécifié dans les conditions expérimentales.

	20 agents						10 agents						2 agents					
	$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$	
		$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$
100 x 100	$t = 0$	55 ± 50%	$t = 0$	52 ± 54%	$t = 0$	47 ± 57%	$t = 0$	44 ± 66%	$t = 0$	56 ± 39%	$t = 0$	41 ± 71%	$t = 0$	72 ± 27%	$t = 0$	39 ± 88%	$t = 0$	40 ± 80%
	$t = 1$	59 ± 42%	$t = 1$	64 ± 31%	$t = 1$	63 ± 23%	$t = 1$	46 ± 61%	$t = 1$	69 ± 24%	$t = 1$	54 ± 34%	$t = 1$	73 ± 26%	$t = 1$	47 ± 63%	$t = 1$	50 ± 53%
	$t(80\%)$ =66 ± 19%	299,1 ± 47%	$t(80\%)$ = 13	299,7 ±	$t(80\%)$ = 17	300 ±	$t(80\%)$ =90 ± 29%	223,7 ± 49%	$t(80\%)$ = 13	298,8 ± 1%	$t(80\%)$ = 17 ± 35%	299,7 ±	$t(80\%)$ =88 ± 29%	233,5 ± 44%	$t(80\%)$ = 47 ± 29%	191,1 ± 44%	$t(80\%)$ = 75 ± 29%	295 ± 2%
	$t = \infty$ =68	300 ±	$t = \infty$ =33	300 ±	$t = \infty$ =17	300 ±	$t = \infty$ =97 ± 49%	223,9 ± 49%	$t = \infty$ =16	300 ±	$t = \infty$ =18	300 ±	$t = \infty$ =89	233,6 ± 44%	$t = \infty$ =48	191,2 ± 45%	$t = \infty$ =76	296 ±
200 x 200	$t = 0$	103 ± 56%	$t = 0$	102 ± 62%	$t = 0$	101 ± 58%	$t = 0$	112 ± 40%	$t = 0$	101 ± 57%	$t = 0$	94 ± 66%	$t = 0$	127 ± 44%	$t = 0$	74 ± 94%	$t = 0$	120 ± 48%
	$t = 1$	113 ± 44%	$t = 1$	128 ± 37%	$t = 1$	148 ± 20%	$t = 1$	119 ± 36%	$t = 1$	125 ± 33%	$t = 1$	149 ± 26%	$t = 1$	131 ± 40%	$t = 1$	95 ± 64%	$t = 1$	160 ± 23%
	$t(80\%)$ =36 ± 10%	299,6 ±	$t(80\%)$ =36 ± 32%	289 ± 14%	$t(80\%)$ = 5	300 ±	$t(80\%)$ =31 ± 20%	295 ± 4%	$t(80\%)$ = 8	299,9 ± 15%	$t(80\%)$ = 5 ±	300 ±	$t(80\%)$ =36 ± 29%	298 ± 1%	$t(80\%)$ = 13 ± 29%	247 ± 30%	$t(80\%)$ = 45 ± 58%	277 ± 13%
	$t = \infty$ =37	300 ±	$t = \infty$ =47	295 ± 12%	$t = \infty$ =5	300 ±	$t = \infty$ =42 ±	300 ±	$t = \infty$ =12	300 ±	$t = \infty$ =5	300 ±	$t = \infty$ =52	300 ±	$t = \infty$ =14	251 ± 30%	$t = \infty$ =46	278 ± 13%
300 x 300	$t = 0$	156 ± 52%	$t = 0$	150 ± 57%	$t = 0$	150 ± 58%	$t = 0$	159 ± 56%	$t = 0$	173 ± 52%	$t = 0$	163 ± 45%	$t = 0$	204 ± 32%	$t = 0$	142 ± 53%	$t = 0$	174 ± 43%
	$t = 1$	164 ± 46%	$t = 1$	180 ± 43%	$t = 1$	214 ± 34%	$t = 1$	167 ± 52%	$t = 1$	198 ± 34%	$t = 1$	227 ± 5%	$t = 1$	212 ± 30%	$t = 1$	157 ± 38%	$t = 1$	245 ± 19%
	$t(80\%)$ =97 ± 23%	263,7 ± 29%	$t(80\%)$ =76 ± 40%	253,5 ± 33%	$t(80\%)$ = 34 ± 5%	282 ± 20%	$t(80\%)$ =48 ± 17%	244 ± 37%	$t(80\%)$ = 6	299,5 ± 15%	$t(80\%)$ = 3 ±	300 ±	$t(80\%)$ =39 ± 29%	267 ± 17%	$t(80\%)$ = 12 ± 29%	299 ± 1%	$t(80\%)$ = 4 ±	300 ±
	$t = \infty$ =98	264 ± 29%	$t = \infty$ =77	254 ± 33%	$t = \infty$ =73	288 ± 19%	$t = \infty$ =95 ± 10%	266 ± 23%	$t = \infty$ =7	300 ±	$t = \infty$ =3	300 ±	$t = \infty$ =62	270 ± 17%	$t = \infty$ =13	300 ±	$t = \infty$ =4	300 ±

TABLE 1.16 – H2, EGBETOKUN et SAVIN (2012)  $\bar{K}_s$  à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$  pour  $\theta = 0,10, 0,30$  et  $0,5$  et  $\sigma = 0.05$

**Analyse du comportement du stock moyen de connaissances dans le temps**  
 Les figures 1.19 page 69, 1.20 page 70, 1.21 page 71, et 1.22 page 72 montrent l'évolution du stock de connaissances dans le temps.

	20 agents						10 agents						2 agents					
	$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$		$\theta = 0,10$		$\theta = 0,30$		$\theta = 0,50$	
100 x 100	$t = 0$	-	$t = 0$	48 ± 57%	$t = 0$	53 ± 47%	$t = 0$	-	$t = 0$	65 ± 47%	$t = 0$	48 ± 65%	$t = 0$	-	$t = 0$	52 ± 58%	$t = 0$	72 ± 40%
	$t = 1$	-	$t = 1$	57 ± 37%	$t = 1$	65 ± 28%	$t = 1$	-	$t = 1$	73 ± 27%	$t = 1$	62 ± 35%	$t = 1$	-	$t = 1$	59 ± 38%	$t = 1$	86 ± 28%
	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	286 =22 ± 28%	$t(80\%)$	299,5 =15 ± 17%	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	297 =50 ± 2%	$t(80\%)$	299 =10 ± 2%	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	235 =38 ± 29%	$t(80\%)$	259,6 =38 ± 24%
	$t = \infty$	-	$t = \infty$	292 ± =33 12%	$t = \infty$	300 ± =19 ±	$t = \infty$	-	$t = \infty$	300 ± =51 ±	$t = \infty$	300 ± =11 ±	$t = \infty$	-	$t = \infty$	253 ± =57 ± 29%	$t = \infty$	260 ± =39 ± 24%
200 x 200	$t = 0$	-	$t = 0$	110 ± 55%	$t = 0$	108 ± 53%	$t = 0$	-	$t = 0$	111 ± 50%	$t = 0$	98 ± 64%	$t = 0$	-	$t = 0$	144 ± 24%	$t = 0$	107 ± 55%
	$t = 1$	-	$t = 1$	129 ± 40%	$t = 1$	140 ± 32%	$t = 1$	-	$t = 1$	123 ± 39%	$t = 1$	130 ± 25%	$t = 1$	-	$t = 1$	165 ± 28%	$t = 1$	134 ± 54%
	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	271 =55 ± 35%	$t(80\%)$	276 =49 ± 35%	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	271 =32 ± 26%	$t(80\%)$	299,8 =7 ± 6%	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	226 =6 ± 36%	$t(80\%)$	299,4 =8 ± 29%
	$t = \infty$	-	$t = \infty$	280 ± =97 24%	$t = \infty$	283 ± =82 21%	$t = \infty$	-	$t = \infty$	300 ± =88 ±	$t = \infty$	300 ± =8 ±	$t = \infty$	-	$t = \infty$	226 ± =6 ± 36%	$t = \infty$	300 ± =10 ±
300 x 300	$t = 0$	-	$t = 0$	168 ± 50%	$t = 0$	164 ± 53%	$t = 0$	-	$t = 0$	134 ± 63%	$t = 0$	149 ± 56%	$t = 0$	-	$t = 0$	202 ± 58%	$t = 0$	135 ± 70%
	$t = 1$	-	$t = 1$	204 ± 32%	$t = 1$	207 ± 39%	$t = 1$	-	$t = 1$	163 ± 41%	$t = 1$	213 ± 23%	$t = 1$	-	$t = 1$	234 ± 29%	$t = 1$	172 ± 48%
	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	293 =25 ± 32%	$t(80\%)$	275,8 =95 ± 32%	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	293 =7 ± 29%	$t(80\%)$	293 =4 ± 6%	$t(80\%)$	-	$t(80\%)$	299,8 =12 ± 29%	$t(80\%)$	283 =11 ± 9%
	$t = \infty$	-	$t = \infty$	295 ± =99 7%	$t = \infty$	276 ± =99 18%	$t = \infty$	-	$t = \infty$	300 ± =15 ±	$t = \infty$	300 ± =5 ±	$t = \infty$	-	$t = \infty$	300 ± =12 ±	$t = \infty$	283 =11 ± 9%

TABLE 1.17 – H2, EGBETOKUN et SAVIN (2012)  $\bar{K}_s$  à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$  pour  $\theta = 0,10, 0,30$  et  $0,5$  et  $\sigma = 0.15$

**Observation 21 :** Dans le cas d'une dispersion faible, avec une dimension de l'espace connaissance initial de  $100 \times 100$ , la valeur du degré de partage des connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté jouent un rôle dans la rapidité avec laquelle les agents voient leur stock moyen de connaissances dans un domaine  $s$  atteindre un état stable ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) et dans la dynamique de l'acquisition de ce stock de connaissances. Quand  $\theta$ ,  $\varepsilon$  et  $\beta$  augmentent, la durée nécessaire pour que le stock moyen de connaissances dans un domaine  $s$  de l'ensemble des agents atteignent un état stable diminue et l'écart de valeur à état stable  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  entre le cas de 10 agents et 20 agents tend vers 0. La phase d'acquisition des connaissances connaît moins de phénomènes de dispersions

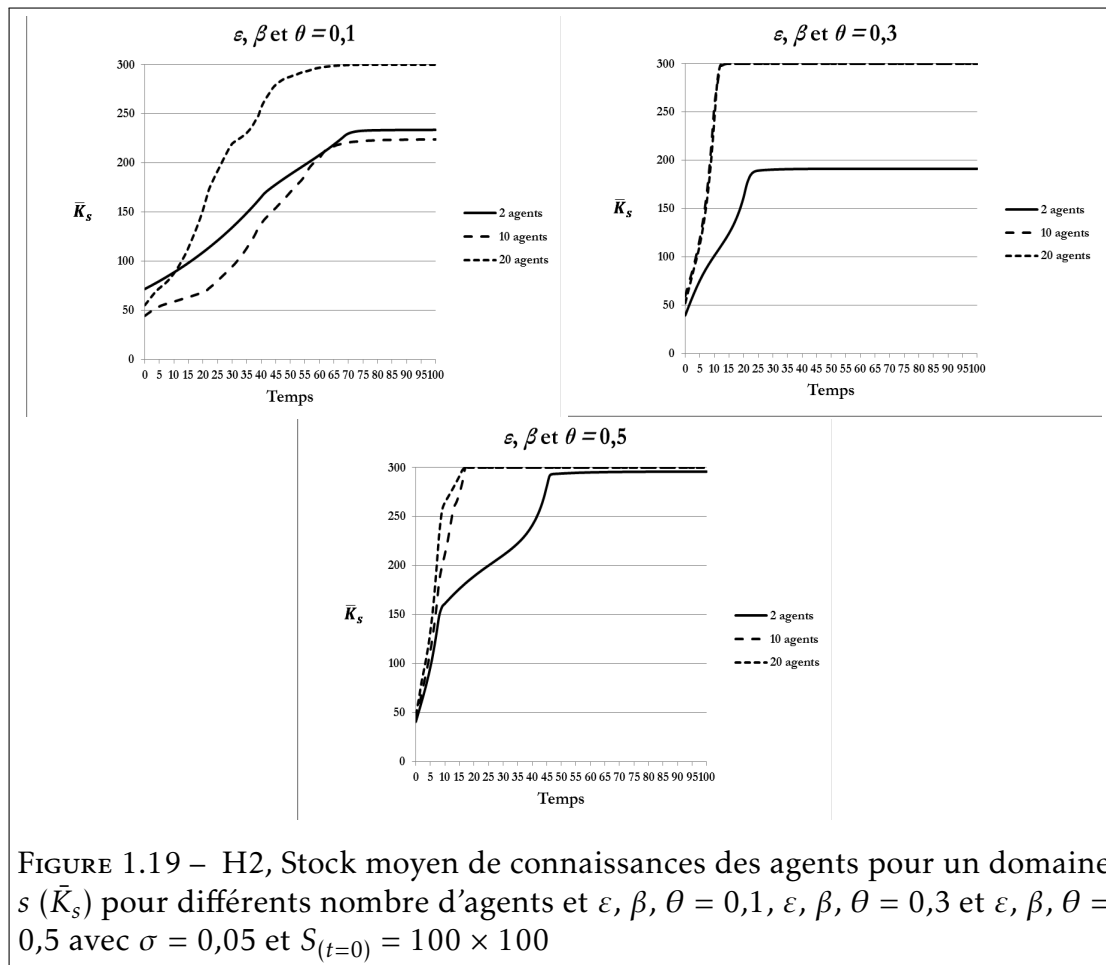


FIGURE 1.19 – H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\epsilon, \beta, \theta = 0,1$ ,  $\epsilon, \beta, \theta = 0,3$  et  $\epsilon, \beta, \theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$

de la dynamique. De plus, la valeur à état stable augmente ce qui amène à penser que H2 semble plus efficace que H1.

**Explication théorique :** Le degré de partage des connaissances augmentant, la valeur gagnée par chaque agent à chaque tour est plus importante ayant pour effet d'accélérer le processus de rapprochement des agents et donc l'apparition d'un état stable, les agents ne pouvant plus progresser. Mais contrairement à la stratégie sélectionnant les acteurs les plus proches, ici, en prenant les acteurs les plus éloignés, la valeur gagnée est d'autant plus importante ce qui a pour conséquence de faciliter l'atteinte d'un état stable proche de la valeur maximale de l'espace connaissance ( $MAXK_s$ ).

Dans le cas d'une dispersion élevée et un espace initiale de connaissances de  $100 \times 100$ , on retrouve la même configuration que pour les cas à faible dispersion. Cependant, nous pouvons remarquer certaines spécificités. Ainsi, alors que le phénomène de dispersion n'apparaissait que pour les valeurs faibles de paramètres, on assiste au même comportement pour des valeurs intermédiaires ( $\theta = 0.3$ ) Ceci peut s'expliquer par les conséquences d'une dispersion ( $\sigma$ ) élevée sur la variété de valeurs présentes entre les agents. A valeur moyenne donnée, plus la dispersion est élevée plus l'amplitude des valeurs possibles est importante. Le phénomène de dispersion est possible sur de plus grandes valeurs des paramètres ( $\theta \rightarrow 0,1$  pour la première stratégie,  $\theta \rightarrow 0,3$  pour la deuxième stratégie). Pour un espace initial de connaissances de  $300 \times 300$ , lorsque  $\theta$ ,  $\varepsilon$  et  $\beta$  augmentent, pour un nombre donné d'agents la valeur de l'état stable diminue mais le temps nécessaire pour atteindre un état stable est plus court (figure 1.22 page 72).

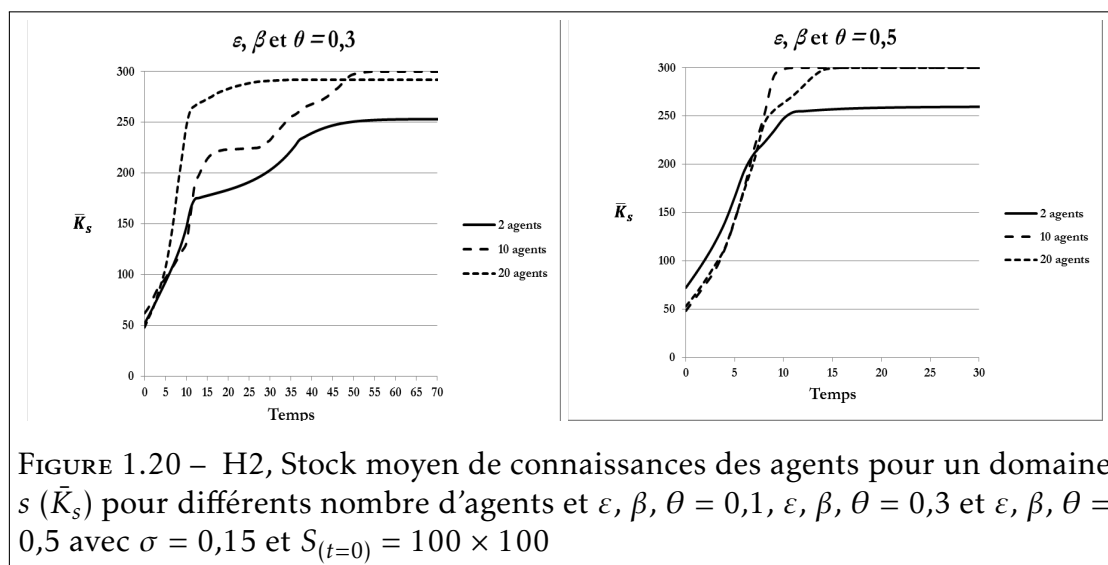


FIGURE 1.20 – H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\varepsilon, \beta, \theta = 0,1$ ,  $\varepsilon, \beta, \theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta, \theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  et  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$

**Observation 22 :** Contrairement à H1, il n'est pas possible de prouver que pour un nombre donné d'agents en interaction ( $> 2$ ), une augmentation du degré de partage de connaissances réduit le temps nécessaire aux agents pour atteindre leur 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 ( $\sigma$ ).



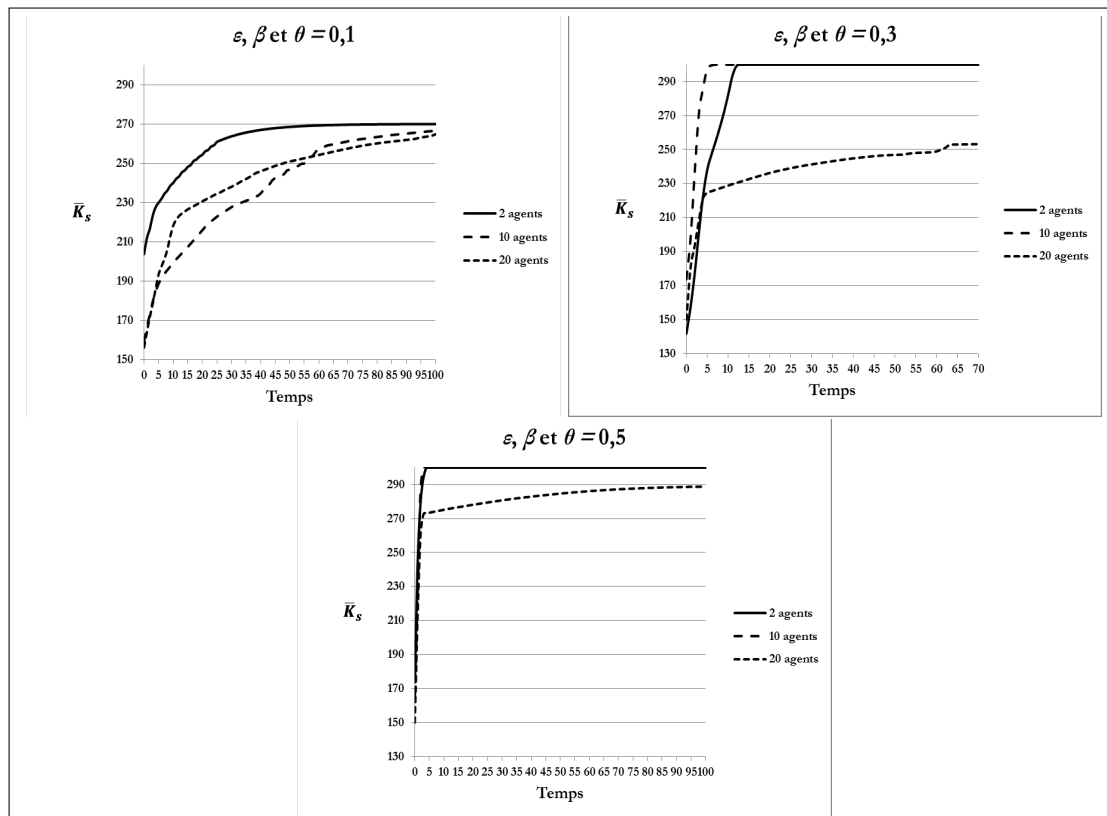


FIGURE 1.21 – H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d’agents et  $\varepsilon, \beta, \theta = 0,1, \varepsilon, \beta, \theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta, \theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $S_{(t=0)} = 300 \times 300$

		20						10						2					
		0.1		0.3		0.5		0.1		0.3		0.5		0.1		0.3		0.5	
		H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2
0.05	100 x 100	100	68	93	33	85	17	100	97	91	16	65	18	100	89	31	48	35	76
	200 x 200	100	67	97	47	96	5	96	42	96	12	50	5	33	52	40	14	61	46
	300 x 300	63	98	55	77	54	73	94	95	66	7	47	3	42	62	72	13	83	4
0.15	100 x 100	-	-	99	33	81	19	-	-	53	51	51	11	-	-	35	57	23	39
	200 x 200	-	-	56	97	52	82	-	-	54	88	30	8	-	-	34	6	15	10
	300 x 300	-	-	99	99	84	99	-	-	98	15	42	5	-	-	13	12	12	11

TABLE 1.18 – EGBETOKUN et SAVIN (2012), temps nécessaire à l’émergence d’états stables pour le stock moyen de connaissances dans un domaine  $s$  ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) pour les deux hypothèses du mode de sélection des agents.

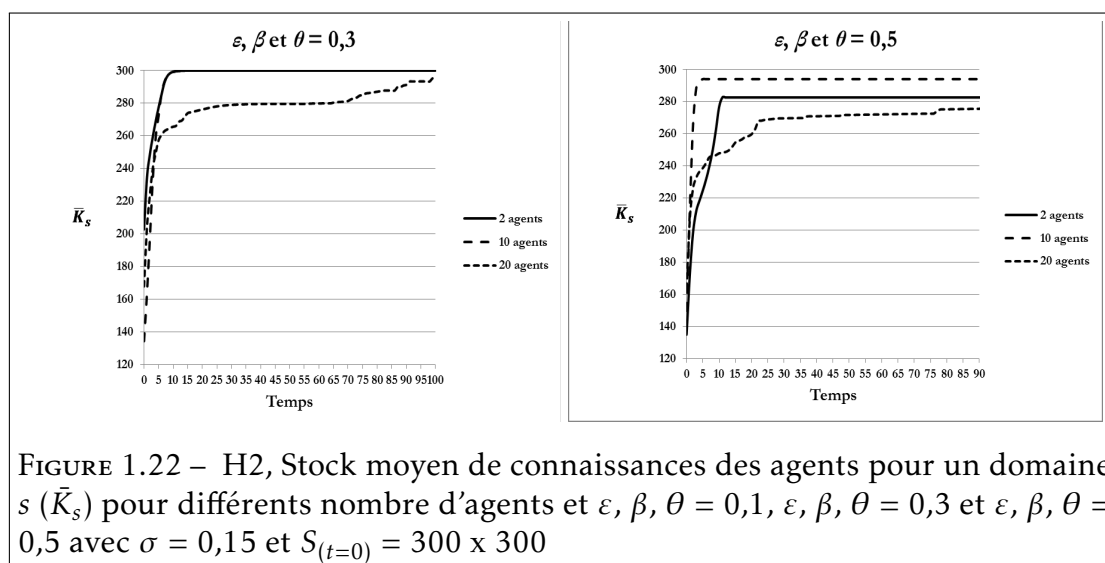


FIGURE 1.22 – H2, Stock moyen de connaissances des agents pour un domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\epsilon, \beta, \theta = 0,1, \epsilon, \beta, \theta = 0,3$  et  $\epsilon, \beta, \theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  et  $S_{(t=0)} = 300 \times 300$

Cette remarque est l'un des points de différenciation des simulations avec l'équation de SAKAKIBARA (2003) et d' EGBETOKUN et SAVIN (2012).

Contrairement aux simulations avec l'équation de SAKAKIBARA (2003), il n'est pas possible de déterminer avec certitude quelle stratégie est globalement la plus pertinente pour que les agents atteignent le plus rapidement leur état stable en terme de stock de connaissances. La table 1.18 page 71 nous permet tout au plus de discerner des combinaisons. Ainsi, il semble que H2 soit préférable pour des dispersions faibles des paramètres et ce pour des dimensions de l'espace initial de connaissances inférieur à  $300 \times 300$ .

## 1.5 Principaux résultats et perspectives de recherches

Dans le présent article, nous avons effectué une simulation dynamique de la diffusion de connaissances entre agents innovants. Plus précisément, nous avons essayé de comparer l'évolution générale des stocks de connaissances en utilisant plusieurs hypothèses de stratégie. Les agents pouvaient dans une première hypothèse, H1, choisir l'agent le plus proche en terme de connaissances puis dans une deuxième hypothèse, H2, nous avons privilégié la sélection du partenaire potentiel ayant le stock de connaissances le plus éloigné. En nous appuyant sur

un état de l'art, nous avons également pris en compte deux façons de concevoir le calcul de la capacité d'absorption. Nous avons ainsi choisi de prendre en compte l'équation de SAKAKIBARA (2003) puis celle d'EGBETOKUN et SAVIN (2012), ayant chacune leurs spécificités.

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 notamment le cas dans le pôle de compétitivité *Route des Lasers* qui voit des projets innovants émerger où peuvent collaborer des entreprises, majoritairement des PME, et des laboratoires générant, à travers un réseau de relations, une diffusion des connaissances au sein même du réseau, facilité par une plateforme technologique.

### 1.5.1 Résultats principaux

En comparant l'impact de la conception de la capacité d'absorption de SAKAKIBARA (2003) et d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) sur la diffusion des connaissances naissant de l'émergence de partenariats entre des organisations innovantes, les résultats montrent des points communs entre l'équation de SAKAKIBARA (2003) et d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) dans la dynamique du modèle. Cependant, ces points communs ne sont pas généraux et systématiques. Ainsi dans les deux visions de la capacité d'absorption, pour H1 et pour un nombre donné d'agents, plus le degré de partage de connaissances augmente, plus le temps pour atteindre un état stable diminue quel que soit l'espace connaissance initiale et le degré de dispersion des paramètres. Cependant, pour EGBETOKUN et SAVIN (2012), ce constat ne porte que pour un nombre d'agent supérieur à 2. De plus, même si cette constatation est également avérée pour SAKAKIBARA (2003) en H2, elle ne peut l'être pour EGBETOKUN et SAVIN (2012). De plus, alors que dans le cas de l'équation de SAKAKIBARA (2003) et ce pour H1 et H2, les agents atteignent systématiquement la valeur maximale de connaissances (300), cela n'est pas vérifiée pour l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012).

Nous avons également trouvé des résultats contre intuitifs.

Ainsi, pour SAKAKIBARA (2003) et H1, pour un degré de partage de connaissances et un degré de dispersion faible, plus le nombre d'agents en interaction ( $>2$ ) est important, plus le temps nécessaire aux agents pour atteindre leur état stable est important également et ce quel que soit la dimension initiale de l'espace connaissance ( $S_{(t=0)}$ ).

Pour EGBETOKUN et SAVIN (2012), dans le cas H1, pour un degré donné de partage de connaissances 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 initiale de l'espace connaissance et le degré de dispersion des paramètres. En d'autres termes, plus il y a d'agents présents moins la vitesse et l'importance de la diffusion sont conséquentes.

### 1.5.2 Perspectives de recherche

Nous souhaiterions compléter notre réflexion théorique sur l'impact de la capacité d'absorption sur l'accroissement du stock de connaissances en intégrant l'hypothèse d'un investissement en R & D ce qui aurait un impact non seulement sur la capacité d'absorption (SAKAKIBARA (2003)) mais également sur le calcul du stock moyen de connaissances des agents dans un domaine de connaissances. Cela pourrait permettre d'affiner notre réflexion théorique et notamment notre comparaison entre l'équation de SAKAKIBARA (2003) et EGBETOKUN et SAVIN (2012). Nous souhaiterions également effectuer des extensions à notre modèle. Ainsi nous aimerions intégrer dans les relations entre agents la notion de mauvaise perception des informations ce qui peut altérer la décision de chaque acteur et avoir un impact sur la diffusion de la connaissance. 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. Il serait enfin 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.



# Information sharing to reduce misperceptions of interactions among complementary projects : a multi-agent approach

## **Abstract.**

Agents who invest periodically in two complementary projects  $i$  and  $j$  try to minimize shortfall due to misperceptions concerning the interaction  $\alpha$  between  $i$  and  $j$ . Previous studies have analytically solved such problems but they have been limited to two agents making one decision. We have worked with the hypothesis of a large number of deciders sharing information with their nearest neighbors in order to improve the understanding of  $\alpha$ . After each period of time, they exchange information on their real payoff values which enables them to choose the best neighbor's perception of  $\alpha$  in order to minimize their shortfall. To model this situation, we used an agent-based approach and we considered that the transmission of information on payoff was more or less efficient depending on the difficulty in assessing the real values or when agents voluntarily transfer wrong data to their neighbors. Our simulation results showed that the total shortfall of the network : i.) declines when  $\alpha$  is overestimated, ii.) depends on the initial agent's opinions about  $\alpha$ , iii.) evolves in two

different curve morphologies, iv.) is influenced by the quality of the information and can express a high heterogeneity of final opinions and v.) declines if the size of the neighborhood increases, which is a counterintuitive result.

**Keywords :** multi-agent systems, simulation, misperception, interactions, complementary activities, information sharing.

## 2.1 Introduction

We based our observations on a French competitiveness cluster specialized in optics and laser technology and composed of 70 companies. They focus their strategy on two technologies : pivotal and applied optics (Pivotal optics concern light sources, applied optics consists in integrating light sources and/or optical components in the final products). Lasers and optical devices are complementary products often integrated in electronic products and sold in different markets (Defense, aerospace, medicine, industry, telecommunications, scientific instrumentation). In such a competitive context, clusters bring together large and small firms, research laboratories and higher education institutions, and all the deciders are working together in the same region to develop collaboration and cooperative efforts. The successful development of new complementary activities is often explained by the emergence of a social network in which individuals interact through strategies ranging from individualism to total cooperation. Beyond classical literature (e.g. GALBRAITH (1977)) about interaction of activities, several studies (e.g. KHANDWALLA (1973); MILLER, MINTZBERG et FRIESEN (1984); PORTER (1996); SIGGELKOW (2002)) have shown a high degree of interdependence among a firm's activity choices. In a competitiveness cluster, firms often have to choose between investments in different collaborative projects. But decision-makers don't have a complete and accurate understanding of all the effects of interaction among the decisions they have made. They can therefore ignore the effects between activities or be uncertain about their true value. As a consequence, they often share information. It is well known that poor perception of this interaction leads to a shortfall. Although the effects of these misperceptions have not been systematically studied, the organizational



literature shows some papers tackling misperceptions and providing examples of the consequences of misperception of interactions. Among them, there are non-operational managerial models and incentive systems. But most of the analytical models tackling the consequences that misperception of interaction has on performance have only considered the cases of one or two managers without information sharing. To our knowledge, no study has yet examined the exchange of information on misperceptions between actors and little research has been done on the relationship between information sharing in innovative clusters and investment strategies. Indirectly, PORTER (2007) attempts a comprehensive approach and advocates that “information will allow public policies and public investments to be better aligned with business needs, based on the cluster composition in each location”. He also wrote that "Staff should be assigned to develop expertise in particular clusters to allow for deeper information exchange and better understanding of company needs and priorities.". Another study working on Italian clusters, showed the importance of technological externalities in the form of social interaction where information is exchanged between firms located in a same territory (GUIISO et SCHIVARDI (2007)). We therefore decided to study a whole network with a large number of deciders who invest periodically. Our research question was to analyze the impacts that these factors may have on a large set of agents who have decided to invest in two activities step by step. To study the evolution of overall performance aiming to minimize the total network shortfall, we chose an agent-based approach. We analyzed the decision-makers' behavior, taking into account different levels of perception of interaction between complements. The reason for focusing only on complementary activities is that which has been mentioned by different authors ; substitutes tend to reduce the consequences of misperceptions whereas complements tend to amplify them (SIGGELKOW (2002)). In Section 2, we will describe and justify the multi-agent model. Then we will discuss in Section 3 the results leading to propositions and managerial issues. Finally in section 4, after a general summary, we will suggest several extensions of this model.

## 2.2 The model

### 2.2.1 TGM Principle

We studied firms that chose to invest in two innovative projects. Let's call  $q_1$  and  $q_2$  the research activity levels for each of these projects. In competitiveness clusters, deciders have to define  $q_1$  and  $q_2$  the research activity levels for each of these. Accordingly, they incur material and human resource expenditures. The first assumption concerns the cost calculation. The larger the volume of activities scheduled is, the lower the marginal cost will be, so the average variable cost function has a usual U-shaped profile. The run average costs including fixed and variable costs for each project  $p$  can be expressed by a quadratic function of  $q_p$  :

$$Cost_p = uq_p^2 - vq_p + w \quad (2.1)$$

where  $u ; v > 0$  are cost coefficients that are independent of the projects and  $w \geq 0$  a fixed cost. This function is explained by a linear decreasing of the marginal cost ( $2uq_p - v$ ). The cost must be higher or equal to zero :

$$Cost_p \geq 0 \Rightarrow u\left(\frac{v}{2u}\right)^2 - \frac{v^2}{2u} + w \geq 0 \quad (2.2)$$

Therefore, the parameters  $u ; v ; w$  have to meet this condition :  $(4uw - v^2) \geq 0$ . In order to minimize the total cost, the optimal value  $q_p^*$  can be calculated by solving this equation :

$$\frac{\partial Cost_p}{\partial q_p} = 0 \Rightarrow 2uq_p - v = 0$$

$$q_p^* = \frac{v}{2u} > 0 \text{ (cf. strictly positive levels of research activities).}$$

The second assumption is that the project revenues  $Incomes_p$  are independent from the levels of activities  $q_p$ . For each project  $p$ ,  $Incomes_p$  can be explained by a given amount  $i_p$  of public funding under certain conditions.

For example, companies participating in projects certified by competitiveness clusters, via a consortium contract, can receive a public funding. Partners in

a joint project is a consortium, which is a group of momentary separate legal entities with no legal personality, based on a purely contractual cooperation. The parties decide to pool resources for the realization of a project, and undertake to perform the services, and to share the risks and performance of this project. A budget for this project is established taking into account the personnel costs, direct and indirect costs of each party. European or national funding can be provided by each member. Each member supports the additional funding necessary to carry out its part of the project. Therefore, there are considered as constant for each project  $p$ .

$$Incomes_p = i_p \text{ where } i_p > 0 \quad (2.3)$$

The gross margin of a project  $p$  can be expressed by :

$$GM_p = Incomes_p - Cost_p$$

$$(1) \text{ and } (2) \Rightarrow GM_p = i_p - uq_p^2 + vq_p - w \quad (2.4)$$

The third and last assumption concerns the interaction between the two investment levels  $q_1$  and  $q_2$ . In econometrics, a usual way to model interactions is to consider the interaction as a multiplicative term of  $q_1$  and  $q_2$  (BLACKWELL (1953); TOPKIS (1987)). This can be expressed by the multiplicative expression ( $\alpha q_1 q_2$ ) where  $\alpha$  is the interaction strength between  $q_1$  and  $q_2$  and  $-1 \leq \alpha \leq +1$ .

$\alpha > 0$  is the case of complementary projects i.e. when the research activity of the project 1 rises, this leads to a rise in the activity of the project 2 and vice versa.

$\alpha < 0$  is the case of substitute projects i.e. when the research activity of the project 1 rises, this leads to a fall in the activity of project 2 and vice versa.

$\alpha = 0$  is the case of two independent projects.

The total gross margin for the two projects is :  $TGM(\alpha) = GM_1 + GM_2 + \alpha q_1 q_2$

$$\begin{aligned}
TGM(\alpha) &= [Incomes_1 - Cost_1] + [Incomes_2 - Cost_2] + \alpha q_1 q_2 \\
&= (i_1 - uq_1^2 + vq_1 - w) + (i_2 - uq_2^2 + vq_2 - w) + \alpha q_1 q_2
\end{aligned}$$

Let us set :  $k = (i_1 + i_2 - 2w)$  with  $k > 0$  if the total revenues are always greater than the total fixed costs.

The general form of the total gross margin is :

$$TGM(\alpha) = vq_1 + vq_2 + \alpha q_1 q_2 - uq_1^2 - uq_2^2 + k \quad (2.5)$$

The objective of the decider is to maximize  $TGM(\alpha)$  and to find the optimal values of  $q_1$  and  $q_2$ .

$$\frac{\partial TGM}{\partial q_1} = 0 \text{ given } q_2 \text{ constant} \Rightarrow v + \alpha q_2 - 2uq_1 = 0$$

$$\frac{\partial TGM}{\partial q_2} = 0 \text{ given } q_1 \text{ constant} \Rightarrow v + \alpha q_1 - 2uq_2 = 0$$

$$\Rightarrow (\alpha + 2u)q_1 = (\alpha + 2u)q_2$$

If  $\alpha < 2u$  and  $\alpha \neq -2u$ , then  $q_1 = q_2 \Rightarrow \text{Max}[TGM(\alpha)]$ .

So the only condition where  $TGM$  is maximum is when  $q_1 = q_2$ . This means that it is necessary to launch the same volume  $q^*$  of research activities in the two complementary or substitute projects.

$$\text{Then : } TGM(\alpha) = 2vq^* + \alpha q^{*2} - 2uq^{*2} + k$$

$$\text{And } \frac{\partial TGM}{\partial q^*} = 0 \Rightarrow 2v + 2\alpha q^* - 4uq^* = 0$$

$$q^*(\alpha) = \frac{v}{2u-\alpha}$$

We consider now  $\delta$  as an additive misperceiving rate of the interaction strength  $\alpha$ . We chose Siggelkow's additive assumption which corresponds to a wrong perception of  $\alpha$  which could be expressed by  $(\alpha + \delta)$ . All our simulation results have also been tested by using a multiplicative representation of the misperception :  $\alpha(1 + \delta)$  for a  $\alpha \neq 0$ . The behaviors of the model have been similar to the objective of this paper.

$$TGM^*(\alpha, \delta) = \text{Max}[TGM(\alpha, \delta)] = vq_1 + vq_2 + \alpha q_1 q_2 - uq_1^2 - uq_2^2 + k$$

$$\text{for } q^*(\alpha, \delta) = \frac{v}{2u - \alpha - \delta}$$

Let us consider  $u = v = 1$  and  $k = 0$ , then :

$$q^*(\alpha) = \frac{1}{2 - \alpha} \quad (2.6)$$

$$q^*(\alpha, \delta) = \frac{1}{2 - \alpha - \delta} \quad (2.7)$$

$$\begin{aligned} (2.6) \text{ and } (2.7) \Rightarrow TGM^*(\alpha, \delta) &= \frac{2}{2 - \alpha - \delta} + \frac{\alpha}{(2 - \alpha - \delta)^2} - \frac{2}{(2 - \alpha - \delta)^2} \\ &= \frac{(4 - 2\alpha - 2\delta + \alpha - 2)}{(2 - \alpha - \delta)^2} = \frac{(2 - \alpha - 2\delta)}{(2 - \alpha - \delta)^2} \end{aligned}$$

Without misperception, the total gross margin is :

$$TGM^*(\alpha, 0) = \frac{2}{(2 - \alpha)} + \frac{\alpha}{(2 - \alpha)^2} - \frac{2}{(2 - \alpha)^2} = \frac{(4 - 2\alpha + \alpha - 2)}{(2 - \alpha)^2} = \frac{1}{(2 - \alpha)}$$

Let us call loss the performance loss,  $loss(\alpha, \delta) = TGM^*(\alpha, \delta) - TGM^*(\alpha, 0)$

Then :

$$\begin{aligned} loss(\alpha, \delta) &= \frac{(2 - \alpha - 2\delta)}{(2 - \alpha - \delta)^2} - \frac{1}{(2 - \alpha)} \\ &= \frac{(4 - 2\alpha - 2\alpha + \alpha^2 - 4\delta + 2\alpha\delta) - (2 - \alpha - \delta)^2}{(2 - \alpha)(2 - \alpha - \delta)^2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{(4-2\alpha-2\alpha+\alpha^2-4\delta+2\alpha\delta-4+2\alpha+2\delta+2\alpha+\alpha^2-\alpha\delta+2\delta-\alpha\delta-\delta^2)}{(2-\alpha)(2-\alpha-\delta)^2} \\
&\Rightarrow \text{loss}(\alpha, \delta) = \frac{-\delta^2}{(2-\alpha)(2-\alpha-\delta)^2} \tag{2.8}
\end{aligned}$$

This result has also been proved by Siggelkow (2002).

## 2.2.2 ABM Model formalization

Agent-based models are usually defined as a set of agents who are partially autonomous and interact in a common space. No agent has a full global view of the network. We assume that there is no designated controlling agent and that the individual decisions only depend on the payoff information received from neighbors.

Given :

- a set of  $n$  deciders which are distributed in a 2D square space. We assume that the edges of this space are connected to each other ; the network looks like a torus.
- two complementary or substitute activities  $q_1$  and  $q_2$  in which all agents decide to invest
- an activity interaction strength parameter  $\alpha$
- for each agent  $i$ , a degree  $\delta_i$  of misperception of  $\alpha$  which corresponds to a perception  $(\alpha + \delta_i)$
- for each agent  $i$ , an expected optimal payoff function  $TGM^*(\alpha, \delta_i)$  for investments in optimal levels of research activities  $q_1^*$  and  $q_2^*$  which maximizes the quadratic function :

$$\text{Max}[TGM] = q_1 + q_2 + (\alpha + \delta_i)q_1q_2 - q_1^2 - q_2^2 \tag{2.9}$$

The decision process of each agent  $i$  can be defined by a tuple  $\{S_i, T, r_i\}$  where :

- $S_i = ]1, 1 - [$  is a continuous space corresponding to each agent  $i$  to the misperception rate  $\delta_i$  of  $\alpha$ .

- $\mathcal{T} : S_i \times S'_i \rightarrow ]1, 1-[$  is a deterministic transition function  $T(\delta_i, \alpha, \delta'_i)$  which describes for each agent  $i$ , the transition from a perception  $s_i = (\alpha + \delta_i)$  to  $s'_i = (\alpha + \delta'_i)$  according to the perceptions  $(\alpha + \delta_j)$  of all agents  $j$  ( $j \neq i$ ) who are located in the neighborhood (8, 24, ... neighbors).  $T$  does not depend on the past decisions (cf. homogeneous function).
- $loss_i : S'_i \rightarrow R^-$  is the real performance loss for each agent  $i$  :  $loss_i(\alpha, \delta'_i) = TGM^*(\alpha, \delta'_i) - TGM^*(\alpha, 0)$  with  $TGM^*$  the optimal payoff function (see function 2.8). The objective of each agent is to minimize the payoff decline  $loss_i$  due to misperception.

At time  $t = 1$ , each agent  $i$  chooses a new estimation of  $\alpha$  by substituting  $\delta_i$  to  $\delta'_i = \delta_j$  and chooses the neighbor  $j$  who has the best expected payoff  $\max(TGM^*(\alpha, \delta_j))$ . After each time period ( $t > 1$ ), the real payoff  $TGM_i$  is revealed to each agent  $i$  and the information transmitted by all neighbors  $j$  is  $TGM_j^{\sim} = \beta TGM_j$  given an information quality rate  $\beta > 0$  (0 no transmission and 1 exact information transmitted). Then, each agent  $i$  will choose a new estimation of  $(\alpha + \delta'_i)$  according to  $\max(TGM_j^{\sim})$  for  $j \neq i$ . After this choice, he will again calculate  $q_{1i}^*$ ,  $q_{2i}^*$  and  $TGM_i^*$  according to the new perception  $(\alpha + \delta'_i)$ .

For each period  $t$ , the total performance loss is calculated by the model :

$$L_t = \sum_{i=1, \dots, n} loss_i(\alpha, \delta_i) \quad (2.10)$$

We developed an agent-based model for the diffusion of innovation using NetLogo environment (WILENSKY et EVANSTON (1999)).

### 2.2.3 Experimental conditions

#### • Hypothesis about the payoff function

Figure 2.1 page 86 shows the relationship between the shortfall  $loss(\alpha, \delta)$  (function 2.8) and the values of the interaction strength  $\alpha$  for different values of misperceiving  $\delta$  in case of one decider and two activities. In case of complementarity ( $\alpha > 0$ ), it is better for the decision-maker to underestimate the degree of interaction ( $\delta < 0$ ) than overestimate it (see also SIGGELKOW (2002)). But some

situations contradict this finding (see for example in figure 1, the case where  $\delta = +0.2$  and  $\delta = -0.5$ ).

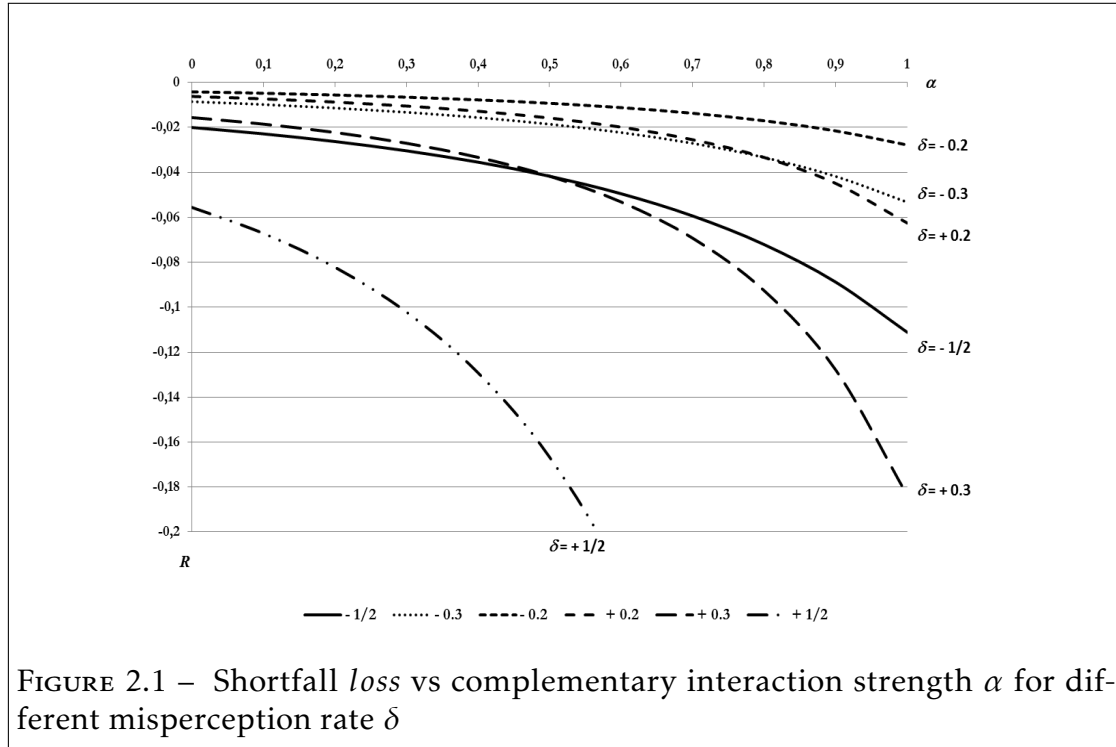


Figure 2.2 page 87 shows a non-linearity between *loss* and  $\delta$ . This means that a high underestimation of the interaction strength  $\alpha$  between two activities ( $\delta = -1/2$ ) is always better than a high overestimation ( $\delta = +1/2$ ). Nevertheless, for low overestimation or underestimation of the interaction strength  $\alpha$ , the shortfall is also very low whatever the value of  $\alpha$ . We finally decided in our simulations to study only two situations :  $\alpha = 0.3$  and  $0.6$ .

- ***Hypothesis about the initial opinion distribution***

We allocated different initial values of misperception  $\delta$  for each agent. For  $\alpha = 0.3$  and  $\alpha = 0.6$  and for different values of  $\delta$ , we have defined a standard deviation  $\sigma$  which represents the dispersion of the opinion diversity. We have chosen  $\sigma$  so that  $(\alpha + \delta + 2 \sigma) \leq 1$  if  $\delta > 0$  and  $(\alpha + \delta - 2 \sigma) \leq 1$  if  $\delta < 0$  (see table 2.1 page 87).



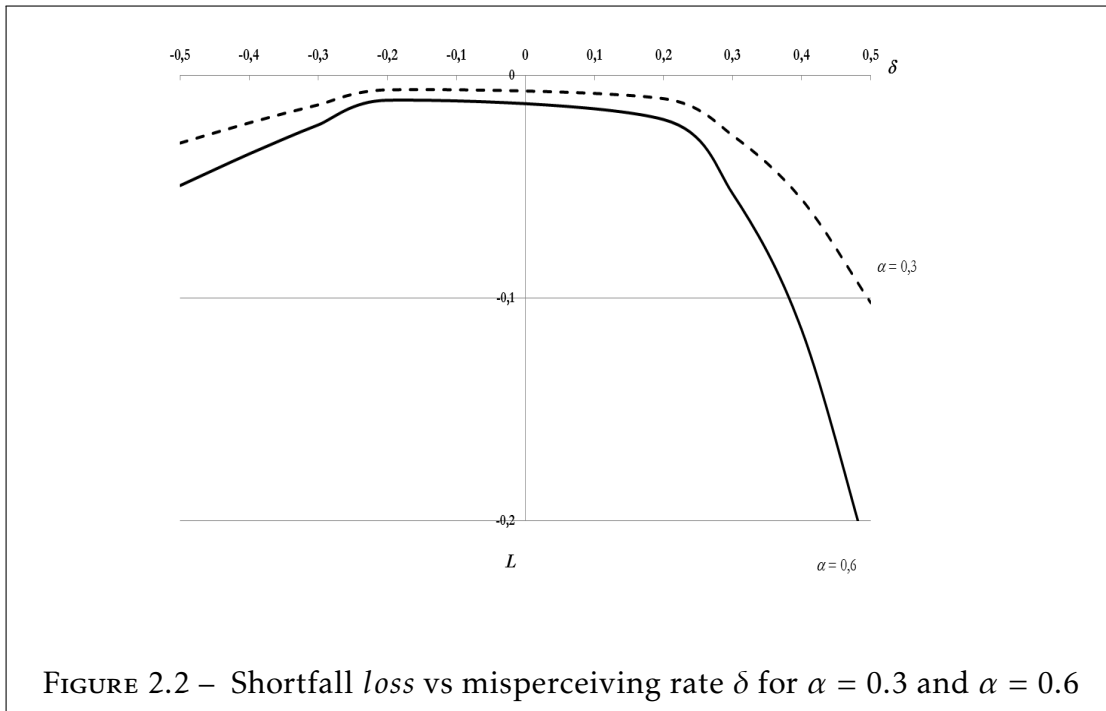


FIGURE 2.2 – Shortfall *loss* vs misperceiving rate  $\delta$  for  $\alpha = 0.3$  and  $\alpha = 0.6$

$\alpha = 0.3$							$\alpha = 0.6$					
$\delta = -0.5$	$\delta = -0.3$	$\delta = -0.2$	$\delta = 0$	$\delta = +0.2$	$\delta = +0.3$	$\delta = +0.5$	$\delta = -0.5$	$\delta = -0.3$	$\delta = -0.2$	$\delta = 0$	$\delta = +0.2$	$\delta = +0.3$
0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1		
0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15		0.15	0.15	0.15			
0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2		0.2	0.2	0.2			
0.25	0.25	0.25	0.25	0.25			0.25	0.25	0.25			
0.3	0.3	0.3	0.3				0.3	0.3	0.3			

TABLE 2.1 – Possible scenarios for  $\sigma$  with different values of  $\delta$  with  $\alpha = 0.3$  and  $\alpha = 0.6$

• *Hypothesis about information transmission*

We considered two cases : agents share perfect information ( $\beta = 1$ ) or the information is corrupted, badly transmitted or some agents decide to transfer wrong information ( $\beta \neq 1$ ) about their real payoff.

### 2.2.4 Model validation

To generate a homogeneous spatial distribution of hazards in the initial misperceiving values of  $\delta_i$  for each agent  $i$ , the model was tested by performing 500 trials using a Monte-Carlo simulation. These initial conditions were generated by a normal distribution  $\mathcal{N}(\delta, \sigma)$  with an average value of misperception  $\delta$  and a standard deviation  $\sigma$ . Thanks to this method, different initial conditions were simulated and allowed us to identify the distribution of the global payoff values.

This random assignment of  $\delta_i$  can also partially create a segregated structure. In this case, some "islands" at the beginning of the simulation would remain and would be even stronger in some cases while others would disappear by the interplay of interactions after several iterations. In diffusion phenomena, this factor can be decisive for the spatial distribution evolution. To assess the diversity degree of this initial distribution of misperception, we calculated an entropy  $H$  based on the formula defined by SHANNON (1948) in information theory :

$$H = \frac{-\sum_{i=1, \dots, n} \sum_{j=1, \dots, m} p_i(j) \cdot \log(p_i(j))}{n \log(m)} \quad (2.11)$$

with :

- $n$  is the total number of agents
- $m$  is the maximum number of colors. Each agent belongs to one color according to his value  $s_i = (\alpha + \delta_i)$ . If we choose  $m = 10$  different colors, each interval range is calculated according to the dispersion  $\sigma$  of  $\delta_i$  and corresponds to one color.
- $j$  is the possible "color" of each agent among  $m$
- $p_i(j)$  is for each agent  $i$  with a color  $j$ , the proportion of neighbors including himself having the same color  $j$  over the total number of neighbor agents including himself. For example, if an agent  $i$  is "red" and among his 8 neighbors, 2 are "red", then  $p_i(j = \text{"red"}) = 1/3$ .

## 2.3 Simulation results and analysis

The results are presented in four sub-sections. In 2.3.1, we simulated the model from  $t = 0$  to  $t \rightarrow \infty$  (we stopped the simulation when the steady state solution was reached). We analyzed the global shortfalls at three time periods : at the beginning  $L_0$ , after one period  $L_1$  and in the steady state  $L_\infty$ . We tried to explain the relationship between the initial diversity of opinions and  $L$  for a given decision rule defined by the function  $\mathcal{T}(\delta_i, \alpha, \delta'_i)$ . Then, for different combinations of the triplet  $(\alpha, \delta, \sigma)$ , we observed different payoff curve morphologies. We commented and tried to theoretically justify the main results.

In §2.3.2 and §2.3.3, we studied the evolution of  $L_t$  considering that the information transmitted between agents concerning their individual payoff  $TGM_i$  is altered by a multiplicative factor  $\beta$  (1 means perfect information and 0 no information transmitted). Two hypotheses were chosen : a constant initial individual factor  $\beta_i$  for each agent  $i$  (e.g. an individual strategic behavior) and a time-varying  $\beta_i$  (e.g. a systematic assessment error).

In §2.3.4, we studied the influence of the neighborhood sizes on the global performance.

### 2.3.1 Behavior analysis of the global performance through time and under conditions of perfect information

The first step consists in initializing the misperception rate  $\delta_i$  of each agent  $i$  according to a given normal distribution with mean  $\delta$  and standard deviation  $\sigma$ . Then, the first iteration computes each agent decision in parallel and can involve change in each value  $\delta_i$  for the purpose of increasing the individual payoffs. After each period of time, a possible substitution of  $\delta_i$  by  $\delta'_i = \delta_j$  for  $j \neq i$  and  $j \in N_i$ , the neighborhood of  $i$ , can occur if a neighbor  $j$  will transfer information about his real payoff  $TGM_j$  which can be better than  $TGM_i$ . In this case, the agent  $i$  will “copy” the misperceived rate of the agent  $j$  for making his next decision.

According to the scenarios proposed in table 2.1 page 87, we studied the evolution of the whole network shortfall  $L_t$  according to the function 2.10. The

numeric results in Table 2.2 page 90 present for each couple  $(\delta, \sigma)$  and for two cases of interaction strength rate  $\alpha = 0.3$  and  $0.6$ , the different average values  $L_t$  at time  $t = 0, t = 1, t \rightarrow \infty$  and the initial entropy  $E_0$ . Our 500 simulations showed a normal distribution of the results presented in table 2.2 page 90 with a relative confidence interval chosen as being equal to  $\pm 1.96$  multiplied by the standard deviation and divided by the average value.

		$\alpha = 0.3$							$\alpha = 0.6$					
$\sigma$		$\delta = -0.5$	$\delta = -0.3$	$\delta = -0.2$	$\delta = 0$	$\delta = +0.2$	$\delta = +0.3$	$\delta = +0.5$	$\delta = -0.5$	$\delta = -0.3$	$\delta = -0.2$	$\delta = 0$	$\delta = +0.2$	$\delta = +0.3$
0	$L_0$	-31*	-14	-7	0	-11	-28	-105	-51*	-23	-11	0	-20	-54
	$L_1$	-31	-14	-7	0	-11	-28	-105	-51	-23	-11	0	-20	-54
	$L_\infty$	-31	-14	-7	0	-11	-28	-105	-51	-23	-11	0	-20	-54
	$E_0$	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
0.05	$L_0$	-31 +/- 2%	-14 +/- 2%	-7 +/- 3%	0 +/- 6%	-11 +/- 2%	-28 +/- 2%	-105 +/- 1%	-51 +/- 1%	-23 +/- 2%	-11 +/- 2%	0 +/- 2%	-20 +/- 3%	-54 +/- 2%
	$L_1$	-23 +/- 3%	-8 +/- 3%	-3 +/- 4%	0 +/- 5%	-24 +/- 4%	-50 +/- 4%	-161 +/- 2%	-39 +/- 1%	-14 +/- 3%	-4.9 +/- 7%	-3 +/- 13%	-46 +/- 5%	-93 +/- 2%
	$L_\infty$	+17 +/- 17%	-4 +/- 33%	0 0	0 0	+11 +/- 13%	-30 +/- 19%	-109 +/- 5%	-28 +/- 13%	-6 +/- 48%	0 0	0 0	+29.75% +/- 15%	-58 +/- 15%
	$E_0$	0.2 +/- 10%	0.2 +/- 10%	0.2 +/- 5%	0.2 +/- 30%	0.2 +/- 15%	0.2 +/- 15%	0.2 +/- 8%	0.2 +/- 15%	0.2 +/- 5%	0.2 +/- 5%	0.2 +/- 25%	0.2 +/- 10%	0.2 +/- 5%
0.1	$L_0$	-32 +/- 2%	-14 +/- 1%	-8 +/- 4%	-2 +/- 11%	-15 +/- 6%	-34 +/- 4%	-113 +/- 2%	-51 +/- 2%	-24 +/- 3%	-13 +/- 6%	-4 +/- 3%	-27 +/- 3%	-
	$L_1$	+17 +/- 2%	-4 +/- 11%	-1 +/- 17%	-8 +/- 15%	-46 +/- 10%	-85 +/- 6%	-218 +/- 3%	-29 +/- 5%	-6.9 +/- 5%	-2 +/- 25%	15 +/- 10%	-75 +/- 7%	-
	$L_\infty$	-4 +/- 82%	0 +/- 1%	0 +/- 1%	0 +/- 67%	-12 +/- 33%	-30 +/- 2%	-119 +/- 33%	-11 +/- 20%	0 +/- 2%	0 +/- 2%	0 +/- 2%	-21 +/- 51%	-
	$E_0$	0.5 +/- 2%	0.4 +/- 5%	0.5 +/- 2%	0.5 +/- 4%	0.4 +/- 3%	0.5 +/- 2%	0.4 +/- 3%	0.4 +/- 3%	0.5 +/- 5%	0.5 +/- 4%	0.2 +/- 10%	0.4 +/- 5%	-
0.15	$L_0$	-32 +/- 3%	-15 +/- 2%	-9 +/- 3%	-5 +/- 3%	-21 +/- 7%	-42 +/- 5%	-	-52 +/- 4%	-25 +/- 1%	-15 +/- 6%	-8 +/- 4%	-	
	$L_1$	-11 +/- 9%	-2 +/- 11%	-2 +/- 39%	-21 +/- 4%	-78 +/- 8%	-132 +/- 7%	-	-19 +/- 10%	-4 +/- 7%	-4 +/- 28%	-36 +/- 9%	-	
	$L_\infty$	0 0	0 0	0 0	0 +/- 67%	14 +/- 33%	-33 +/- 33%	-	0 0	0 0	0 0	0 0	-	
	$E_0$	0.6 +/- 3%	0.6 +/- 2%	0.6 +/- 2%	0.6 +/- 2%	0.6 +/- 3%	0.6 +/- 3%	-	0.6 +/- 3%	0.6 +/- 5%	0.6 +/- 6%	0.6 +/- 2%	-	
0.2	$L_0$	-33 +/- 2%	-17 +/- 7%	-11 +/- 6%	-9 +/- 7%	-28 +/- 8%	-48 +/- 6%	-	-52 +/- 5%	-28 +/- 5%	-19 +/- 3%	-14 +/- 16%	-	
	$L_1$	-13 +/- 9%	-4 +/- 63%	-8 +/- 19%	-40 +/- 8%	-114 +/- 10%	-166 +/- 10%	-	-13 +/- 18%	-7 +/- 35%	-12 +/- 17%	-47 +/- 18%	-	
	$L_\infty$	0 0	0 0	0 0	0 +/- 80%	14 +/- 62%	-33 +/- 62%	-	0 0	0 0	0 0	0 0	-	
	$E_0$	0.7 +/- 1%	0.6 +/- 3%	0.6 +/- 3%	-0.6 +/- 3%	0.6 +/- 5%	0.6 +/- 2%	-	0.6 +/- 2%	0.7 +/- 3%	0.6 +/- 2%	0.6 +/- 2%	0.6 +/- 3%	-
0.25	$L_0$	-33 +/- 4%	-19 +/- 3%	-14 +/- 8%	-15 +/- 5%	-33 +/- 8%	-	-	-52 +/- 4%	-21 +/- 1%	-24 +/- 3%	-	-	
	$L_1$	-6 +/- 23%	-9 +/- 57%	-16 +/- 34%	-65 +/- 5%	-140 +/- 2%	-	-	-9 +/- 20%	-13 +/- 28%	-24 +/- 19%	-	-	
	$L_\infty$	0 0	0 0	0 0	0 +/- 24%	15 +/- 24%	-	-	0 0	0 0	0 0	0 0	-	
	$E_0$	0.7 +/- 1%	0.7 +/- 1%	0.7 +/- 3%	-0.7 +/- 3%	0.7 +/- 3%	-	-	0.7 +/- 1%	0.7 +/- 1%	0.7 +/- 1%	-	-	
0.3	$L_0$	-34 +/- 5%	-21 +/- 7%	-18 +/- 7%	-20 +/- 8%	-	-	-	-56 +/- 5%	-25 +/- 6%	-25 +/- 6%	-	-	
	$L_1$	-6 +/- 13%	-19 +/- 33%	-33 +/- 38%	-86 +/- 16%	-	-	-	-11 +/- 20%	-20 +/- 23%	-33 +/- 23%	-	-	
	$L_\infty$	0 0	0 0	0 0	0 0	-	-	-	0 0	0 0	0 0	-	-	
	$E_0$	0.7 +/- 1%	0.7 +/- 3%	0.7 +/- 1%	-0.7 +/- 3%	-	-	-	0.7 +/- 1%	0.7 +/- 1%	0.7 +/- 1%	-	-	

TABLE 2.2 –  $L_0, L_1, L_{\infty}$  and  $E_0$  for  $\alpha = 0.3$  and  $0.6$

• Total payoff evolution from  $L_0$  to  $L_1$  (first decision)

**Observation 1.** For all couples of misperceptions  $(\sigma, \delta)$ , the global shortfall  $L_1$  after the first iteration is never worse (but not always better, e.g.  $(\sigma, \delta) = (0, 3, -0, 2)$ ) for a small strength of activity interaction. This means that the more the activities are complementary, the more they are sensitive to misperception. The

higher the degree of complementarity between two activities, the greater the consequences of the decider's misperception on the shortfall.

**Observation 2.** For a given interaction strength  $\alpha$  between two activities and for different values of misperceptions  $\delta$ , the curve  $L_0(\alpha, \sigma, \delta)$  is concave  $\forall \sigma$ , centered on  $\delta = 0$  and is non symmetrical because underestimating seems to be better than overestimating. This first observation confirms the non-linearity between  $L$  and  $\delta$  (cf. function of SIGGELKOW (2002)). Nevertheless, in the case of underestimation of  $\alpha$  (cf.  $\delta < 0$ ), the corresponding values of  $L_0(\alpha, \sigma, \delta)$  are very close whatever the value of  $\sigma$ . In the case of overestimation (cf.  $\delta > 0$ ), the dispersion of the values of  $L_0(\alpha, \sigma, \delta)$  increases if  $\delta$  increases. We explain this difference by the fact that in the case of underestimation of complementary activities ( $\alpha > 0$ ) if  $\delta < 0$  the shortfall function proposed by Siggelkow shows that if  $(\alpha + \delta)$  decreases then the shortfall is very low and the differences generated by  $\sigma$  will not be significant.

**Comment.** A decision-maker collects information on his neighbors' performance. When he chooses a neighbor who has a better TGM value, he knows that in fact his neighbor overestimates  $\alpha$  (or underestimate less than himself) which implies a worse value of  $l$ . The problem is that each agent uses a payoff function maximizing TGM which is based on a wrong value of  $\alpha$ . In fact,  $(\alpha + \delta)$  and the real payoff  $l$  which depends on the true value of  $\alpha$  will only be revealed to them after the first period. This problem can occur when decision-makers only focus on one performance parameter and ignore its relationship with other crucial business indicators.

**Remark.**  $L_\infty = 0$  means no global shortfall and a final state where all agent interaction perceptions match the real value of  $\alpha$  (cf.  $\delta_i = 0, \forall i$ ). Figure 3 shows values of  $L_\infty(\delta, \sigma)$  for  $\alpha = 0.3$ . The difference between our work and the static approach proposed by Siggelkow with one or two agents is that we seek a better understanding of the global steady-state value of  $L_\infty$  according to the initial diversity of opinions between a large number of agents (this diversity is represented by  $\sigma$ ).

• **Total payoff evolution from  $L_0$  to  $L_\infty$**

We have computed the model until the total shortfall of all agents reached a stable regime. The time of simulations was initially set to infinite but the simulation runs depend on the dynamics of the computation within the model. We decided to stop the simulation at time  $T$  when the model found a stationary state minimizing  $L_T = \sum_{i=1, \dots, n} loss_i^T(\alpha, \delta_i)$  with  $n$  agents (we also named it  $L_\infty$ ). Steady state corresponds to the state where all agents have a stable opinion about the value of the interaction strength between the two activities. It is interesting to note that in some cases, the final interaction strength values have not been accepted unanimously. We can also observe the emergence of some communities of agents with their own opinion about  $\alpha$ .

**Observation 3.** For a given interaction degree  $\alpha$  between two activities and for different values of misperceived  $\delta$ , the curves  $L_1$  and  $L_\infty(\alpha, \sigma, \delta)$  are concave or semi-concave  $\forall \sigma$  (figure 2.3 page 93). Another interesting result is that even if the initial total shortfall  $L_0$  has a high negative value (see table 2.2 page 90), the dynamics of the agent interactions sometimes allow for the reduction of the shortfall to 0.

**Observation 4.** For a given  $\alpha$ , if there is a high initial heterogeneity of opinions (cf. a large value of  $\sigma$ ), it is better to underestimate  $\alpha$  rather than to overestimate it.

**Observation 5.** Figure 2.3 page 93 also shows that, if  $\delta < 0 \forall \sigma$  the shortfall evolution is always  $L_0 < L_1 < L_\infty$  (except for  $\delta \geq 0.25$ ) which confirms the improvement due to information sharing. If  $\delta > 0$ ,  $L_\infty$  is also better than  $L_1$  but  $L_0$  is better than  $L_1$  ( $L_0 > L_1$  and  $L_\infty > L_1$ ). This means that the transition function  $T$  works better in the case of underestimation of the activities interaction strength  $\alpha$  (after one transition and until steady state). The performance of a decider in a cooperative neighborhood continuously improves over time if she underestimates the strength of interaction between two activities. This suggests that the decision-makers' performance will be better if they are pessimistic and cooperative.

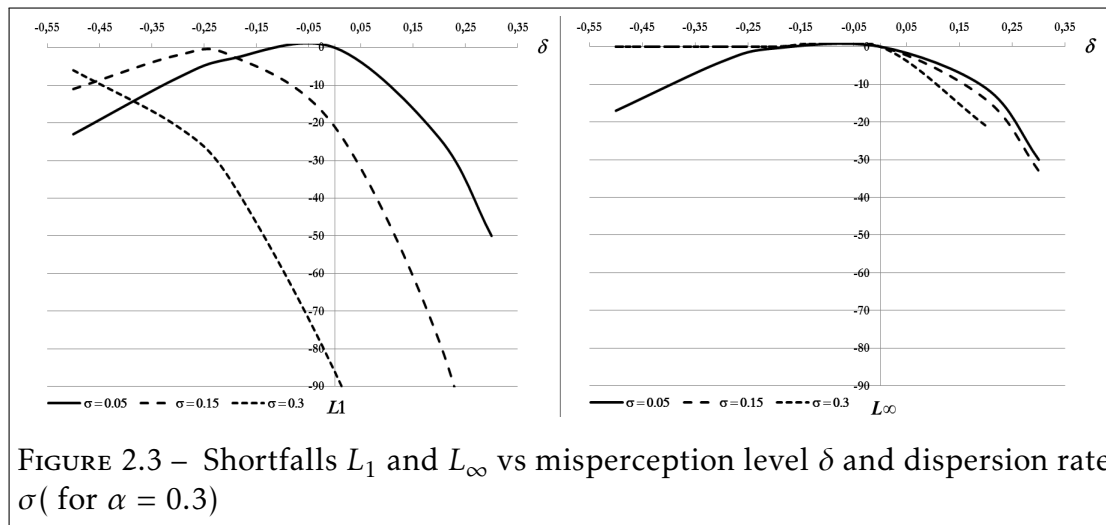


FIGURE 2.3 – Shortfalls  $L_1$  and  $L_\infty$  vs misperception level  $\delta$  and dispersion rate  $\sigma$  ( for  $\alpha = 0.3$ )

**Managerial impacts :** Our main question was to find a relationship between the initial opinion diversity  $\sigma$  of each agent which is represented by  $\delta_i = \mathcal{N}(\delta, \sigma)$  (the “general” opinion is supposed to be the mean value  $\delta$ ) and the final total payoff (cf. the total shortfall  $L_\infty$  to minimize) when the steady-state value has been reached. This question is very suitable for a high-tech innovative cluster launching two new complementary projects. After choosing a level of investments in these projects, we assumed that each decider transfers his payoff information to his neighborhood after each period of time (for instance every six months). Our results show that the transition between the first global payoff of the network at  $t = 0$  and the second one at  $t = 1$ , highly depends on the initial opinion diversity but this becomes false after a long period. In the case of overestimating the interaction strength, a temporary shortfall reduction could lead the deciders to stop their cooperation and thus, stop their individual investments in the project. Such a decision may stop the diffusion of interesting ideas in terms of achieving technology-intensive projects like in competitiveness clusters. Our model does not recommend such a myopic and short term view which focuses on immediate financial results. It shows a possible improvement of the long-term performance even if the initial agent opinions are highly diverse.

• **Total payoff evolution of  $L_t(\alpha, \delta, \sigma)$**

Figure 2.4 page 94 shows the evolution of  $L_t$  for the following scenarios :

- two complementary activities with an interaction strength  $\alpha = 0.3$  (We also simulated the case of  $\alpha = 0.6$  which provided similar results)
- two different misperception degrees of  $\delta$  :  $\delta = -0.2$  (underestimation) ;  $\delta = +0.2$  (overestimation)
- three dispersions of the initial agent opinions  $\sigma = 0.05$  ;  $\sigma = 0.1$  ;  $\sigma = 0.25$

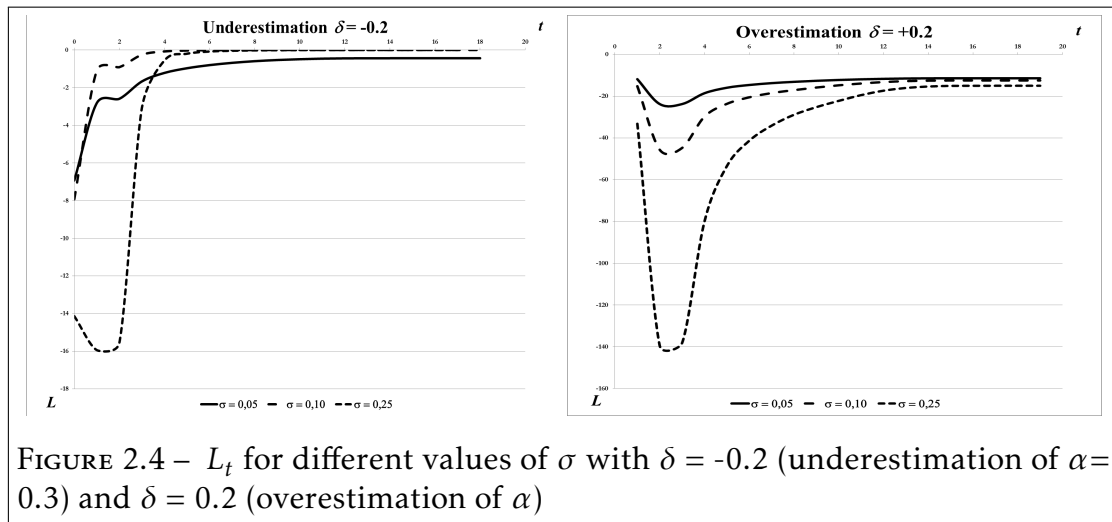


FIGURE 2.4 –  $L_t$  for different values of  $\sigma$  with  $\delta = -0.2$  (underestimation of  $\alpha = 0.3$ ) and  $\delta = 0.2$  (overestimation of  $\alpha$ )

**Observation 6.** In case of the underestimation of  $\alpha$  (top of figure 2.4), if the initial opinion  $\sigma$  is low, the total payoff improves with time due to information sharing. Nevertheless, if  $\sigma$  is high (for instance 0.25) or in the case of overestimation (right side of figure 2.4), we observe another curve morphology : if the dispersion of opinions  $\sigma$  increases, the gap between  $L_0$  and  $L_{min}$  increases although the steady state shortfall  $L_T$  will be very low  $\forall \sigma$ . In the case of a large number of companies working on two projects with high technology (e.g. observation 2), a large range of opinions can exist during the project launching. This diversity of opinion may affect the first decision making process and lead to bad choices. This can be explained by the fact that some managers have chosen to trust the wrong person in their neighborhood. Nevertheless, in case of decisions being taken on a recurring basis, all managers tend to homogenize their opinions.



A high level of heterogeneity can lead to a delay in performance improvement.

**Theoretical justification.** If  $\sigma \gg 0$  and  $\delta > 0$ , then  $L_0 \gg L_1$  (2.2 and 2.4). The reason is that each agent  $i$  who selects a neighbor  $j$  such as  $\max(TGM_j) > TGM_i \forall j \neq i$ , knows in fact that  $j$  overestimates  $\alpha$  which implies a worse value of loss (cf. function 2.8, figures 2.1 and 2.2) and of  $L$ . After this first choice, the real payoff value  $TGM$  is revealed and  $TGM$  is always lower than  $TGM$  if  $\delta_i > 0$  (overestimation of  $\alpha$ ) because  $TGM$  only depends on  $\alpha$  and  $TGM$  on  $(\alpha + \delta_i)$ . These real values  $TGM$  will be shared within the network. At the next decision, all values will be therefore reduced and consequently  $L$  will increase. This justification is valid for an overestimation of  $\alpha$  ( $\delta > 0$ ) but also in the case of underestimation with high initial opinion diversity. In this last case, the normal fluctuations of  $\delta = -0.2$  (cf. underestimation) with  $\sigma = 0.25$  generate values of  $\delta_i$  which can be positive, and therefore amount to an overestimation of  $\alpha$ .

**Observation 7.** In the previous figure 2.4, we can observe two different short-fall curve morphologies :

- **Payoff curve morphology PCM1 :** in the beginning of the simulation  $L_t$  looks like a non-monotone convex function and will after this launching period exponentially increase to finally become asymptotically stable (see on the top of figure 2.4 when  $\sigma = 0.25$  and  $\forall \sigma$  on the down). In the early stages, the overall performance of each decider falls to a minimum, then rises rapidly and stabilizes at a value close to 0. In this case, the decision-makers have reached a perception degree of the project interaction which is close to reality.

- **Payoff curve morphology PCM2 :**  $L_t$  exponentially increases very rapidly at first, and then levels off to become asymptotic to an upper limit (see figure 2.4 left when  $\sigma \leq 0.15$ ). In this case, the decision-maker's overall performance improves rapidly to reach a stable state which corresponds to a consensus about the interaction strength between the two projects. This interaction perception is not necessarily the real value.

**Theoretical justification.** These results depend on the initial diversity of opinion and on the decider's decision rules. To attempt to explain the emergence of these curve morphologies, we will divide the network into three populations of agents that we have called winners, losers and neutrals. Their individual size evolves according to the decision rules launched at each period of time (the sum of the three population sizes remains equal to the whole population size). The rules are the following : at time  $t = 1$ , each agent  $i$  chooses the couple  $(\alpha, \delta_j)$  of the neighbor  $j$  who has the best payoff  $TGM_j$ . From  $t = 2$  to  $T$  (at steady-state), the real payoff  $TGM_i$  is revealed to each agent. Then, he chooses a new estimation of  $\alpha$  according to the best perceived value  $TGM_j$  of one of his neighbors.

- *Characteristic of the loser population evolution.* The losers are agents who see their real payoff fall :  $TGM_{t+1} < TGM_t$ . Losers can only appear from time  $t = 2$ . Losers are deciders who make a choice which leads to a performance decrease.
- *Characteristic of the winner population evolution.* At time  $t$ , winners improve their payoff so as :  $TGM_{t+1} > TGM_t$ . Winners are deciders who make a choice which leads to a performance increase.
- *Characteristic of the neutral population evolution.* Neutrals are agents who cannot find a best payoff  $TGM$  in their neighborhood and therefore do not change their minds  $TGM_{t+1} = TGM_t$ . Neutrals are deciders who don't change their opinion.

Our theoretical justification is based on four cases :

- *Case 1 :* underestimation of the interaction  $\alpha$  between two complementary activities with a high initial opinion diversity  $\sigma$  (with payoff curve morphology PCM 1)
- *Case 2 :* underestimation of  $\alpha$  with a low initial opinion diversity  $\sigma$  (with PCM 2)
- *Case 3 :* overestimation of  $\alpha$  with a high initial opinion diversity  $\sigma$  (with PCM 1)
- *Case 4 :* overestimation of  $\alpha$  with a low initial opinion diversity  $\sigma < 0.15$  (with PCM 1)

• **Case 1** Figure 2.5 page 97 shows the evolution of the real payoff  $TGM_i(t)$  of each agent  $i$ . Due to information sharing, we can see a homogenization of  $TGM_i$  towards a constant value (i.e. a same misperception of interaction strength  $\alpha$ ) after a given period of time  $T = 19$ .

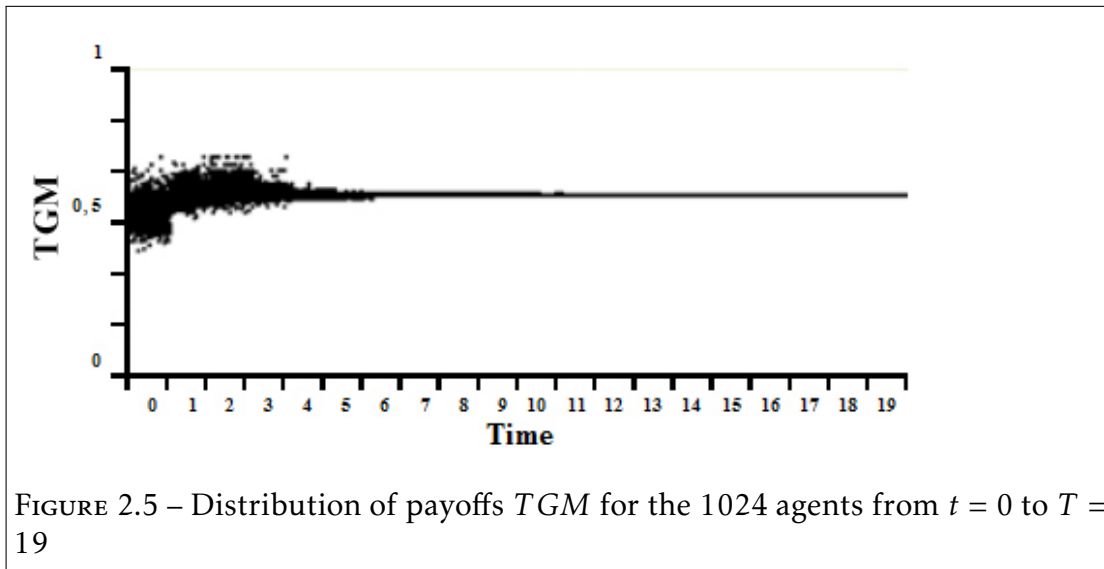


FIGURE 2.5 – Distribution of payoffs  $TGM$  for the 1024 agents from  $t = 0$  to  $T = 19$

Despite a high dispersion of the individual misperceptions  $\delta_i$  at  $t = 0$  and  $t = 1$  (cf. the values of  $TGM_i$ ), the model finally converges towards a same opinion (see figure 2.6 page 97, the light red islands at  $t = 1$  become the dominant color at  $t = T$ ).

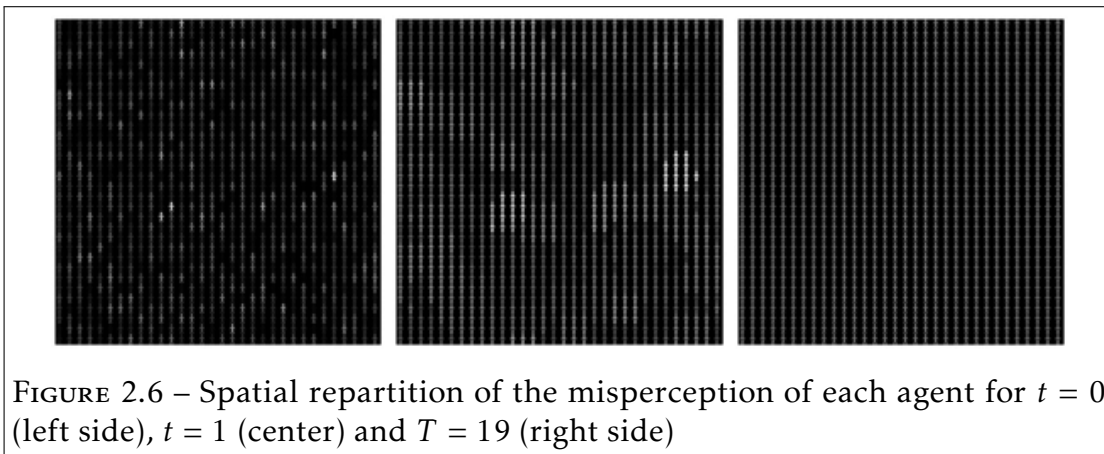


FIGURE 2.6 – Spatial repartition of the misperception of each agent for  $t = 0$  (left side),  $t = 1$  (center) and  $T = 19$  (right side)

These observations can be particularly explained by the evolution of the neutral population (figure 2.7 page 98). Because of a high initial opinion heterogeneity, the first choice made by the agents does not allow for an apt homogenization of the opinions and hence avoid the emergence of losers. In fact, the number of losers rapidly grows, reaches a maximum and then decreases.

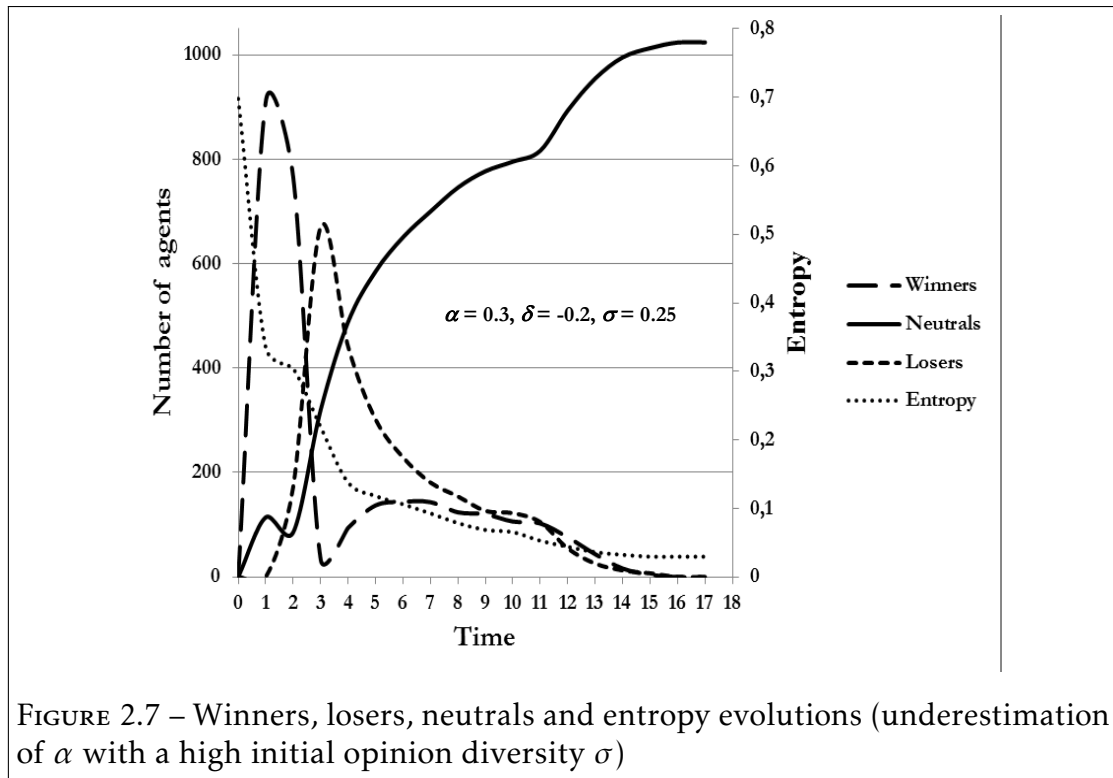


FIGURE 2.7 – Winners, losers, neutrals and entropy evolutions (underestimation of  $\alpha$  with a high initial opinion diversity  $\sigma$ )

At the beginning, the entropy is high (almost 0.70) and rapidly decreases, slows and tends toward zero at  $t = 14$ . These three periods of decline can be explained by a relatively strong reduction in the first period until  $t = 2$  which corresponds to the winner peak and the increase of the number of losers. Then a slower second period follows with a decline in the number of winners until it becomes equal to the number of losers. This second period is justified by the transition rule. At  $t = 2$ , the agents perceive the real value and choose in their neighborhood the agent with the highest perceived payoff  $TGM_j$ . The third period corresponds to a slow decay of the entropy coinciding with the

transfer of winners and losers towards neutral agents whose population increases (principle of communicating vessels). At  $t = 3$ , the number of winners increases, then declines and is followed at  $t = 9$  by a reduction of the number of losers. This phenomenon has, as a consequence, a continuous increase of the neutral population (but less strong). At  $t = 12$ , a simultaneous decrease in the number of winners and losers increases the amplitude of the neutral evolution which decreases progressively when the winner and loser population disappears. These explanations justify the curious evolution  $L_t$  (cf. PCM 1) which shows that it is possible to improve the total payoff even if the initial payoff is low.

- **Case 2** In this case,  $L_t$  follows a curve morphology PCM2 which can be explained by the fact that for a low initial opinion dispersion, there are no losers, so the global shortfall  $L_t$  will not decrease (figure 2.8 page 100). More generally, if  $\sigma = 0^+$  (cf. opinions of each agent on  $\delta$  are very close), the heterogeneity is considerably reduced after one period of time ( $t = 1$ ). At  $t = 1$ , the number of winners sharply grows after decreasing. Without losers and given that the total number of agents is constant, reducing the number of winners increases the neutral agent population (they do not find an agent in their neighborhood with a better payoff value  $TGM_j$ ). At the beginning, entropy is relatively low (almost 0.20) and decreases rapidly until zero at  $t = 5$ . This reduction occurs in two periods : a relatively slow first period until  $t = 2$  which corresponds to the peak in winners, then a much stronger second period followed by the decline in winners. This second period can also be explained by the transition rule.

- **Cases 3 and 4** We observe the same evolution that was present in the first case with a high initial opinion diversity (underestimation of  $\alpha = 0.3$  with  $\delta = -0.2$  and  $\sigma = 0.25$ ) in correspondence with the top of figure 2.4 page 94 and PCM1. This means that the final shortfall  $L_T$  tends towards zero even if the initial activities interaction is very high. Eventually, all the decision-makers find an interaction strength value that is close to the real value.

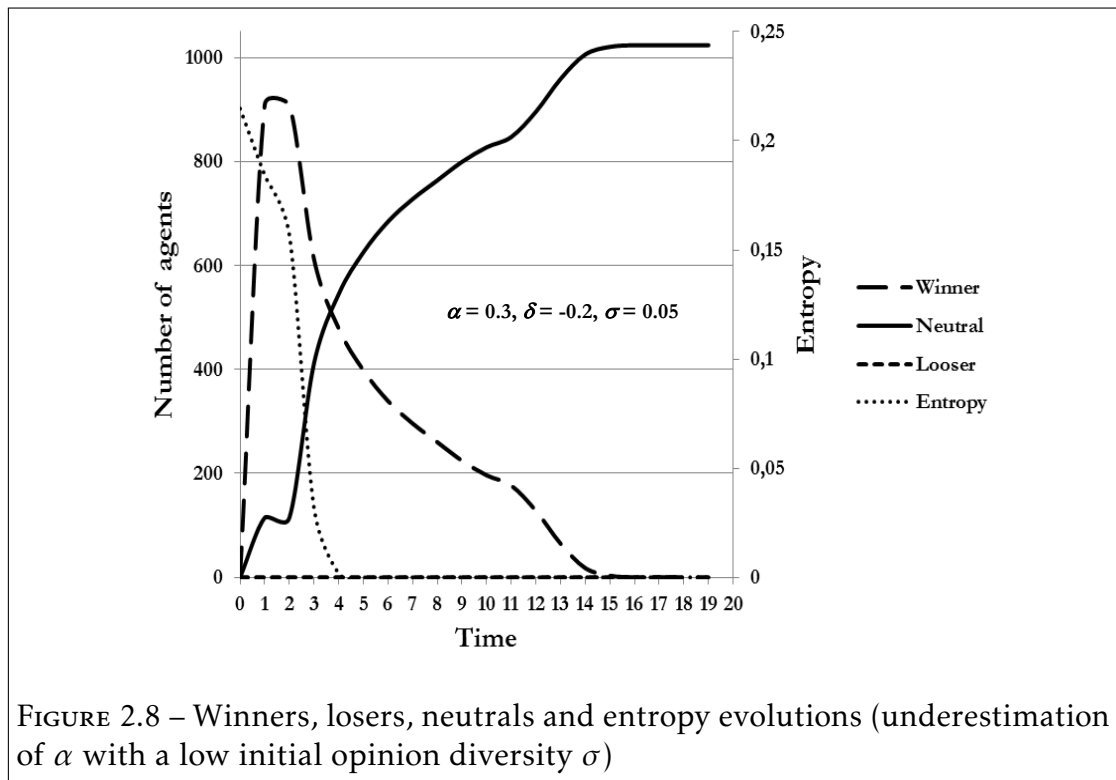


FIGURE 2.8 – Winners, losers, neutrals and entropy evolutions (underestimation of  $\alpha$  with a low initial opinion diversity  $\sigma$ )

### 2.3.2 Impact of strategic information distortion (Hypothesis 1) on global performance

It is well known that cooperation and information sharing are the key variables of innovation policies but there is often an information distortion between the transmitter and the receiver during transmission and/or collection in the communication channel. This distortion is sometimes intentionally chosen by the decider for various strategic reasons. For example, the decision-maker thinks he has obtained a competitive advantage and does not wish to reveal some results. The distortion can also be unintentional and the information transmitted inaccurate. An information transmission distortion is considered as being normally distributed among the agents with a quality rate  $\beta_i \geq 0$ . We initialized  $\beta_i$  using a normal distribution with mean 1 (perfect quality of transmission) and a standard deviation  $\xi$  (we truncate the distribution in case of  $\beta_i < 0$ ). The first hypothesis H1 considered that each agent  $i$  chooses an initial value  $\beta_i$  which corresponds to his individual choice of communicating wrong information to his neighbors. He

decides initially to communicate a higher ( $\beta > 1$ ) or a lower ( $\beta < 1$ ) payoff value  $TGM^* = \beta TGM$  than his actual value  $TGM$ . He will not change his strategy over time, therefore  $\beta_i$  remains constant (a second hypothesis is presented in §2.3.3). We have not considered that agent  $i$  can learn about his neighbor strategies and improve his understanding of  $\beta_i$  after each decision. To study the impact of the information quality of the global performance, we have considered two cases where the initial opinions on  $\alpha$  are extremely different or very close. In the first case, each agent initially has his own opinion. In the second case, we studied only the real impact of the quality of information transmission on the total payoff but we had to choose  $\sigma = 0+$  to generate a small initial diversity of the agents. If firms don't know anything about  $\alpha$ , the competitiveness cluster governance can inform the investors' that two complementary projects have an expected perception  $\delta$  of the interaction strength  $\alpha$ . Once this information is transferred, after the first period of time, the deciders will partially share information about their payoffs in order to improve their understanding of  $\alpha$ .

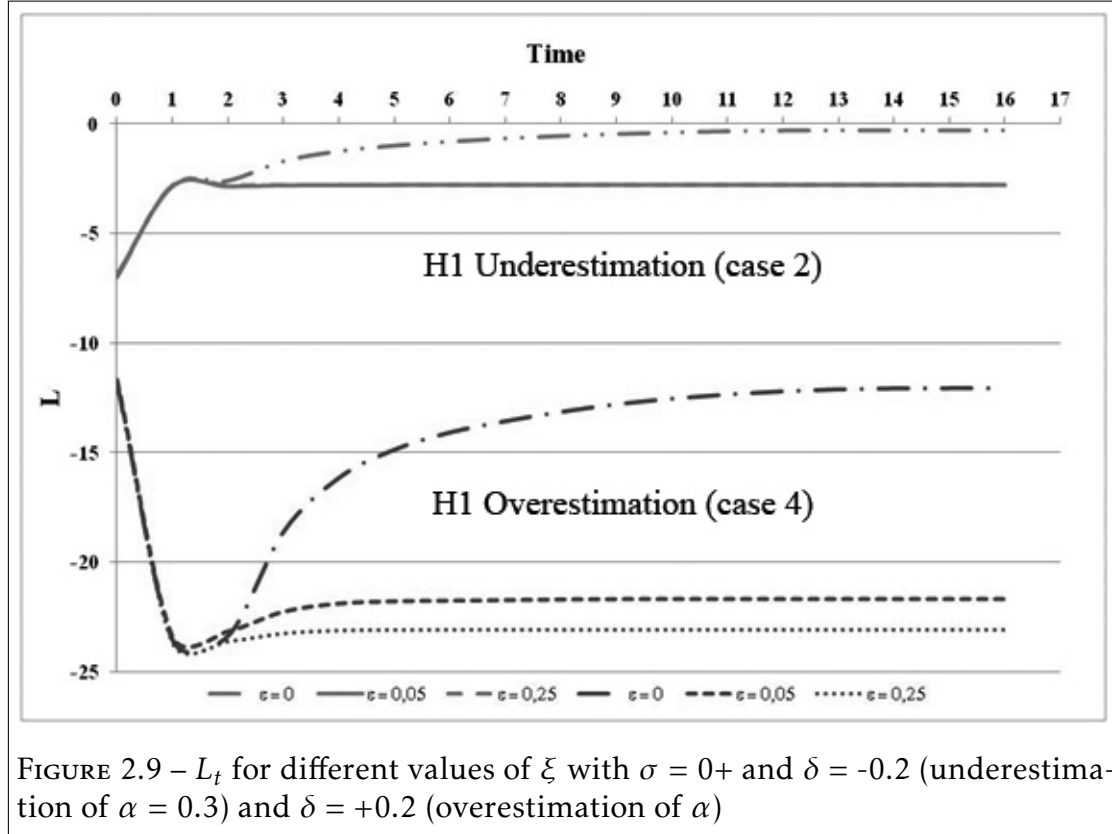
In order to facilitate comparison of results with those of the previous section §2.3.1 ( $\beta = 1$ ), we used the same case numbering (see table 2.3 page 101).

	<i>Information quality</i>	$\delta$	$\sigma$
Case 1	$\mathcal{N}(1, \xi = 0.05)$ and $\mathcal{N}(1, \xi = 0.25)$	-0.2 (underestimation)	0.25
Case 2	$\mathcal{N}(1, \xi = 0.05)$ and $\mathcal{N}(1, \xi = 0.25)$	-0.2 (underestimation)	0.05
Case 3	$\mathcal{N}(1, \xi = 0.05)$ and $\mathcal{N}(1, \xi = 0.25)$	+0.2 (overestimation)	0.25
Case 4	$\mathcal{N}(1, \xi = 0.05)$ and $\mathcal{N}(1, \xi = 0.25)$	+0.2 (overestimation)	0.05

TABLE 2.3 – Simulation scenarios in cases of underestimation vs overestimation of an activity interaction  $\alpha = 0.3$

**Observation 8.** Figure 2.9 page 102 shows a steady state at  $T = 9$  and the overall payoff curve morphology looks like PCM1. An original result confirms that in the case of overestimation of interaction strength  $\alpha$  and imperfect information ( $\beta > 0$ ), the global shortfall  $L_T$  does not improve as much as in the case of perfect information  $\mathcal{N}(1, 0)$  (figure 2.4 page 94).

**Observation 9.** In the case of underestimation and whatever the range of the information quality rate ( $\forall \xi > 0$ ), the global shortfall  $L_T$  is always very close but is worse than in the case of perfect information  $\mathcal{N}(1,0)$ .



**Observation 10.** The global shortfall  $L_T$  in the case of high diversity of opinion (figure 10) is worse than in the case of low initial diversity with perfect (figure 2.4 page 94) or imperfect information (figure 2.9 page 102).

**Observation 11.** Despite an expected final stability  $L_T$  reaching a fixed point, we have detected a high heterogeneity of the final agent opinions. Figure 2.11 page 104 shows the differences between the agent real payoffs  $TGM_i$  (cf. their different opinions about  $\alpha$  at  $t = T$ ) whatever (i.) the initial opinion diversity ( $\forall \sigma > 0$ ), (ii.) the initial dispersion of the agent quality information ( $\forall \xi > 0$ ) and (iii.) the type of misperception of  $\alpha$  (under vs overestimation, ( $\forall \delta > 0$ )).



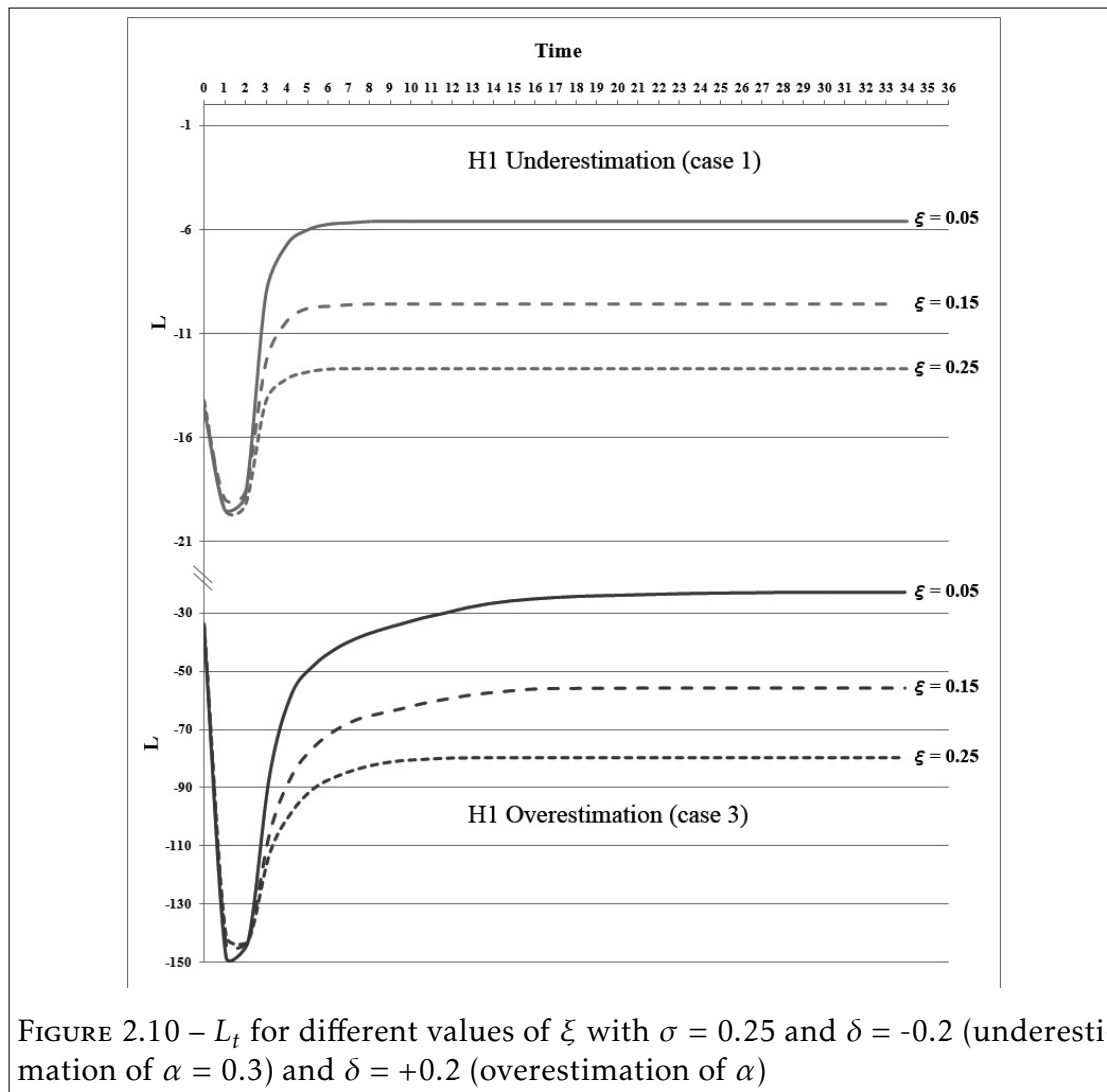


FIGURE 2.10 –  $L_t$  for different values of  $\xi$  with  $\sigma = 0.25$  and  $\delta = -0.2$  (underestimation of  $\alpha = 0.3$ ) and  $\delta = +0.2$  (overestimation of  $\alpha$ )

**Comment.** This observation explains why the overall payoff  $L_T$  is insufficient (see observation 10 above). We proved that the information sharing hypothesis H1 deteriorates the total payoff because agents are less cooperative. The only change to the reference model was the addition of the parameter  $\xi$ .

**Observation 12.** We also found a clustering phenomenon (Figure 2.12 page 104). The number of clusters is equal to the number of possible stable values of  $TGM_i$  (figure 2.11 page 104 at  $T = 19$ ) and the agent colors are calculated according to the parameter  $(\sigma + \delta_i)$ , which matches the payoff values  $TGM_i$ .

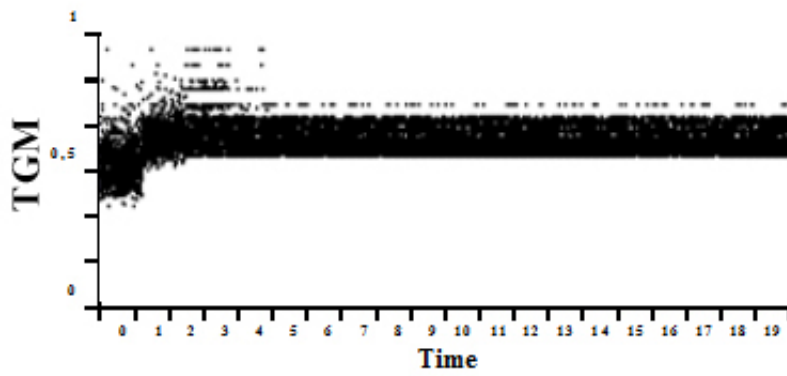


FIGURE 2.11 – Heterogeneity of the individual opinions ( $TGM_i$  between  $t = 0$  and  $T = 19$ )

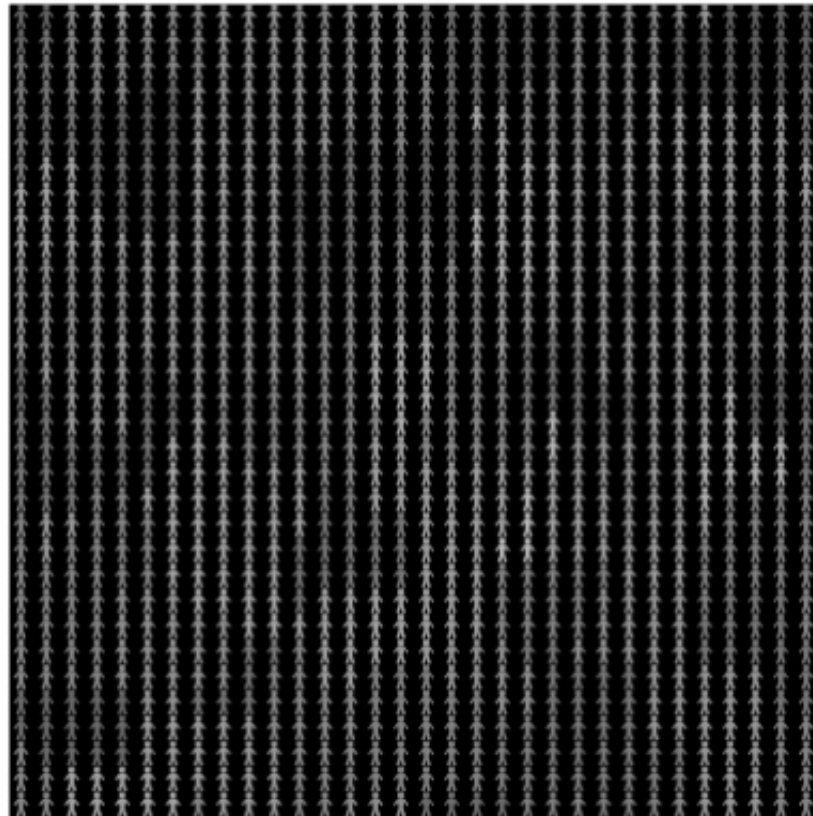


FIGURE 2.12 – Steady-state opinions pattern

### 2.3.3 Impact of assessment errors (Hypothesis 2) on global performance

We assume that investors are having difficulties in evaluating their real payoff and communicating to the neighbors an inaccurate value. The estimation error is normally distributed with mean 0 and standard deviation  $\xi$ . Therefore, the information quality factor  $\beta_i$  is generated at each period by a normal distribution  $\mathcal{N}(1, \xi)$ . The simulations were based on the same scenarios as shown in §2.3.2 Table 2.3 page 101.

**Observation 13.** Figure 2.13 page 106 shows a steady state which means that even if the information quality fluctuates over time, the model tends to stabilize at  $L_T$  after a long period  $T = 300$ . In the case of overestimation of  $\alpha$ , the global shortfall  $L_T$  is always better or equal to all other previous cases (Figures 2.4 page 94 and 2.9 page 102). This means that it is better that information fluctuates over time (cf. H2) rather than only at the beginning (cf. H1). We observed the same behavior in the case of high initial opinion diversity ( $\sigma = 0.25$ ).

**Theoretical justification.** In this H2 scenario, the difference is explained by the fact that the model reaches a homogeneous opinion pattern contrary to H1 (figures 2.11 page 104 and 2.12 page 104).

**Observation 14.** The time to achieve the steady state performance (H1) is ten times (for  $\xi = 0.05$ ) or thirty times (for  $\xi = 0.25$ ) longer than was previously the case (H2).

**Comment.** It should be interesting to compare the cumulative shortfall  $\Sigma_{t=0, \dots, T} L_t$  for H1 and H2 and to observe the intersection from which H1 becomes better than H2.

### 2.3.4 Effect of the neighborhood size

Instead of considering information sharing in a Moore neighborhood, we have expanded the influence area of each agent to 24, 48 and 80 neighbors. It

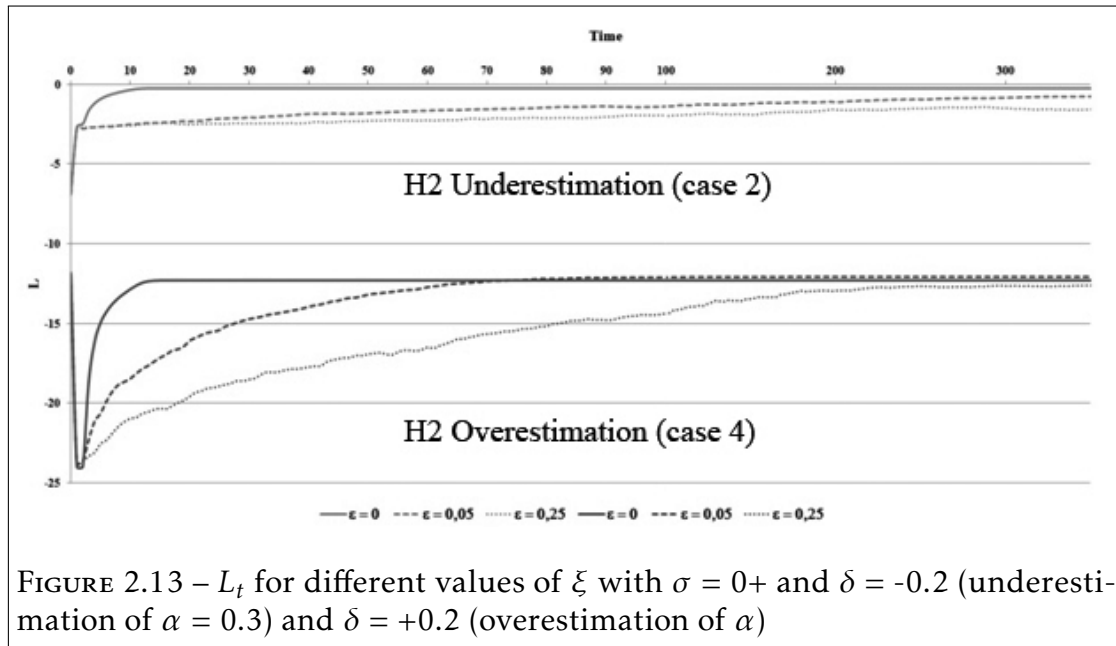


FIGURE 2.13 –  $L_t$  for different values of  $\xi$  with  $\sigma = 0+$  and  $\delta = -0.2$  (underestimation of  $\alpha = 0.3$ ) and  $\delta = +0.2$  (overestimation of  $\alpha$ )

should be noted that our model is composed of 1024 agents distributed in a 2D square space but the edges are connected to each other (it looks like a torus).

**Observation 16.** The larger the influence area of each agent is, the higher the total payoff loss is regardless of the scenario of information sharing quality (table 2.4 page 107).

**Theoretical justification.** Based on observation 6 in §2.3.1 which has been justified, the probability that each agent  $i$  selects a neighbor  $j$  such as :  $\max(TGM_j) > TGM_i, \forall j \neq i$ , grows according to the size  $S$  of the neighborhood. This implies a greater probability to choose a neighbor  $j$  who overestimates  $\alpha$  and provides a worse value of loss (cf. function 2.8). The more  $S$  is large, the more the opinion diffusion increases. This is explained by the high number of neighbors which very quickly stabilizes the global opinions (cf. reaching rapidly a fixed point with opinion convergence) while avoiding an increased improvement to the total payoff.

**Observation 16.** The more neighbors there are, the less sensitive the model is to information quality  $\xi$ .

**Observation 17.** If  $\xi$  increases, then the global shortfall  $L_T$  is better in the case of H2 than H1. This can be explained by the type of distortion  $\beta_i$  of the information transmitted by each agent. For H1 this factor is constant in time and is variable for H2. This gives more possibilities in the case of H2 to achieve a better fixed point.

Case 1 (underestimation of $\alpha$ )		$S=8$	$S=24$	$S=48$	$S=80$	Case 3 (overestimation of $\alpha$ )		$S=8$	$S=24$	$S=48$	$S=80$
H1 ( $\sigma=0.25$ )	$\xi=0$	0	0	-7	-34	H1 ( $\sigma=0.25$ )	$\xi=0$	-10	-77	-144	-215
	$\xi=0.05$	-5.6	-10	-22	-31		$\xi=0.05$	-22.7	-78	-148	-177
	$\xi=0.15$	-9.6	-17	-32	-34		$\xi=0.15$	-56	-101	-147	-184
	$\xi=0.25$	-12.7	-20	-40	-40		$\xi=0.25$	-79.5	-80	-188	-214
H2 ( $\sigma=0.25$ )	$\xi=0$	0	0	-7	-34	H2 ( $\sigma=0.25$ )	$\xi=0$	-10	-77	-144	-215
	$\xi=0.05$	-0.09	-1	-14	-27.5		$\xi=0.05$	-13.8	-77	-139	-182
	$\xi=0.15$	-0.1	-3.5	-13.6	-33.7		$\xi=0.15$	-9	-77	-135	-190
	$\xi=0.25$	-0.3	-2.4	-14.6	-32.8		$\xi=0.25$	-20	-70	-145	-161

TABLE 2.4 –  $L_\infty(\delta, \sigma, \xi)$  for  $\alpha = 0.3$  and for different sizes  $S$  of neighborhood

## 2.4 Synthesis and research outlooks

Few studies have shown that misperception of the interaction strength between activities limits global performance (SIGGELKOW (2002)). To our knowledge, no research has paid attention to the situation where a large number of agents shared information in a same space (e.g. an innovative cluster). This paper considers managers who share their payoff information in order to improve their understanding of the interaction strength  $\alpha$  between two complementary activities in which they choose to periodically invest (It should be remembered that we only choose to work on complements because many authors have shown that misperception had little influence on the shortfall in case of substitutes). They communicate with their close neighbors to better estimate  $\alpha$  in order to

reduce their shortfall. We also assumed a possible distortion of the quality of the shared information. This is due to neighbors transmitting wrong information about their payoff based on two hypotheses : H1, each manager does not change his initial strategy and disseminates inaccurate information over time and H2, unintentional information fluctuations due to assessment errors at each decision. Such situations could appear in competitiveness clusters where firms invest time after time in two complementary projects. Our model advises to avoid a myopic and short term view that focuses on immediate financial results, and shows a possible improvement of the long-term performance even if the initial agent opinions about  $\alpha$  are very diverse and/or the information quality is low.

**Main results** Our model studies the dynamic evolution of an agent-based model composed by decision makers who try to reduce their misperception of the interaction of two projects. The first observations show, from an economic point of view, that it is generally better to underestimate the interactions of activities than to overestimate (see also results of SIGGELKOW (2002)). Qualitatively speaking, managers' opinions usually converge after reaching a steady state. This is not the case for the hypothesis H2 where opinions remain different for a lot of managers (but stable) after reaching a steady state. This means that if inaccurate information is changing at each decision, the individual decision rule based on information sharing is not able to standardize the managers' opinions and therefore can't improve the global steady state performance enough. Another result shows, especially in the case of high initial opinion divergence (cf. a high dispersion of initial misperceptions), that the total shortfall  $L$  of the network after launching two new projects in which managers cannot accurately estimate the interaction strength  $\alpha$ , declines very rapidly.

We also found a counterintuitive result which shows that if each agent increases his neighborhood influence size, the final performance will decline.

**Research outlooks**

**Empirical validation** We will test our model on innovative companies that cooperate together with imperfect information within competitiveness clusters. We will focus on firms working simultaneously on two R & D projects funded by the contractor. The investment choices are based on these given grants and on a U-shaped cost function. This is particularly the case for companies working at the same time in two clusters on different projects. We already know innovative firms working simultaneously on two projects within the cluster Sysolia (industrial solar systems) and on projects funded by the cluster Route des Lasers (development and dissemination of innovative technologies of optics and lasers - laser systems and applications, metrology, imaging, physics innovative - in industry). This future work will be implemented during these project lifecycles. Nevertheless, relevant information may appear when we compare the field results in a real neighborhood with those provided by our model. However, an additional problem may arise. Indeed, some innovative companies in high-tech areas are reluctant to provide financial information that are confidential for them. It is a study that requires patience based on mutual trust.

In our model (of competitiveness clusters, we wish to represent different types of agents (universities, SMEs, large companies, technology platforms, etc.), each with different objective functions (volume of publications, ROI, etc.). Furthermore, the addition of different cooperation strategies according to each agent's type can be simulated and their impact on performance can be studied on an individual scale, on the scale of a group of agent's and of the overall cluster. We could also consider the adaptive behavior of the agents and identify its implications which can be similar to a supermodular game (MILGROM et ROBERTS (1990b)). More complex decision-making behavior, learning and memory as well as information channel diversification and objective functions could be also incorporated into the model in reference to some empirical works of authors (YOUNÈS (2011)) and your own future empirical studies.

**Model extensions** We postulated that the opinion diversity was a randomly generated initial state according to a Gaussian distribution. We justified this method by the fact that deciders have to launch new activities and therefore

don't have a close opinion of the interaction strength between the two projects. One extension could be to integrate into the model the knowledge provided by some managers who have had past experiences on similar activities. These managers could transmit their knowledge to other managers. For example, in some competitiveness clusters, there are training platforms where firm employees and managers can be trained on topics related to the cluster's themes. This would avoid the sharp performance decrease observed after the first decision. Another extension regarding the hypothesis H2, will consist in considering the risks of a long waiting period to reach stable opinions and to minimize losses for the whole network. This period may lead some deciders to stop their funding due to a too high cumulative shortfall. The gradual disappearance of agents could have an impact on the overall system behavior. For example, in the competitiveness cluster, some firms stop their collaborations in projects. We considered in our model the agent's space as a torus. It is possible to transform this space in a bounded square, which would limit the number of neighbors in the edges. Finally, the choice of metric in a cluster context for example also remains to be studied. Beyond the Euclidean distance, other dimensions could be taken into account (e.g. social distances) Finally, we wish to complete the model by expanding the rules of inter-individual perception taking into account confidence and belief. Some research has incorporated these elements in multi-agent models (THIRIOT et KANT (2008)) as well as knowledge sharing (J. WANG et al. (2009)) or information transmitted by word of mouth (THIRIOT et KANT (2010)). This work, often applied to marketing, has limitations however due to the complexity of social interactions and individual behavior.

## 2.5 Acknowledgements

We gratefully thank the reviewers for their constructive comments and suggestions. We also acknowledge the manager of Alphanov, the technological platform of Bordeaux innovative cluster Route des lasers, for giving us the opportunity to share our ongoing research.



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

## 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 intégration 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 connaissance de chaque agent décideur. Cette étude, préalablement commencée est ici enrichie par l'intégration de la

perception erronée des informations extérieures par les décideurs ce qui peut avoir pour conséquence de modifier la décision des décideurs 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, selon eux, leur convient le mieux suivant deux hypothèses étudiées l'une après l'autre. La première hypothèse amène les agents à choisir le voisin qui leur semble le plus proche en termes de connaissances. La deuxième hypothèse voit les décideurs choisir l'agent prétendument le plus éloigné. Les résultats de simulation montrent i.) que dans le cas du choix du partenaire le plus proche en termes de connaissances, il est préférable individuellement d'avoir une perception erronée de la réalité, ii.) que dans le cas du choix du partenaire le plus éloigné en termes de connaissances, il est préférable, au contraire, d'avoir une perception juste de la réalité et iii.) 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

### 3.1 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 secteurs de l'aéro-

nautiques, 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 de la part des organisations. Pour se faire, dans une première partie, en nous appuyant sur les états de l'art des précédents articles (capacité d'absorption, distance cognitive, mauvaise perception) et à l'état de l'art général d'introduction (pôle de compétitivité, transfert de connaissances), nous présenterons notre modèle multi-agents qui a pour objectif de simuler la diffusion de connaissances entre des agents au sein d'un cluster innovant. Dans une deuxième partie, les principaux résultats seront développés.

## 3.2 Le modèle

### 3.2.1 Principe

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. 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).

$$z^i = M^i + \gamma^i (M^i, \beta^i) \theta^j M^j \quad (3.1)$$

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

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

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

$\gamma^i$ , 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 3.1).

$$k_s^i = I_s^i + \lambda_s^{ij} (I_s^i, \alpha_s^{ij}) \theta_s^j k_s^j \quad (3.2)$$

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  $s$

$\lambda_s^{ij}$ , 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  $j$ .

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

$\theta_s^j$ , 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  $\alpha_s^{ij}$  par l'équation 3.3 :

$$\alpha_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s} \quad (3.3)$$

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).

$$\lambda_{ij} = \frac{\varepsilon\beta_i d_{ij} + \varepsilon\beta_i d_{ij} a c i_i^\psi - \varepsilon\beta_j d_{ij}^2}{\frac{1}{4\varepsilon\beta_j} [\varepsilon\beta_i (1 + a c i_i^\psi)]^2} \in [0, 1] \quad (3.4)$$

Avec :<sup>1</sup>

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

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

$\beta_j$ , la capacité d'innovation de l'agent  $j$  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  $\beta$  a une autre signification dans l'équation 3.1.

$d_{ij}$ , 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 ( $\geq 0$ )

$\psi$ , l'efficacité de la R & D dévolue à la capacité d'absorption

### 3.2.2 Formalisation du modèle 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 ( $\lambda_1^{ij}$  et  $\lambda_2^{ij}$ ) 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 spécifie implicitement EGBETOKUN et SAVIN (2012) : “Cognitive distance  $d_{ij}$  is modeled as an Euclidian distance between the stock of knowledge of the two partners  $i$  and  $j$  ( $v_i$  and  $v_j$ ), which are independently and randomly (uniform distribution) attributed to the firms  $\kappa$  over types of knowledge from the interval  $[0, 1]$ . [...] We take  $\kappa = 2$  for a better visualization of results.”. 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  $s$  ( $MAXK_s$ ).

$$d_s^{ij} = |(k_s^i - k_s^j)| \quad (3.5)$$

Et

$$\tilde{d}_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s} \in [0, 1] \quad (3.6)$$

$\tilde{d}_s^{ij}$  est similaire à  $\alpha_s^{ij}$  (équation 3.3) représentant le degré de complémentarité (ou de substituabilité).

Ainsi la fonction d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) prend cette forme :

$$\lambda_s^{ij} = \frac{\varepsilon_s^i \beta_s^i \tilde{d}_s^{ij} + \varepsilon_s^i \beta_s^i \tilde{d}_s^{ij} aci_i^\psi - \varepsilon_s^i \beta_s^j \tilde{d}_s^{ij2}}{\frac{1}{4\varepsilon_s^i \beta_s^j} [\varepsilon_s^i \beta_s^i (1 + aci_i^\psi)]^2} \in [0, 1] \quad (3.7)$$

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  $s$  ( $\theta_1^i$  et  $\theta_2^i$ )

- Pour chaque agent  $i$ , une capacité à capter des nouveautés ( $\beta$ ) identique pour chaque domaine de connaissance  $s$  ( $\beta_1^i = \beta_2^i$ )
- Pour chaque agent  $i$ , un degré de mauvaise perception dans chaque domaine de connaissances  $s$  ( $\delta_1^i$  et  $\delta_2^i$ )
- Pour chaque agent  $i$ , un stock de connaissances qui évolue suivant les relations avec les autres agents et suivant la fonction :

$$k_s^i = I_s^i + \lambda_s^{ij} (I_s^i, \alpha_s^{ij}) \theta_s^j k_s^j \quad (3.8)$$

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,  $K_i$

$$K_i = k_1^i + k_2^i \quad (3.9)$$

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  $\theta$ ,  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\delta$ .

Afin de rendre les résultats plus facilement interprétables, à chaque tirage les différents paramètres  $\theta$ ,  $\varepsilon$ ,  $\beta$  suivent une loi normale de même valeur moyenne  $\mu$  et de même écart type  $\sigma$ . Le paramètre  $\delta$  peut suivre une loi normale avec une valeur moyenne et un écart type ( $\sigma$ ) différents de celle assignée à  $\theta$ ,  $\varepsilon$ ,  $\beta$ .

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. Sa sélection peut être faussée du fait d'une mauvaise perception appelée  $\delta$ . 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  $k_s^j$ ) :

$$mis\_d_s^{ij} = |(k_s^i - mis\_k_s^j)| \quad (3.10)$$

Avec :

$$mis\_k_s^j = k_s^j(1 - \delta_s^i) \quad (3.11)$$

- Leur degré de complémentarité erroné ( $mis\_a_s^{ij} = \frac{mis\_d_s^{ij}}{MAXK_s}$ ), 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  $s$  :

$$mis\_l_s^{ij} = \frac{\varepsilon_s^i \beta_s^i mis\_d_s^{ij} + \varepsilon_s^i \beta_s^i mis\_d_s^{ij} aci_i^\psi - \varepsilon_s^i mis\_beta_s^j (mis\_d_s^{ij})^2}{\frac{1}{4\varepsilon_s^i mis\_beta_s^j} [\varepsilon_s^i \beta_s^i (1 + aci_i^\psi)]^2} \in [0, 1] \quad (3.12)$$

Avec :

- $mis\_l_s^{ij} \in [0, 1]$
- $mis\_beta_s^j = \beta_s^j(1 - \delta_s^i)$ , 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  $s$  :

$$k_{s(t+1)}^i = k_{s(t)}^i + I_s^i + mis\_ \lambda_s^{ij} (k_s^i, \alpha_s^{ij}) mis\_ \theta_s^j mis\_ k_s^j \quad (3.13)$$

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)).

### 3.2.3 Conditions expérimentales

**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 nul. L'intégration d'une valeur de  $I_s^i \in [0, 1]$ , fera l'objet d'études ultérieures.

**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 ( $100 \times 100$ ,  $200 \times 200$ ,  $300 \times 300$ ).

**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  $\varepsilon$  et de capacité de nouveauté  $\beta$ . Nous avons définis un écart-type  $\sigma$  représentant la dispersion de la diversité de la capacité d'apprentissage  $\varepsilon$  et la dispersion de la diversité de la capacité à capter des nouveautés,  $\beta$ .

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 ( $\varepsilon$ ) quel que soit le domaine de connaissances  $s$
- Pour chaque agent, la capacité à capter des nouveautés ( $\beta$ ) 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 ( $\theta$ ). 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 ( $\theta$ ). Nous avons définis un écart-type  $\sigma$  représentant la dispersion de la diversité du degré de partage des connaissances,  $\theta$ .

Nous affectons différentes valeurs initiales de degré de mauvaise perception ( $\delta$ ). Nous avons définis un écart-type  $\sigma$  représentant la dispersion de la diversité du degré de mauvaise perception,  $\delta$ .

Enfin, pour simplifier l'analyse des résultats, pour chaque simulation, nous avons systématiquement donné comme valeur initiale à la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) et à la capacité à capter des nouveautés ( $\beta$ ) la même valeur initiale que celle affectée au degré de partage des connaissances ( $\theta$ ). 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 (Tables 3.1 page 121 et 3.2 page 122)

$\varepsilon$	0,0520	0,1309	0,1219	0,0766	0,0582	0,0764	0,0386	0,0903	0,1397	0,1271
$\beta$	0,1133	0,0702	0,1358	0,0397	0,0472	0,1325	0,1413	0,1251	0,1133	0,0112
$\theta$	0,0889	0,1052	0,1382	0,0730	0,1486	0,0338	0,1372	0,0979	0,0992	0,0791

TABLE 3.1 – Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale  $\mathcal{N}(0, 10; 0, 05)$

$\varepsilon$	0,5119	0,3987	0,2158	0,5051	0,2483	0,3485	0,1197	0,1763	0,4166	0,5119
$\beta$	0,2299	0,3675	0,6165	0,2240	0,2295	0,4637	0,3656	0,2579	0,3537	0,5141
$\theta$	0,5103	0,2517	0,2228	0,6179	0,2242	0,1407	0,3058	0,239	0,3814	0,3860

TABLE 3.2 – Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale  $\mathcal{N}(0, 30; 0, 15)$

Nous avons choisi  $\sigma$  dans les cas où (table 3.3 page 122) :

- Pour  $\varepsilon$ ,  $(\varepsilon - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\varepsilon + 2\sigma) \leq 1$
- Pour  $\beta$ ,  $(\beta - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\beta + 2\sigma) \leq 1$
- Pour  $\theta$ ,  $(\theta - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\theta + 2\sigma) \leq 1$
- Pour  $\delta$ ,  $(\delta - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\delta + 2\sigma) \leq 1$

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	–	–
–	–	–	–	–
–	–	–	–	–

TABLE 3.3 – Scénarios possibles pour  $\sigma$  avec différentes valeurs de  $\theta$ ,  $\beta$  et  $\varepsilon$ .

**Hypothèses quant à la stratégie de sélection des agents** Nous considérons deux cas : Pour chaque domaine  $s$ , les agents choisissent l'agent le plus proche au sein de l'espace connaissances  $S$  (H1) ou ils choisissent l'agent le plus éloigné (H2). 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 DREJER et VINDING (2007) et 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.

### 3.2.4 Validation du modèle

Afin de générer une distribution homogène des valeurs initiales de la capacité d'apprentissage  $\varepsilon$ , de la capacité de nouveauté  $\beta$ , du degré de partage des connaissances  $\theta$  et du degré de mauvaise perception  $\delta$  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  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta$  et la loi normale  $\mathcal{N}(\bar{\delta}, \sigma)$  pour la variable  $\delta$ .

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.

$$IC = \frac{V(D)}{D} \quad (3.14)$$

$$D = \frac{N}{K} \quad (3.15)$$

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 :

- Tous les emplacements de l'espace connaissance ont la même probabilité d'accueillir un agent
- La position d'un agent nouveau est indépendante de la position des agents précédents.

### 3.3 Résultat 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.

Les résultats sont présentés dans deux sous-sections.

Dans la sous section 3.3.1, nous présenterons les résultats des simulations pour la première hypothèse à savoir la sélection du partenaire le plus proche en termes de stock de connaissances (H1).

Dans la section 3.3.2, nous présenterons les résultats des simulations pour la deuxième hypothèse à savoir la sélection du partenaire le plus éloigné en termes de stock de connaissances (H2).

### 3.3.1 Les agents choisissent l'agent le plus proche au sein de l'espace connaissance (H1)

Les résultats numériques des tableaux 3.4 page 126, 3.5 page 127 et 3.6 page 128 présentent pour chaque tuple  $(\varepsilon, \beta, \theta, \sigma, \delta)$ <sup>2</sup> le stock moyen de connaissances des agents par domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour une dimension initiale de l'espace connaissance  $S_{(t=0)}$  et pour différents nombre d'agents à  $t = 0$ ,  $t = 1$  et  $t = \infty$ . L'intervalle de confiance relatif présenté dans les tableaux 3.4 page 126, 3.5 page 127 et 3.6 page 128 a été choisi comme étant égal à l'écart type divisé par la valeur moyenne.

#### *Analyse du comportement du stock de connaissances moyen après une première itération*

**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 ( $\sigma$ ).

**Observation 2 :** Pour un degré donné de partage de connaissances ( $\theta$ ) et des capacités données d'apprentissage et de nouveauté ( $\varepsilon$  et  $\beta$ ), 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

---

2. Pour chaque simulation, la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) et la capacité de nouveauté ( $\beta$ ) ont des mêmes valeurs initiales générées par  $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$  comme celle affectée au degré de partage des connaissances ( $\theta$ ) comme spécifié dans les conditions expérimentales.

		20 agents											
		0,1				0,3				0,5			
		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$	
0,05	100 x 100	$t = 0$	51 ± 57%	$t = 0$	51 ± 57%	$t = 0$	50 ± 61%	$t = 0$	50 ± 61%	$t = 0$	51 ± 60%	$t = 0$	51 ± 60%
		$t = 1$	52 ± 57%	$t = 1$	52 ± 57%	$t = 1$	51 ± 61%	$t = 1$	52 ± 61%	$t = 1$	52 ± 60%	$t = 1$	53 ± 60%
		$t = \infty$	70 ± 94%	$t = \infty$	97 ± > 100	$t = \infty$	80 ± 100%	$t = \infty$	127 ± 79	$t = \infty$	74 ± 85%	$t = \infty$	138 ± 87
		> 100			= 97		= 92%		= 71		= 87		= 78%
	200 x 200	$t = 0$	84 ± 69%	$t = 0$	84 ± 69%	$t = 0$	106 ± 57%	$t = 0$	106 ± 57%	$t = 0$	103 ± 48%	$t = 0$	103 ± 48%
		$t = 1$	85 ± 69%	$t = 1$	85 ± 69%	$t = 1$	108 ± 56%	$t = 1$	109 ± 58%	$t = 1$	106 ± 47%	$t = 1$	108 ± 48%
		$t = \infty$	107 ± 97	$t = \infty$	125 ± 90	$t = \infty$	141 ± 96	$t = \infty$	176 ± 83	$t = \infty$	156 ± 95	$t = \infty$	247 ± 86
		= 97		= 74%		= 96		= 54%		= 95		= 86	
	300 x 300	$t = 0$	157 ± 55%	$t = 0$	157 ± 55%	$t = 0$	135 ± 59%	$t = 0$	135 ± 59%	$t = 0$	143 ± 62%	$t = 0$	143 ± 62%
		$t = 1$	159 ± 55%	$t = 1$	159 ± 55%	$t = 1$	140 ± 60%	$t = 1$	141 ± 59%	$t = 1$	149 ± 62%	$t = 1$	151 ± 63%
		$t = \infty$	179 ± 70	$t = \infty$	205 ± 88	$t = \infty$	164 ± 64	$t = \infty$	227 ± 72	$t = \infty$	199 ± 62	$t = \infty$	251 ± 76
		= 70		= 52%		= 50%		= 51%		= 40%		= 51%	
0,15	100 x 100	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	50 ± 55%	$t = 0$	50 ± 55%	$t = 0$	52 ± 61%	$t = 0$	52 ± 61%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	50 ± 56%	$t = 1$	51 ± 56%	$t = 1$	52 ± 61%	$t = 1$	54 ± 62%
		$t = \infty$	-	$t = \infty$	-	$t = \infty$	82 ± 78	$t = \infty$	147 ± 87	$t = \infty$	68 ± 85%	$t = \infty$	108 ± 89%
		= -		= -		= 78		= 82%		= 67		= 70	
	200 x 200	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	80 ± 70%	$t = 0$	80 ± 70%	$t = 0$	100 ± 54%	$t = 0$	100 ± 54%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	82 ± 71%	$t = 1$	82 ± 71%	$t = 1$	103 ± 53%	$t = 1$	108 ± 56%
		$t = \infty$	-	$t = \infty$	-	$t = \infty$	119 ± 95	$t = \infty$	155 ± 97	$t = \infty$	153 ± 94	$t = \infty$	239 ± > 100
		= -		= -		= 95		= 75%		= 69%		= 59%	
	300 x 300	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	140 ± 59%	$t = 0$	140 ± 59%	$t = 0$	150 ± 57%	$t = 0$	150 ± 57%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	144 ± 59%	$t = 1$	146 ± 60%	$t = 1$	157 ± 56%	$t = 1$	159 ± 57%
		$t = \infty$	-	$t = \infty$	-	$t = \infty$	185 ± 96	$t = \infty$	223 ± 75	$t = \infty$	196 ± 93	$t = \infty$	226 ± > 100
		= -		= -		= 96		= 55%		= 46%		= 50%	

TABLE 3.4 – H1,  $\bar{K}_s$ , pour 20 agents à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$ , pour  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta = 0,10$ ,  $0,30$  et  $0,5$ ,  $\delta = 0,10$  et  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$

paramètres ( $\sigma$ ). Ce résultat semble intuitif pour les simulations avec une faible dispersion. En effet, pour un degré donné de partage de connaissances ( $\theta$ ) et des capacités données d'apprentissage et de nouveauté ( $\varepsilon$  et  $\beta$ ), la moyenne des valeurs des différents paramètres prise pour la loi normale étant identique, les valeurs de  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta$  peuvent être proches. La position des agents à  $t = 0$  a alors un



		10 agents											
		0,1				0,3				0,5			
		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$	
0,05	100 x 100	t = 0	43 ± 68%	t = 0	43 ± 68%	t = 0	57 ± 52%	t = 0	57 ± 52%	t = 0	58 ± 54%	t = 0	58 ± 54%
		t = 1	44 ± 67%	t = 1	44 ± 68%	t = 1	58 ± 52%	t = 1	59 ± 52%	t = 1	59 ± 53%	t = 1	60 ± 55%
		t = ∞ = 96	81 ± 113%	t = ∞ = 98	104 ± 113%	t = ∞ = 94	129 ± 79%	t = ∞ = 78	185 ± 65%	t = ∞ = 61	133 ± 71%	t = ∞ = 73	212 ± 71%
	200 x 200	t = 0	94 ± 62%	t = 0	94 ± 62%	t = 0	93 ± 61%	t = 0	93 ± 61%	t = 0	89 ± 72%	t = 0	89 ± 72%
		t = 1	96 ± 62%	t = 1	96 ± 63%	t = 1	98 ± 62%	t = 1	99 ± 62%	t = 1	98 ± 75%	t = 1	99 ± 75%
		t = ∞ = 94	142 ± 58%	t = ∞ = 99	152 ± 57%	t = ∞ = 87	148 ± 65%	t = ∞ = 94	189 ± 59%	t = ∞ = 84	145 ± 74%	t = ∞ = 93	174 ± 69%
	300 x 300	t = 0	159 ± 56%	t = 0	159 ± 56%	t = 0	168 ± 53%	t = 0	168 ± 53%	t = 0	148 ± 56%	t = 0	148 ± 56%
		t = 1	161 ± 56%	t = 1	162 ± 55%	t = 1	176 ± 51%	t = 1	177 ± 52%	t = 1	159 ± 57%	t = 1	160 ± 56%
		t = ∞ = 69	188 ± 51%	t = ∞ = 94	201 ± 51%	t = ∞ = 44	208 ± 38%	t = ∞ = 43	240 ± 32%	t = ∞ = 33	202 ± 50%	t = ∞ = 58	240 ± 40%
0,15	100 x 100	t = 0	–	t = 0	–	t = 0	48 ± 56%	t = 0	48 ± 56%	t = 0	57 ± 48%	t = 0	57 ± 48%
		t = 1	–	t = 1	–	t = 1	50 ± 55%	t = 1	50 ± 55%	t = 1	59 ± 47%	t = 1	60 ± 48%
		t = ∞ = –	–	t = ∞ = –	–	t = ∞ = 75	94 ± 94%	t = ∞ = 79	145 ± 77%	t = ∞ = 51	131 ± 80%	t = ∞ = 76	206 ± 57%
	200 x 200	t = 0	–	t = 0	–	t = 0	106 ± 52%	t = 0	106 ± 52%	t = 0	113 ± 51%	t = 0	113 ± 51%
		t = 1	–	t = 1	–	t = 1	111 ± 51%	t = 1	111 ± 53%	t = 1	119 ± 50%	t = 1	119 ± 50%
		t = ∞ = –	–	t = ∞ = –	–	t = ∞ = 77	167 ± 58%	t = ∞ = 85	215 ± 48%	t = ∞ = 23	180 ± 51%	t = ∞ = 30	229 ± 45%
	300 x 300	t = 0	–	t = 0	–	t = 0	154 ± 59%	t = 0	154 ± 59%	t = 0	163 ± 46%	t = 0	163 ± 46%
		t = 1	–	t = 1	–	t = 1	164 ± 60%	t = 1	162 ± 60%	t = 1	179 ± 45%	t = 1	176 ± 46%
		t = ∞ = –	–	t = ∞ = –	–	t = ∞ = 95	230 ± 39%	t = ∞ = 97	245 ± 37%	t = ∞ = 44	275 ± 23%	t = ∞ = 32	293 ± 12%

TABLE 3.5 – H1,  $\bar{K}_s$ , pour 10 agents à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$ , pour  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,10, 0,30$  et  $0,5$ ,  $\delta = 0,10$  et  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$

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  $t = 1$  (Table 3.7) (rappel :  $k_{(s(t+1))}^i = k_{s(t)}^i + I_s^i + \lambda_s^{ij}(k_s^i, \alpha_s^{ij})\theta_s^j k_s^j$ ).

		2 agents							
		0,1		0,3		0,5			
		$\delta = 0$	$\delta = 0,10$	$\delta = 0$	$\delta = 0,10$	$\delta = 0$	$\delta = 0,10$		
0,05	100 x 100	t = 0	62 ± 49%	t = 0 62 ± 49%	t = 0 66 ± 37%	t = 0 66 ± 37%	t = 0 41 ± 81%	t = 0 41 ± 81%	
		t = 1	66 ± 41%	t = 1 65 ± 44%	t = 1 75 ± 31%	t = 1 72 ± 33%	t = 1 54 ± 49%	t = 1 51 ± 55%	
		t = ∞ = 96	204 ± 43%	t = ∞ = 99 204 ± 0%	t = ∞ = 23 243 ± 37%	t = ∞ = 24 243 ± 37%	t = ∞ = 40 205 ± 36%	t = ∞ = 41 205 ± 36%	
	200 x 200	t = 0	96 ± 64%	t = 0 96 ± 64%	t = 0 113 ± 52%	t = 0 113 ± 52%	t = 0 87 ± 54%	t = 0 87 ± 54%	
		t = 1	101 ± 64%	t = 1 99 ± 65%	t = 1 127 ± 43%	t = 1 123 ± 47%	t = 1 108 ± 55%	t = 1 100 ± 56%	
		t = ∞ = 98	227 ± 47%	t = ∞ = 99 255 ± 32%	t = ∞ = 21 300 ± 0%	t = ∞ = 32 300 ± 0%	t = ∞ = 26 270 ± 17%	t = ∞ = 27 270 ± 17%	
	300 x 300	t = 0	143 ± 70%	t = 0 143 ± 70%	t = 0 174 ± 64%	t = 0 174 ± 64%	t = 0 177 ± 61%	t = 0 177 ± 61%	
		t = 1	149 ± 70%	t = 1 146 ± 70%	t = 1 215 ± 44%	t = 1 207 ± 45%	t = 1 237 ± 35%	t = 1 231 ± 32%	
		t = ∞ = 99	297 ± 1%	t = ∞ = 99 292 ± > 100 4%	t = ∞ = 14 300 ± 0%	t = ∞ = 25 300 ± 0%	t = ∞ = 4 300 ± 0%	t = ∞ = 4 300 ± 0%	
0,15	100 x 100	t = 0	–	t = 0 –	t = 0 63 ± 30%	t = 0 63 ± 30%	t = 0 54 ± 60%	t = 0 54 ± 60%	
		t = 1	–	t = 1 –	t = 1 72 ± 28%	t = 1 69 ± 27%	t = 1 64 ± 58%	t = 1 60 ± 57%	
		t = ∞ = –	–	t = ∞ = – –	t = ∞ = 72 238 ± 40%	t = ∞ = 79 238 ± 40%	t = ∞ = 11 133 ± 98%	t = ∞ = 49 202 ± 69%	
	200 x 200	t = 0	–	t = 0 –	t = 0 68 ± 70%	t = 0 68 ± 70%	t = 0 129 ± 39%	t = 0 130 ± 39%	
		t = 1	–	t = 1 –	t = 1 76 ± 54%	t = 1 79 ± 45%	t = 1 159 ± 35%	t = 1 161 ± 36%	
		t = ∞ = –	–	t = ∞ = – –	t = ∞ = 22 300 ± 0%	t = ∞ = 25 300 ± 0%	t = ∞ = 10 237 ± 41%	t = ∞ = 12 237 ± 41%	
	300 x 300	t = 0	–	t = 0 –	t = 0 147 ± 64%	t = 0 147 ± 64%	t = 0 182 ± 39%	t = 0 182 ± 39%	
		t = 1	–	t = 1 –	t = 1 179 ± 55%	t = 1 168 ± 55%	t = 1 214 ± 24%	t = 1 220 ± 20%	
		t = ∞ = –	–	t = ∞ = – –	t = ∞ = 12 278 ± 12%	t = ∞ = 17 278 ± 12%	t = ∞ = 16 279 ± 12%	t = ∞ = 16 300 ± 0%	

TABLE 3.6 – H1,  $\bar{K}_s$  pour 2 agents à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$ , pour  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta = 0,10$ ,  $0,30$  et  $0,5$ ,  $\delta = 0,10$  et  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$

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  $\delta > 0$  :

<i>i</i>		<i>j</i>		<i>i</i>		<i>j</i>	
$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55	$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55
$\beta_s^i$	0,52	$\beta_s^j$	0,49	$\beta_s^i$	0,52	$\beta_s^j$	0,49
$\varepsilon_s^i$	0,57	$\varepsilon_s^j$	0,6	$\varepsilon_s^i$	0,57	$\varepsilon_s^j$	0,6
$k_s^i$	100	$k_s^j$	85	$k_s^i$	80	$k_s^j$	65
$\lambda_s^{ij}$	0,179	$\lambda_s^{ji}$	0,201	$\lambda_s^{ij}$	0,179	$\lambda_s^{ji}$	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		
$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55	$\theta_s^i$	0,5	$\theta_s^j$	0,55
$\beta_s^i$	0,52	$\beta_s^j$	0,49	$\beta_s^i$	0,52	$\beta_s^j$	0,49
$\varepsilon_s^i$	0,57	$\varepsilon_s^j$	0,6	$\varepsilon_s^i$	0,57	$\varepsilon_s^j$	0,6
$k_s^i$	108,369	$k_s^j$	95,018	$k_s^i$	86,400	$k_s^j$	73,014
$\lambda_s^{ij}$	0,1602	$\lambda_s^{ji}$	0,1794	$\lambda_s^{ij}$	0,161	$\lambda_s^{ji}$	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		

TABLE 3.7 – Dynamique du stock moyen de connaissances des agents  $i$  et  $j$  avec l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) avec une stratégie de sélection de l'agent le plus proche en termes de connaissances ( $100 \times 100$ ).

**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 ( $\sigma$ ).

**Observation 4 :** Pour un degré donné de partage de connaissances ( $\theta$ ) et des capacités données d'apprentissage et de nouveauté ( $\varepsilon$  et  $\beta$ ), 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 ( $\sigma$ ). 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 ( $\varepsilon$ ) et de nouveauté ( $\beta$ ),  $\bar{K}_{s(t=1)}$  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**.

*Analyse de l'évolution du comportement du stock de connaissances moyen dans le temps*

**Pour  $\delta = 0$  :** Les figures 3.1 page 131, 3.2 page 132, 3.3 page 133 et 3.4 page 134 montrent l'évolution du stock moyen de connaissances des agents dans un domaine  $s$  dans le temps pour  $\delta = 0$ .

**Observation 6 :** Dans le cas d'une dispersion faible, avec une dimension de l'espace initial de connaissances  $S(t=0)$  de  $100 \times 100$ , 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 ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ). Quand  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta$  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 ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) 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  $300 \times 300$  (la totalité de l'espace connaissance), on retrouve les mêmes phénomènes avec quelques spécificités. Ainsi, lorsque  $\theta$  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  $\theta$  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).

Pour un espace initial de connaissances  $S(t=0)$  de  $300 \times 300$  (la totalité de l'espace connaissance  $S$ ), on retrouve les mêmes phénomènes avec quelques spé-

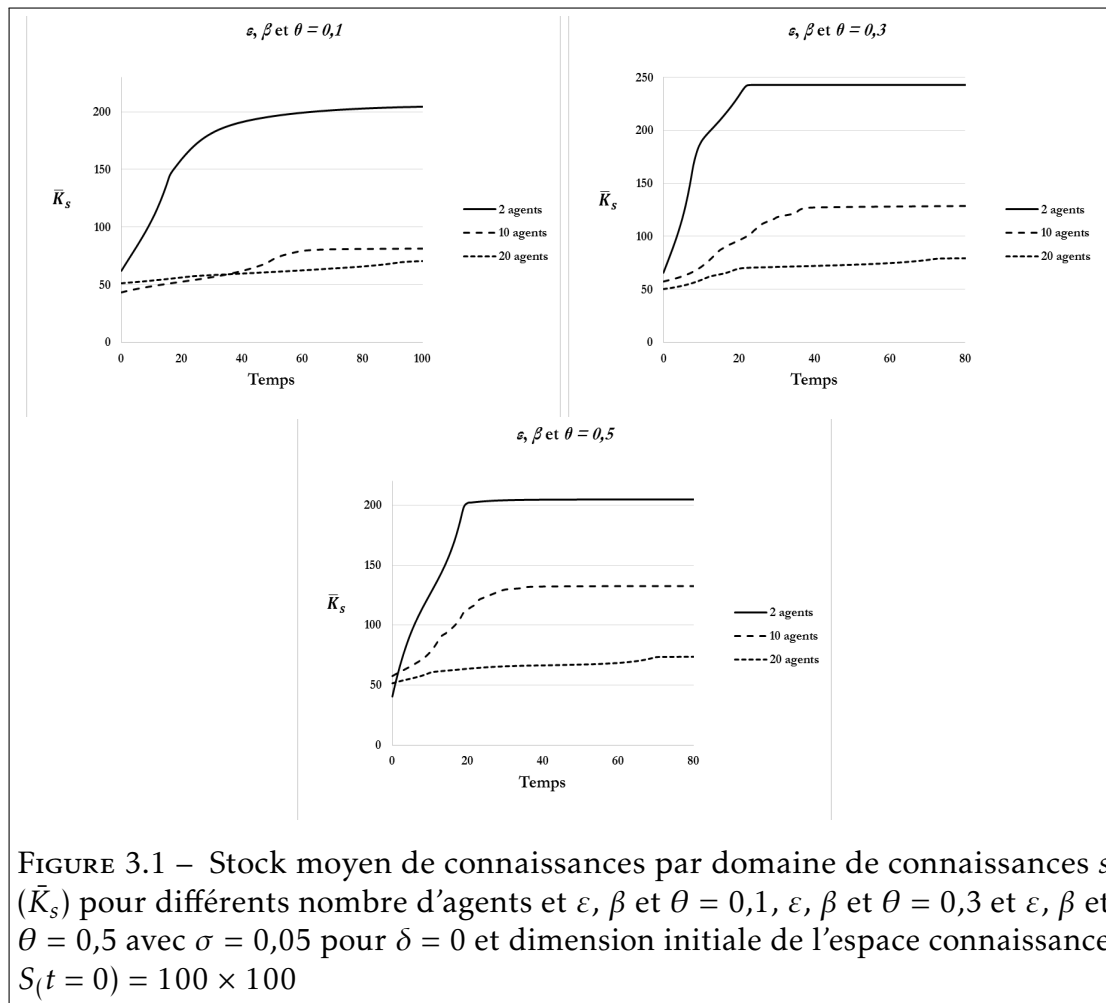


FIGURE 3.1 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\epsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\epsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\epsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  pour  $\delta = 0$  et dimension initiale de l'espace connaissance  $S(t=0) = 100 \times 100$

cificités. Lorsque  $\epsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta$  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  $\epsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta$  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  $100 \times 100$ , on retrouve la même configuration que pour les cas à faible dispersion. Pour un espace initial de connaissance de  $300 \times 300$ , on remarque le même comportement que pour un espace de  $100 \times 100$  : 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

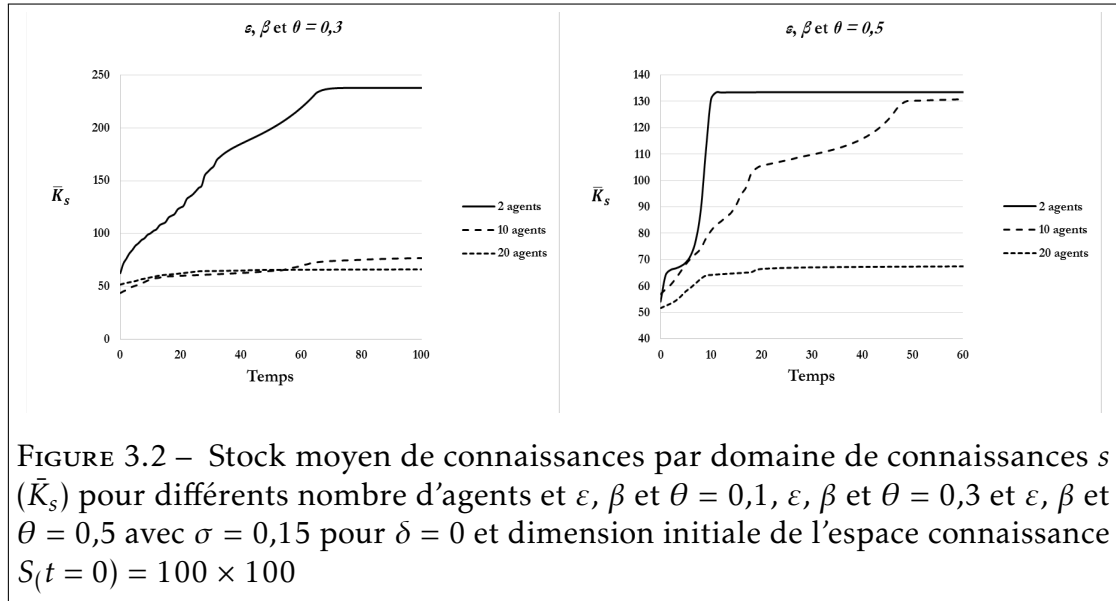


FIGURE 3.2 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d’agents et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  pour  $\delta = 0$  et dimension initiale de l’espace connaissance  $S(t = 0) = 100 \times 100$

$\bar{K}_{s(t=\infty)}$  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.

**Pour H1 et 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 ( $\theta$ ) et des capacités d’apprentissage ( $\varepsilon$ ) et de nouveauté ( $\beta$ ) 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 ( $\sigma$ ).

**Observation 8 :** Pour un degré de partage de connaissance ( $\theta$ ), de capacité d’apprentissage ( $\varepsilon$ ), de capacité de nouveauté ( $\beta$ ) 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.

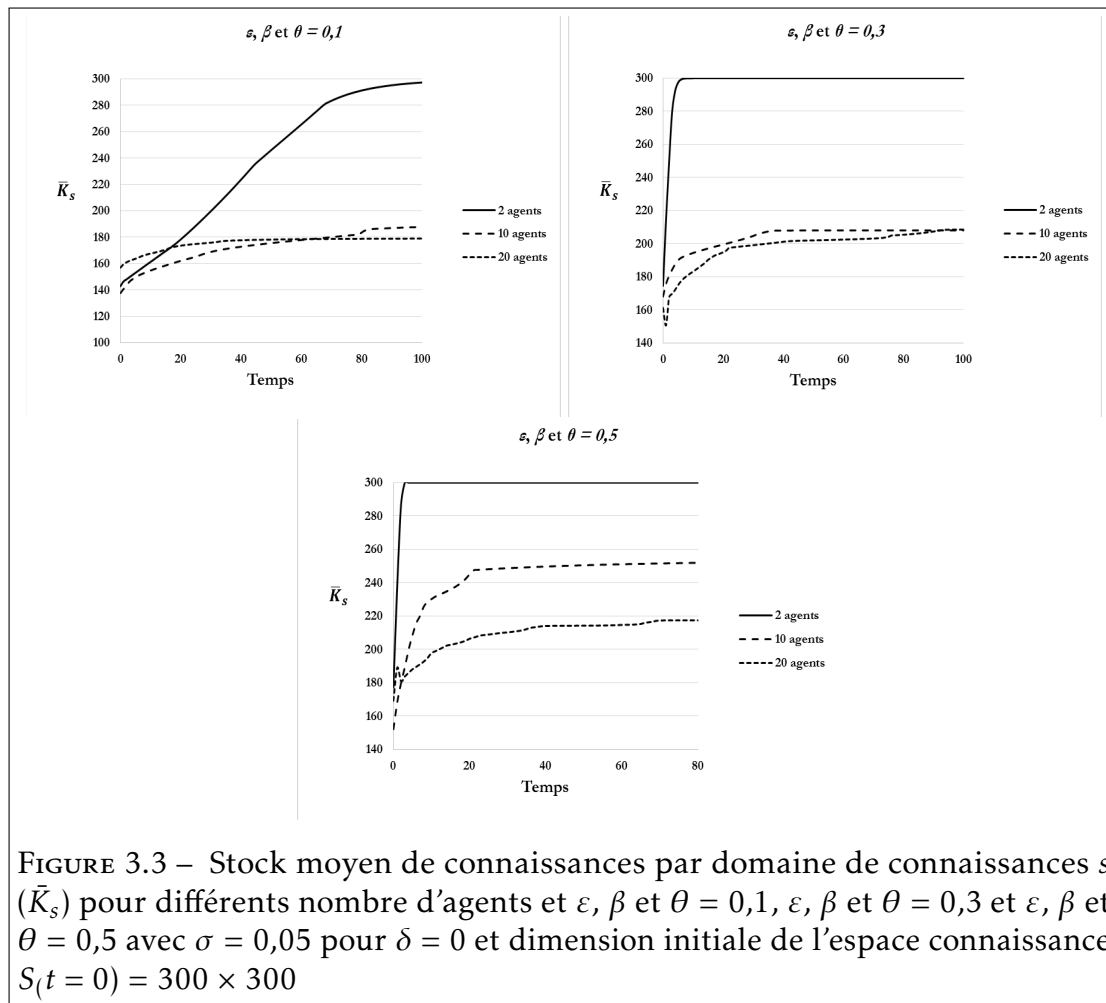


FIGURE 3.3 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d’agents et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  pour  $\delta = 0$  et dimension initiale de l’espace connaissance  $S(t=0) = 300 \times 300$

### 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  $> 2$ .

**Observation 9 :** Pour un niveau donné du degré de partage de connaissance ( $\theta$ ) 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 ( $S_{(t=0)}$ ) et le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ). **Cette observation peut paraître contrintuitive, la logique voulant, qu’à paramètres proches, plus il**

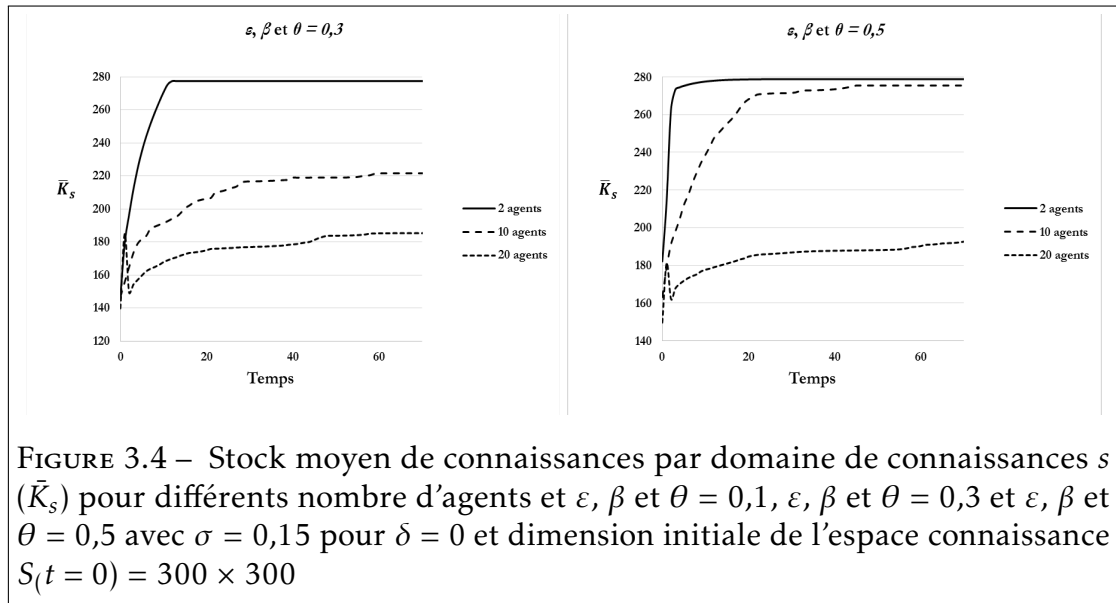


FIGURE 3.4 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d’agents et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  pour  $\delta = 0$  et dimension initiale de l’espace connaissance  $S(t=0) = 300 \times 300$

**y a d’agents en interaction plus les agents gagneront individuellement en connaissance grâce aux mécanismes de diffusion.**

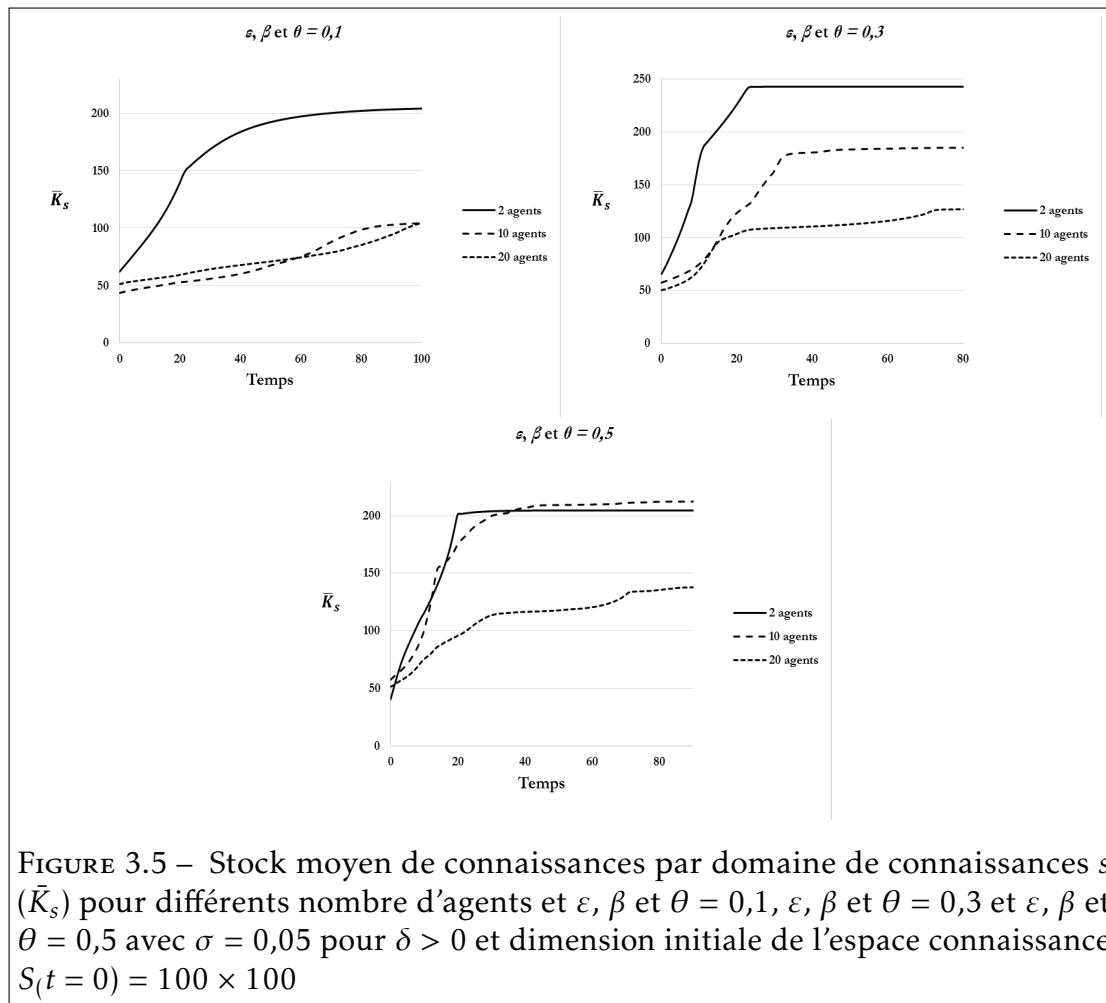
Ainsi, plus il y a d’agents en interaction plus le temps pour que le stock moyen de connaissances dans un domaine  $s$  atteigne un état stable ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) est important et plus la variation du stock moyen de connaissances entre  $t = 0$  et  $t = \infty$  est faible.

**Pour  $\delta > 0$  :**

Les figures 3.5 page 135, 3.6 page 136, 3.7 page 137 et 3.8 page 138 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 ( $S_{(t=0)}$ ) de  $100 \times 100$  ou de  $300 \times 300$  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  $\delta = 0$ .





**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 ( $\sigma$ ). Cette observation s'oppose à ce que l'on peut constater dans le cas où  $\delta = 0$ . **La mauvaise perception semble donc jouer au niveau de l'impact du partage de connaissances sur le temps nécessaire au stock moyen de connaissances pour atteindre un état stationnaire. La mauvaise perception semble générer des perturbations.**

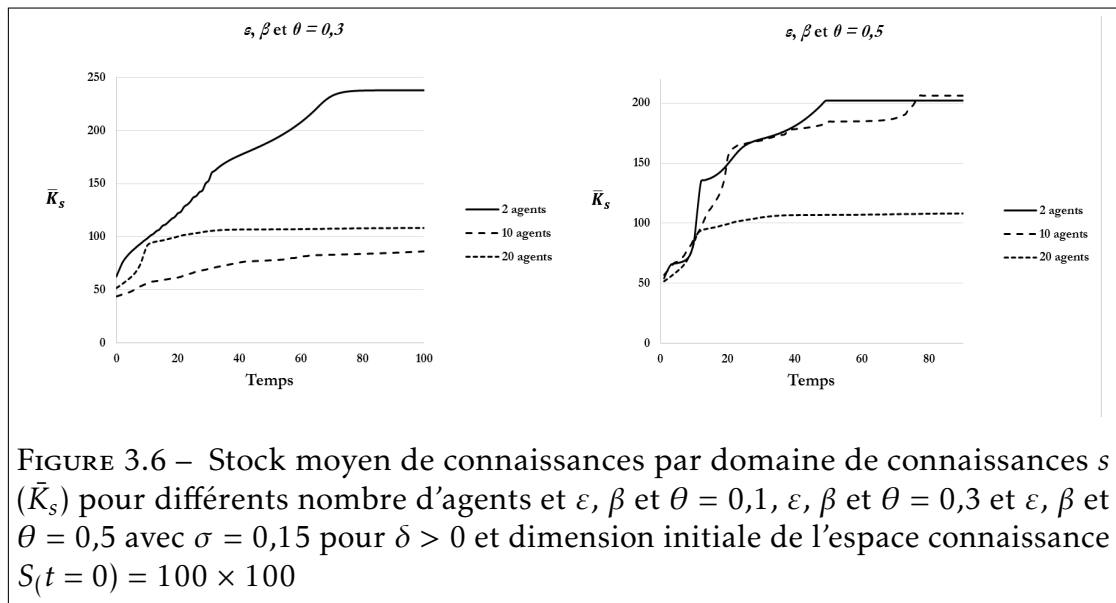
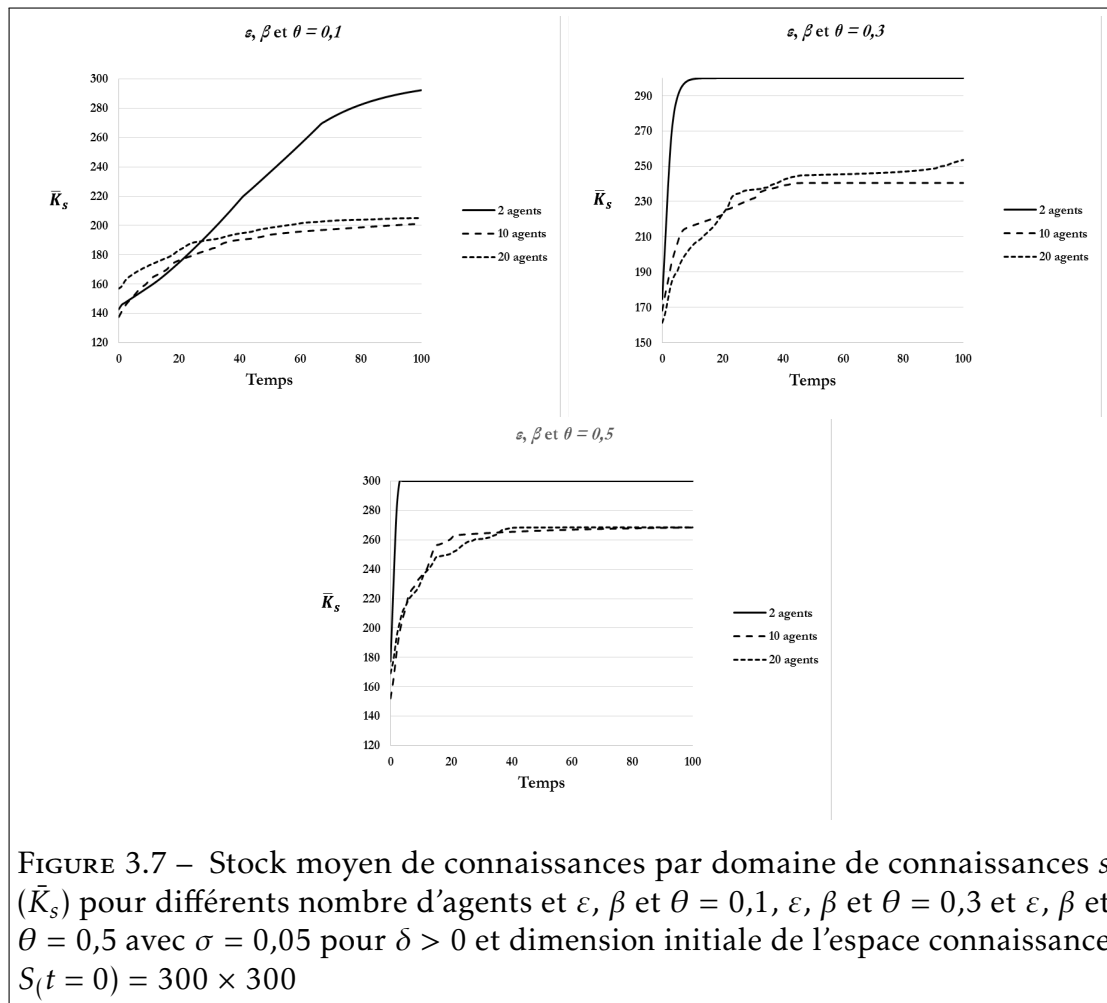


FIGURE 3.6 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d’agents et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  pour  $\delta > 0$  et dimension initiale de l’espace connaissance  $S(t = 0) = 100 \times 100$

**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.**

Pour H1, 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  $\delta = 0$ ). Les figures 3.9 page 138 et 3.10 page 139 permettent 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 (figures 3.10). 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 3.9).

**Les situations ne sont donc pas figées dès l'origine temporelle.**

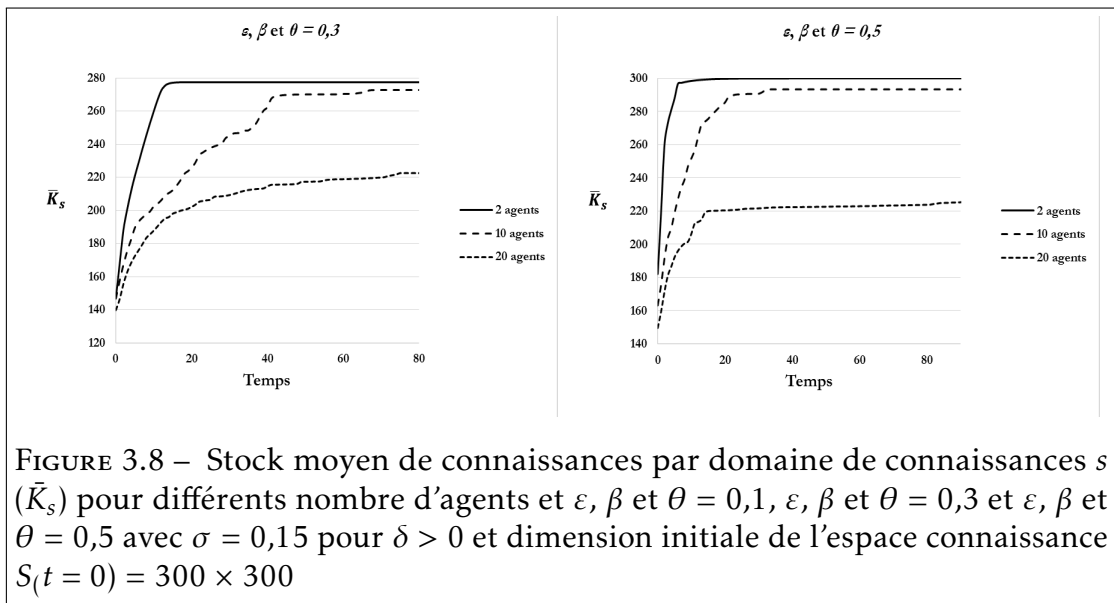


FIGURE 3.8 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour différents nombre d'agents et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$  pour  $\delta > 0$  et dimension initiale de l'espace connaissance  $S(t=0) = 300 \times 300$

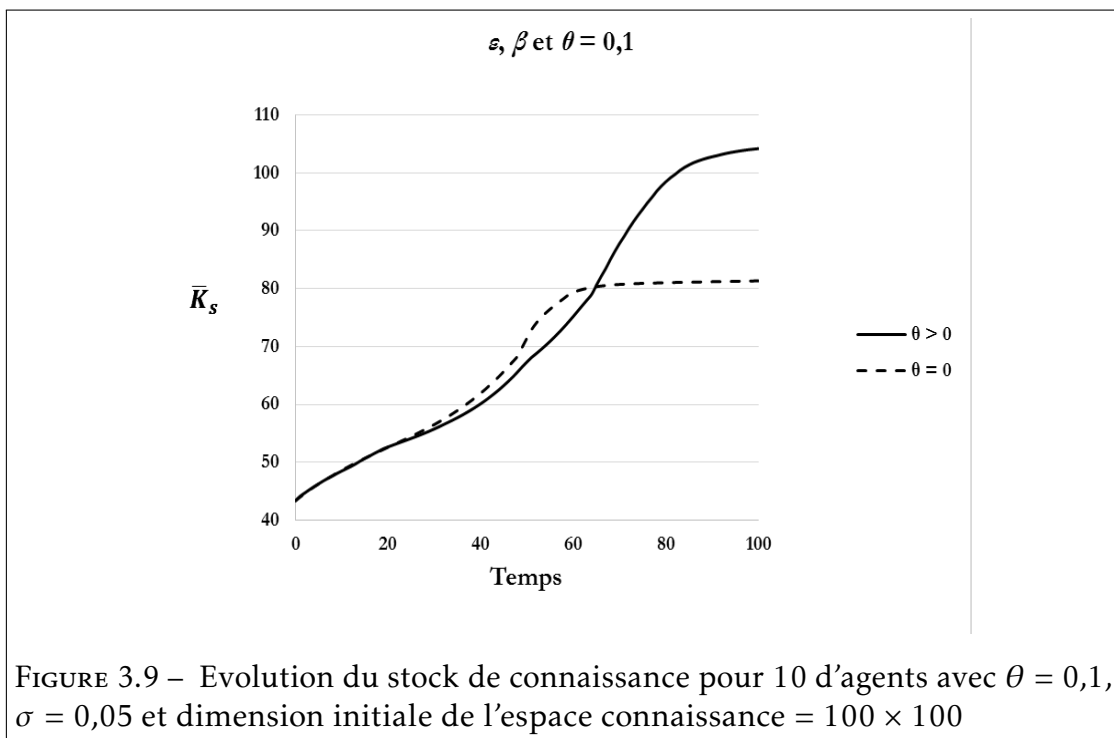
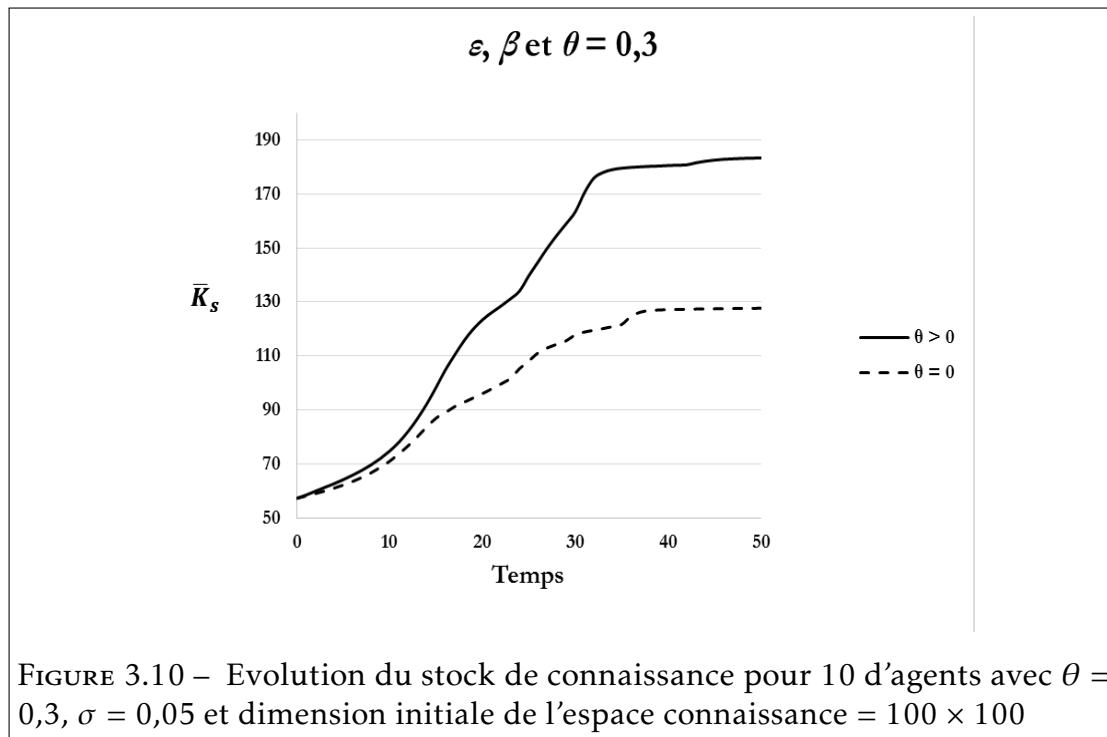


FIGURE 3.9 – Evolution du stock de connaissance pour 10 d'agents avec  $\theta = 0,1$ ,  $\sigma = 0,05$  et dimension initiale de l'espace connaissance =  $100 \times 100$



### 3.3.2 Pour chaque domaine $s$ , les agents choisissent l’agent le plus éloigné au sein de l’espace connaissance (H2)

Les résultats numériques des tableaux 3.8 page 140, 3.9 page 141 et 3.10 page 142 présentent pour chaque tuple  $(\varepsilon, \beta, \theta, \sigma, \delta)$ <sup>3</sup> le stock moyen de connaissances des agents par domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour une dimension initiale de l’espace connaissance  $S_{(t=0)}$  et pour différents nombre d’agents à  $t = 0$ ,  $t = 1$  et  $t = \infty$ . L’intervalle de confiance relatif présenté dans les tableaux 3.8 page 140, 3.9 page 141 et 3.10 page 142 a été choisi comme étant égal à l’écart type divisé par la valeur moyenne.

#### Analyse du comportement du stock de connaissance moyen après une première itération

3. Pour chaque simulation, la capacité d’apprentissage ( $\varepsilon$ ) et la capacité de nouveauté ( $\beta$ ) ont des même valeurs initiales générées par  $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$  comme celle affectée au degré de partage des connaissances ( $\theta$ ) comme spécifié dans les conditions expérimentales.

		20 agents											
		0,1				0,3				0,5			
		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$	
		$t = 0$		$t = 0$		$t = 0$		$t = 0$		$t = 0$		$t = 0$	
0,05	100 x 100	$t = 0$	44 ± 60%	$t = 0$	44 ± 60%	$t = 0$	51 ± 59%	$t = 0$	51 ± 59%	$t = 0$	52 ± 60%	$t = 0$	52 ± 60%
		$t = 1$	46 ± 54%	$t = 1$	47 ± 53%	$t = 1$	60 ± 35%	$t = 1$	57 ± 41%	$t = 1$	67 ± 25%	$t = 1$	60 ± 36%
		$t = \infty$	163 ± 93 64%	$t = \infty$	158 ± 98 66%	$t = \infty$	300 ± 19 0%	$t = \infty$	300 ± 29 0%	$t = \infty$	300 ± 14 0%	$t = \infty$	300 ± 14 0%
	200 x 200	$t = 0$	98 ± 55%	$t = 0$	98 ± 55%	$t = 0$	97 ± 60%	$t = 0$	97 ± 60%	$t = 0$	99 ± 59%	$t = 0$	99 ± 59%
		$t = 1$	107 ± 47%	$t = 1$	101 ± 52%	$t = 1$	124 ± 34%	$t = 1$	117 ± 38%	$t = 1$	144 ± 19%	$t = 1$	127 ± 26%
		$t = \infty$	289 ± 88 16%	$t = \infty$	282 ± 98 18%	$t = \infty$	299 ± 12 2%	$t = \infty$	298 ± 16 3%	$t = \infty$	300 ± 5 0%	$t = \infty$	300 ± 14 0%
	300 x 300	$t = 0$	148 ± 56%	$t = 0$	148 ± 56%	$t = 0$	157 ± 55%	$t = 0$	157 ± 55%	$t = 0$	147 ± 64%	$t = 0$	147 ± 64%
		$t = 1$	160 ± 47%	$t = 1$	158 ± 48%	$t = 1$	197 ± 38%	$t = 1$	190 ± 35%	$t = 1$	194 ± 33%	$t = 1$	188 ± 31%
		$t = \infty$	295 ± 82 10%	$t = \infty$	294 ± 90 11%	$t = \infty$	265 ± 80 27%	$t = \infty$	279 ± 96 12%	$t = \infty$	300 ± 4 0%	$t = \infty$	300 ± 5 0%
0,15	100 x 100	$t = 0$	—	$t = 0$	—	$t = 0$	49 ± 56%	$t = 0$	49 ± 56%	$t = 0$	49 ± 58%	$t = 0$	49 ± 58%
		$t = 1$	—	$t = 1$	—	$t = 1$	59 ± 40%	$t = 1$	56 ± 43%	$t = 1$	65 ± 31%	$t = 1$	59 ± 37%
		$t = \infty$	—	$t = \infty$	—	$t = \infty$	235 ± 89 40%	$t = \infty$	229 ± 90 43%	$t = \infty$	300 ± 14 0%	$t = \infty$	295 ± 24 12%
	200 x 200	$t = 0$	—	$t = 0$	—	$t = 0$	101 ± 54%	$t = 0$	101 ± 54%	$t = 0$	90 ± 68%	$t = 0$	90 ± 68%
		$t = 1$	—	$t = 1$	—	$t = 1$	114 ± 44%	$t = 1$	109 ± 46%	$t = 1$	122 ± 46%	$t = 1$	128 ± 34%
		$t = \infty$	—	$t = \infty$	—	$t = \infty$	257 ± 95 26%	$t = \infty$	247 ± 99 32%	$t = \infty$	290 ± 90 14%	$t = \infty$	290 ± 92 17%
	300 x 300	$t = 0$	—	$t = 0$	—	$t = 0$	165 ± 48%	$t = 0$	165 ± 48%	$t = 0$	145 ± 58%	$t = 0$	145 ± 58%
		$t = 1$	—	$t = 1$	—	$t = 1$	186 ± 39%	$t = 1$	174 ± 42%	$t = 1$	198 ± 37%	$t = 1$	198 ± 31%
		$t = \infty$	—	$t = \infty$	—	$t = \infty$	294 ± 93 8%	$t = \infty$	294 ± 94 9%	$t = \infty$	264 ± 92 28%	$t = \infty$	273 ± 94 21%

TABLE 3.8 –  $H_2, \bar{K}_s$  pour 20 agents à  $t = 0, t = 1$ , et  $t = \infty$ , pour  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,10, 0,30$  et  $0,5, \delta = 0$  et  $0,10$  et  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$

**Observation 14 :** Pour un nombre donné d'agents en interactions, lorsque le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté augmentent, la variation du stock moyen de connaissances des agents dans un domaine  $s$  entre  $t = 0$  et  $t = 1$  augmente et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissances et le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ).

		10 agents											
		0,1				0,3				0,5			
		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$	
		$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$
0,05	100 x 100	$t = 0$	50 ± 59%	$t = 0$	50 ± 59%	$t = 0$	59 ± 42%	$t = 0$	59 ± 42%	$t = 0$	54 ± 56%	$t = 0$	54 ± 56%
		$t = 1$	54 ± 49%	$t = 1$	51 ± 55%	$t = 1$	68 ± 28%	$t = 1$	65 ± 33%	$t = 1$	72 ± 27%	$t = 1$	64 ± 37%
		$t = \infty$	276 ± 15% = 98	$t = \infty$	270 ± 16% = 96	$t = \infty$	300 ± 0% = 15	$t = \infty$	300 ± 0% = 29	$t = \infty$	300 ± 0% = 12	$t = \infty$	300 ± 0% = 19
	200 x 200	$t = 0$	107 ± 55%	$t = 0$	107 ± 55%	$t = 0$	109 ± 56%	$t = 0$	109 ± 56%	$t = 0$	98 ± 62%	$t = 0$	98 ± 62%
		$t = 1$	112 ± 49%	$t = 1$	111 ± 50%	$t = 1$	132 ± 33%	$t = 1$	124 ± 40%	$t = 1$	150 ± 20%	$t = 1$	138 ± 23%
		$t = \infty$	267 ± 25% = 97	$t = \infty$	163 ± 98% = 91	$t = \infty$	300 ± 0% = 12	$t = \infty$	300 ± 0% = 29	$t = \infty$	300 ± 0% = 5	$t = \infty$	300 ± 0% = 7
	300 x 300	$t = 0$	154 ± 51%	$t = 0$	154 ± 51%	$t = 0$	154 ± 67%	$t = 0$	154 ± 67%	$t = 0$	160 ± 55%	$t = 0$	160 ± 55%
		$t = 1$	169 ± 39%	$t = 1$	162 ± 44%	$t = 1$	185 ± 48%	$t = 1$	188 ± 42%	$t = 1$	200 ± 38%	$t = 1$	202 ± 31%
		$t = \infty$	292 ± 15% = 90	$t = \infty$	284 ± 22% = 93	$t = \infty$	291 ± 17% = 21	$t = \infty$	300 ± 0% = 39	$t = \infty$	300 ± 0% = 4	$t = \infty$	300 ± 0% = 5
0,15	100 x 100	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	53 ± 51%	$t = 0$	53 ± 51%	$t = 0$	50 ± 62%	$t = 0$	50 ± 62%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	57 ± 43%	$t = 1$	59 ± 40%	$t = 1$	71 ± 32%	$t = 1$	64 ± 39%
		$t = \infty$	-	$t = \infty$	-	$t = \infty$	300 ± 0% = 44	$t = \infty$	288 ± 16% = 55	$t = \infty$	292 ± 14% = 82	$t = \infty$	288 ± 15% = 98
	200 x 200	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	111 ± 55%	$t = 0$	111 ± 55%	$t = 0$	101 ± 62%	$t = 0$	101 ± 62%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	125 ± 39%	$t = 1$	117 ± 42%	$t = 1$	138 ± 33%	$t = 1$	135 ± 27%
		$t = \infty$	-	$t = \infty$	-	$t = \infty$	292 ± 15% = 22	$t = \infty$	300 ± 0% = 37	$t = \infty$	291 ± 16% = 14	$t = \infty$	300 ± 0% = 18
	300 x 300	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	166 ± 54%	$t = 0$	166 ± 54%	$t = 0$	143 ± 61%	$t = 0$	143 ± 61%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	181 ± 50%	$t = 1$	184 ± 47%	$t = 1$	183 ± 40%	$t = 1$	183 ± 35%
		$t = \infty$	-	$t = \infty$	-	$t = \infty$	263 ± 32% = 98	$t = \infty$	245 ± 32% = 98	$t = \infty$	283 ± 23% = 12	$t = \infty$	292 ± 15% = 18

TABLE 3.9 – H2,  $\bar{K}_s$  pour 10 agents à  $t = 0, t = 1, et t = \infty$ , pour  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,10, 0,30$  et  $0,5, \delta = 0$  et  $0,10$  et  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$

**Analyse du comportement du stock de connaissance moyen dans le temps**

**Pour  $\delta = 0$  :**

		2 agents											
		0,1				0,3				0,5			
		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$	
		$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$
0,05	100 x 100	$t = 0$	51 ± 42%	$t = 0$	51 ± 42%	$t = 0$	38 ± 80%	$t = 0$	38 ± 80%	$t = 0$	67 ± 88%	$t = 0$	48 ± 72%
		$t = 1$	52 ± 43%	$t = 1$	52 ± 42%	$t = 1$	41 ± 81%	$t = 1$	40 ± 81%	$t = 1$	84 ± 82%	$t = 1$	55 ± 65%
		$t = \infty$ = 99	191 ± 63%	$t = \infty$ = >100	157 ± 72%	$t = \infty$ = 81	136 ± 110%	$t = \infty$ = 83	136 ± 110%	$t = \infty$ = 51	203,1 ± 49%	$t = \infty$ = 53	187 ± 52%
	200 x 200	$t = 0$	95 ± 87%	$t = 0$	95 ± 87%	$t = 0$	89 ± 76%	$t = 0$	89 ± 76%	$t = 0$	118 ± 61%	$t = 0$	107 ± 68%
		$t = 1$	100 ± 79%	$t = 1$	100 ± 79%	$t = 1$	102 ± 70%	$t = 1$	98 ± 70%	$t = 1$	144 ± 46%	$t = 1$	124 ± 54%
		$t = \infty$ > 100	239 ± 45%	$t = \infty$ = 98	233 ± 46%	$t = \infty$ = 48	194 ± 50%	$t = \infty$ = 39	194 ± 54%	$t = \infty$ = 26	272 ± 18%	$t = \infty$ = 26	284 ± 14%
	300 x 300	$t = 0$	169 ± 52%	$t = 0$	169 ± 52%	$t = 0$	150 ± 27%	$t = 0$	150 ± 27%	$t = 0$	198 ± 43%	$t = 0$	139 ± 86%
		$t = 1$	178 ± 47%	$t = 1$	178 ± 47%	$t = 1$	167 ± 28%	$t = 1$	165 ± 30%	$t = 1$	243 ± 32%	$t = 1$	178 ± 70%
		$t = \infty$ = 26	300 ± 0%	$t = \infty$ = 33	300 ± 0%	$t = \infty$ = 15	300 ± 0%	$t = \infty$ = 15	300 ± 0%	$t = \infty$ = 4	300 ± 0%	$t = \infty$ = 3	300 ± 0%
0,15	100 x 100	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	65 ± 29%	$t = 0$	65 ± 29%	$t = 0$	65 ± 50%	$t = 0$	65 ± 50%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	70 ± 21%	$t = 1$	68 ± 24%	$t = 1$	79 ± 27%	$t = 1$	72 ± 36%
		$t = \infty$ = -	-	$t = \infty$ = -	-	$t = \infty$ = 47	162 ± 67%	$t = \infty$ = 52	199 ± 56%	$t = \infty$ = 46	223 ± 54%	$t = \infty$ = 47	223 ± 54%
	200 x 200	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	84 ± 79%	$t = 0$	84 ± 79%	$t = 0$	117 ± 55%	$t = 0$	117 ± 55%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	93 ± 74%	$t = 1$	90 ± 75%	$t = 1$	148 ± 48%	$t = 1$	126 ± 49%
		$t = \infty$ = -	-	$t = \infty$ = -	-	$t = \infty$ = 38	237 ± 46%	$t = \infty$ = 60	237 ± 46%	$t = \infty$ = 29	235 ± 30%	$t = \infty$ = 29	224 ± 31%
	300 x 300	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	167 ± 50%	$t = 0$	167 ± 50%	$t = 0$	159 ± 30%	$t = 0$	159 ± 30%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	206 ± 38%	$t = 1$	199 ± 39%	$t = 1$	204 ± 24%	$t = 1$	202 ± 25%
		$t = \infty$ = -	-	$t = \infty$ = -	-	$t = \infty$ = 15	271 ± 17%	$t = \infty$ = 42	286 ± 12%	$t = \infty$ = 13	300 ± 0%	$t = \infty$ = 18	300 ± 0%

TABLE 3.10 – H2,  $\bar{K}_s$  pour 2 agents à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$ , pour  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta = 0,10$ ,  $0,30$  et  $0,5$ ,  $\delta = 0$  et  $0,10$  et  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$

Les figures 3.11 page 143, 3.12 page 144, 3.13 page 145 et 3.14 page 146 montrent l'évolution du stock moyen de connaissances des agents dans le temps pour  $\delta = 0$ .



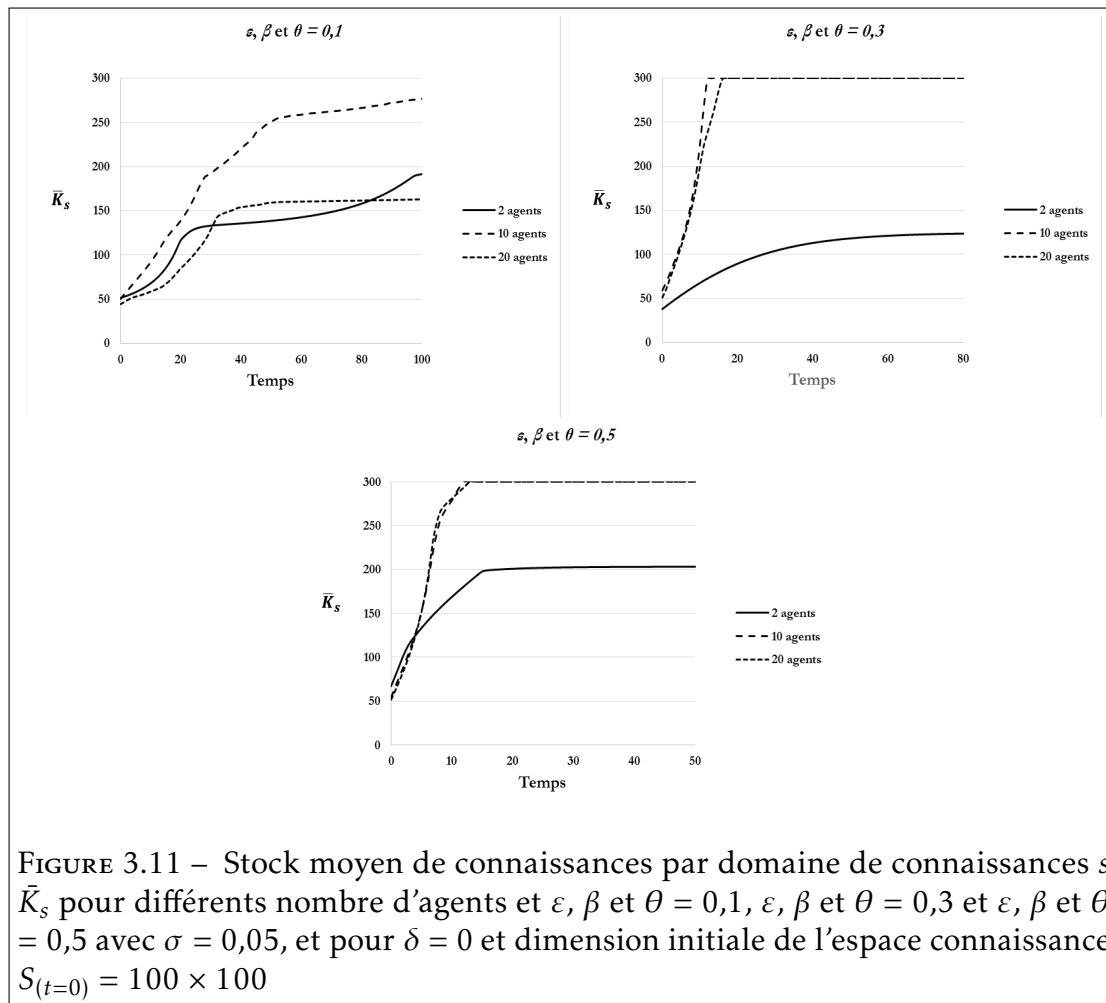


FIGURE 3.11 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$   $\bar{K}_s$  pour différents nombre d’agents et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$ , et pour  $\delta = 0$  et dimension initiale de l’espace connaissance  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$

**Observation 15 :** Dans le cas d’une dispersion faible ( $\sigma$ ), quel que soit la dimension initiale de l’espace connaissance ( $S_{(t=0)}$ ), la valeur du degré de partage des connaissances, de la capacité d’apprentissage et de la capacité 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 ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) et dans la dynamique de l’acquisition de ce stock. Quand  $\theta$  augmente, la durée nécessaire pour que l’ensemble des agents voit leur stock de connaissances dans un domaine  $s$  atteindre un état stable diminue et l’écart de valeur de  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  entre le cas de 10 agents et 20 agents tend vers 0. La phase d’acquisition des connaissances connaît moins de phénomènes de dispersions de la dynamique. **De plus, pour toute dimension de l’espace connaissance initial  $< 300 \times 300$  et pour tout nombre**

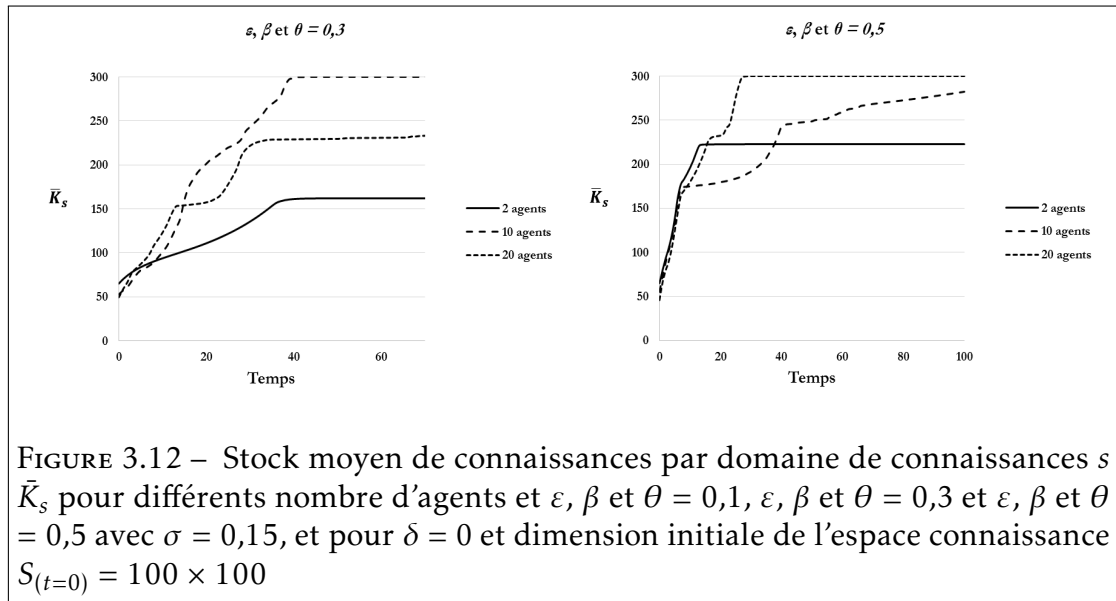


FIGURE 3.12 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $\bar{K}_s$  pour différents nombre d’agents et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$ , et pour  $\delta = 0$  et dimension initiale de l’espace connaissance  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$

d’agents en interaction  $> 2$ , la valeur à état stable augmente.

**Observation 16 :** Pour tout nombre d’agents  $> 2$ , à paramètres équivalents, la valeur du stock moyen de connaissances à état stable pour H2 est systématiquement supérieur à celle pour H1 ce qui amène à penser que H2 semble plus efficace que H1.

**Explication théorique :** Le degré de partage des connaissances, la capacité d’apprentissage et la capacité de nouveauté augmentant, la valeur gagnée (et partager) par chaque agent à chaque tour est plus importante ayant pour effet d’accélérer le processus de rapprochement des agents et donc l’apparition d’un état stable, les agents ne pouvant plus progresser. Mais contrairement à la stratégie sélectionnant les acteurs les plus proches, ici, en prenant les acteurs les plus éloignés, la valeur gagnée est d’autant plus importante ce qui a pour conséquence de faciliter l’atteinte d’un état stable proche de la valeur maximale de l’espace connaissance (300).

Dans le cas d’une dispersion élevée et un espace initiale de connaissances de  $100 \times 100$ , on retrouve la même configuration que pour les cas à faible disper-

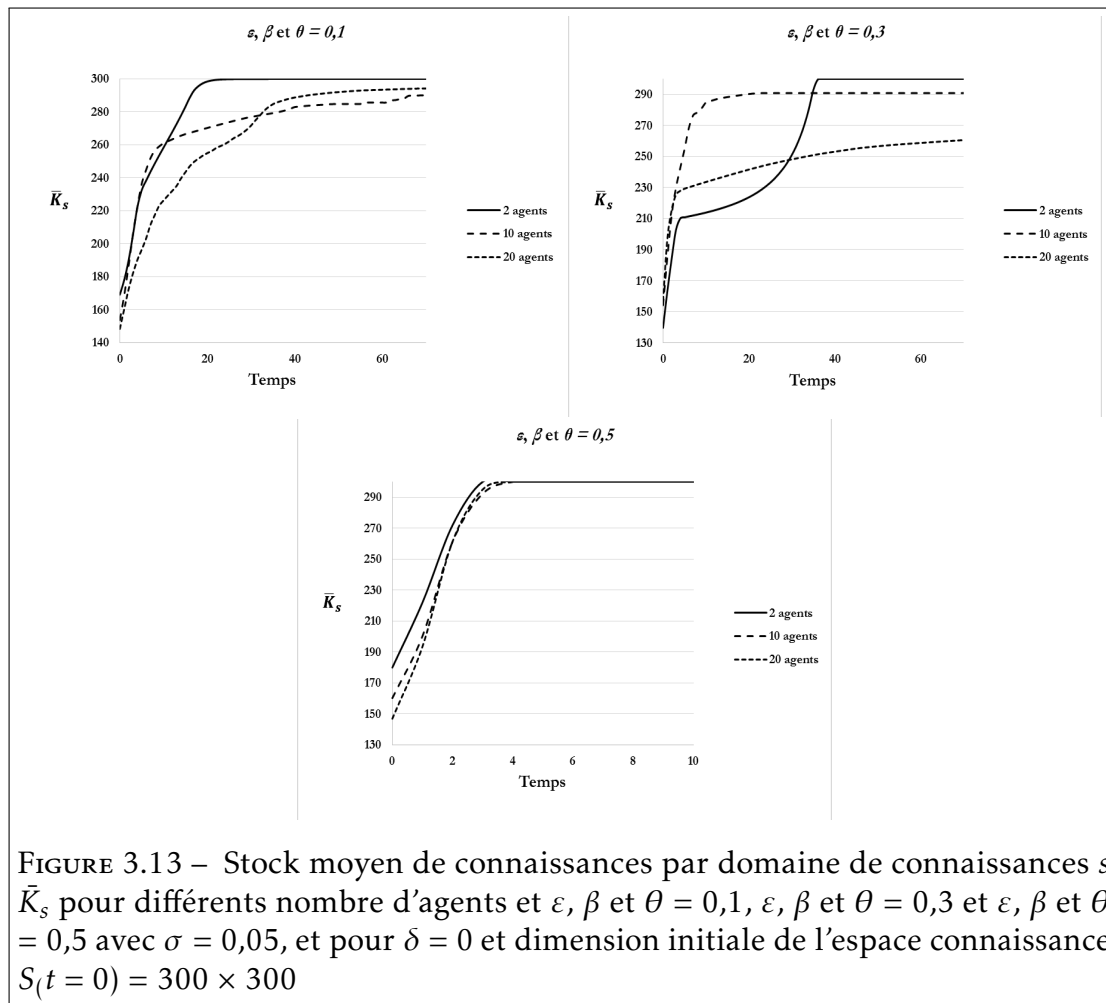
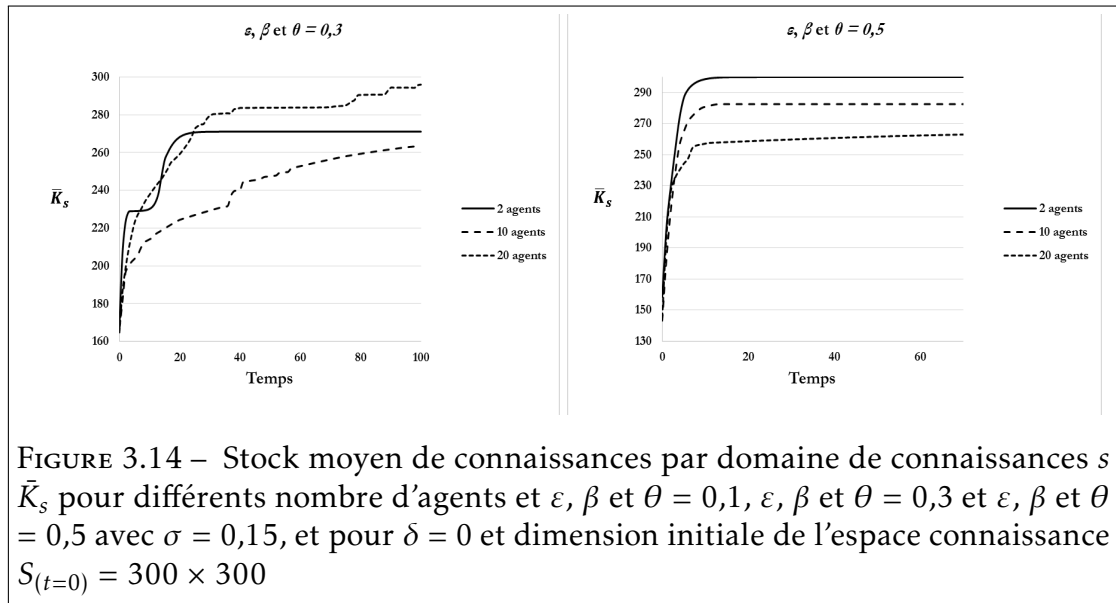


FIGURE 3.13 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $\bar{K}_s$  pour différents nombre d'agents et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$ , et pour  $\delta = 0$  et dimension initiale de l'espace connaissance  $S(t=0) = 300 \times 300$

sion. Cependant, nous pouvons remarquer certaines spécificités. Ainsi, alors que le phénomène de dispersion n'apparaissait que pour les valeurs faibles de paramètres, on assiste au même comportement pour des valeurs intermédiaires ( $\theta = 0.3$ ) Ceci peut s'expliquer par les conséquences d'une dispersion élevée sur la variété de valeurs présentes entre les agents. A valeur moyenne donnée, plus la dispersion est élevée plus l'amplitude des valeurs possibles est importante. Le phénomène de dispersion est possible sur de plus grandes valeurs des paramètres ( $\theta \rightarrow 0,1$  pour la première stratégie,  $\theta \rightarrow 0,3$  pour la deuxième stratégie).



		20						10						2					
		0.1		0.3		0.5		0.1		0.3		0.5		0.1		0.3		0.5	
		H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2
0.05	100 x 100	> 100	93	97	19	71	14	96	98	94	15	61	12	96	99	23	81	40	51
	200 x 200	97	88	96	12	95	5	94	97	87	12	84	5	98	> 100	21	48	26	26
	300 x 300	70	82	64	80	62	4	69	90	44	21	33	4	99	26	14	15	4	4
0.15	100 x 100	–	–	78	89	67	14	–	–	75	44	51	82	–	–	72	47	11	46
	200 x 200	–	–	95	95	94	90	–	–	77	22	23	14	–	–	22	38	10	29
	300 x 300	–	–	96	93	93	92	–	–	95	98	44	12	–	–	12	15	16	13

H1 : le plus proche en terme de connaissance, H2 : le plus éloigné en terme de connaissances

TABLE 3.11 – Temps nécessaire à l'émergence d'états stables pour les deux hypothèses du mode de sélection des agents sans perception erronée ( $\delta = 0$ ).

**Observation 17 :** Tout comme pour H1, il est possible de prouver pour H2 que 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 réduisent le temps nécessaire aux agents pour atteindre leur état stable en termes de valeur moyen de stock de connaissances dans un domaine  $s$  entre  $t = 0$  et  $t = \infty$  et ce quel que soit la dimension de l'espace initial de connaissance et pour un degré de dispersion des paramètres faible ( $\sigma = 0,05$ ). Pour un degré de dispersion élevé, cette observation est également valable dans quasiment tous les cas (23 cas sur 24 soit 95,83%).

**Observation 18 :** Pour un nombre d'agents en interaction  $> 2$  et pour un degré de dispersion faible, le temps nécessaire à un agent suivant la stratégie H2 pour atteindre un état stationnaire est inférieur à celui d'un agent suivant la stratégie H1. Cette observation n'est valable que pour des valeurs de paramètres  $> 0,1$  et pour des dimensions de l'espace connaissance initial  $< 300 \times 300$  soit 13 cas sur 18 (72,22%).

**Il n'est pas possible de déterminer avec certitude quelle stratégie est globalement la plus pertinente pour que les agents atteignent le plus rapidement leur état stable en termes de stock de connaissances. La table 14 nous permet tout au plus de discerner des combinaisons. Ainsi, il semble que H2 soit globalement préférable pour des dispersions faibles des paramètres et ce pour des dimensions de l'espace initial de connaissances inférieur à  $300 \times 300$ .**

**Pour  $\delta > 0$  :**

Les figures 3.15 page 148, 3.16 page 149, 3.17 page 150 et 3.18 page 151 montrent l'évolution du stock moyen de connaissances des agents dans le temps pour  $\delta > 0$ .

**Observation 19 :** Pour un espace de connaissances initial de  $100 \times 100$  ou de  $300 \times 300$  et un nombre d'agents en interaction  $> 2$ , quand le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté augmentent, le niveau du stock moyen de connaissances à état stable des agents augmente. De plus, contrairement à ce que l'on a pu observer pour H1, la valeur du stock moyen de connaissances à état stable pour  $\delta > 0$  est inférieure à celle pour  $\delta = 0$ .

**Le fait de percevoir de manière erronée lorsque l'on suit une stratégie H2 est handicapant.**

**Observation 20 :** Dans le cas de H2, pour un nombre donné d'agents en interaction, une augmentation du degré de partage de connaissances, de la capacité

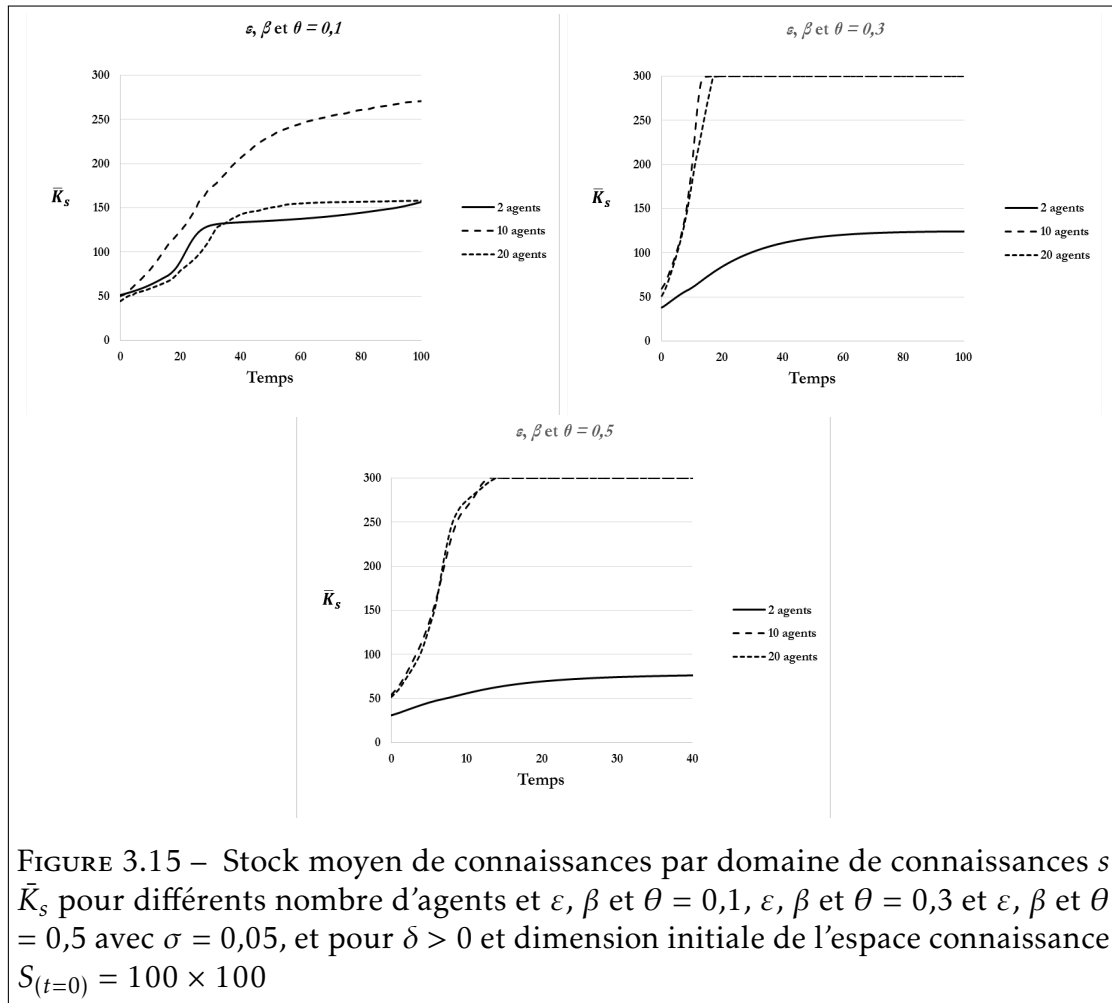


FIGURE 3.15 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$   $\bar{K}_s$  pour différents nombre d’agents et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$ , et pour  $\delta > 0$  et dimension initiale de l’espace connaissance  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$

		20						10						2					
		0.1		0.3		0.5		0.1		0.3		0.5		0.1		0.3		0.5	
		H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2	H1	H2
0.05	100 x 100	> 100	98	79	29	87	14	98	96	78	29	73	19	99	> 100	24	83	41	53
	200 x 200	90	98	83	16	86	14	99	91	94	29	93	7	99	98	32	39	27	26
	300 x 300	88	90	72	96	76	5	94	93	43	39	58	5	> 100	33	25	15	4	3
0.15	100 x 100	–	–	87	90	70	24	–	–	79	55	76	98	–	–	79	52	49	47
	200 x 200	–	–	97	99	> 100	92	–	–	85	37	30	18	–	–	25	60	12	29
	300 x 300	–	–	75	94	> 100	94	–	–	97	98	32	18	–	–	17	42	16	18

H1 : le plus proche en terme de connaissance, H2 : le plus éloigné en terme de connaissances

TABLE 3.12 – Temps nécessaire à l’émergence d’états stables pour les deux hypothèses du mode de sélection des agents sans perception erronée ( $\delta = 0,1$ ).

d’apprentissage et de la capacité de nouveauté réduit le temps nécessaire aux agents pour voir le stock moyen de connaissances atteindre un état stationnaire

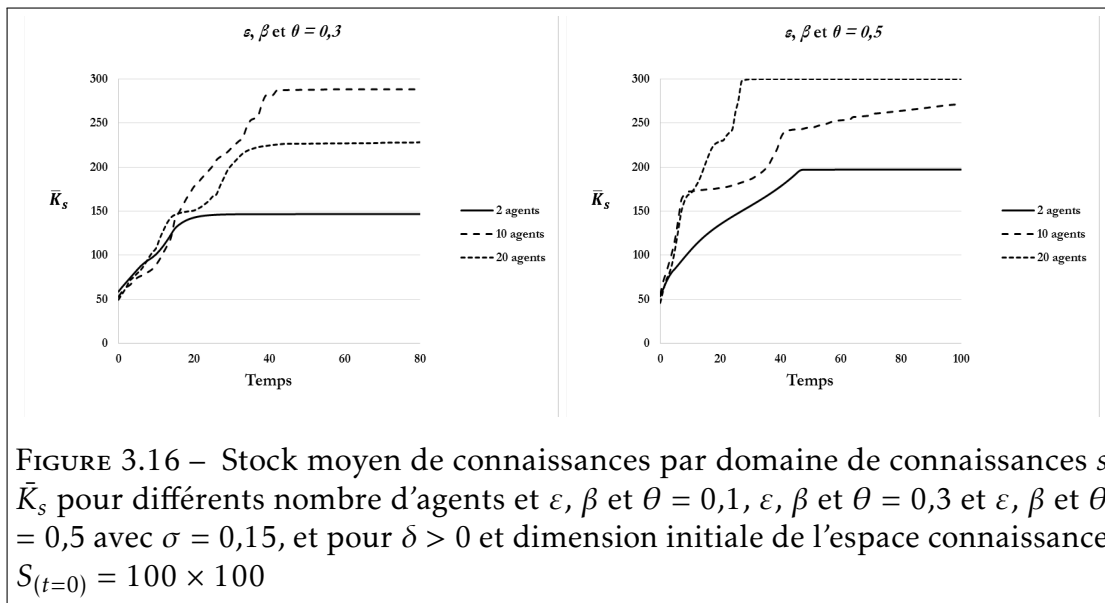


FIGURE 3.16 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $\bar{K}_s$  pour différents nombre d’agents et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$ , et pour  $\delta > 0$  et dimension initiale de l’espace connaissance  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$

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 ( $\sigma$ ). Cette observation ne connaît qu’une exception (table 3.12 page 148) et est corroborée dans 17 cas sur 18 (soit 94,44%).

**Observation 21 :** Pour tout nombre d’agents en interaction  $> 2$  et pour toute dimension de l’espace initial de connaissances  $< 300 \times 300$ , la valeur moyenne du stock de connaissances des agents dans un domaine  $s$  en cas de mauvaise perception est systématiquement inférieure à celle apparaissant en cas de perception juste. Cette observation s’oppose à celle de H1 (cf. observation 12).

Pour H2, il est préférable individuellement d’avoir une perception juste de la réalité quel que soit les valeurs des caractéristiques des acteurs et la dispersion de ses valeurs.

**Observation 22 :** Pour H2, lorsque les agents ont une perception erronée ils changent moins de partenaires que lorsque ils ont perception non tronquée (table 3.13 page 151).

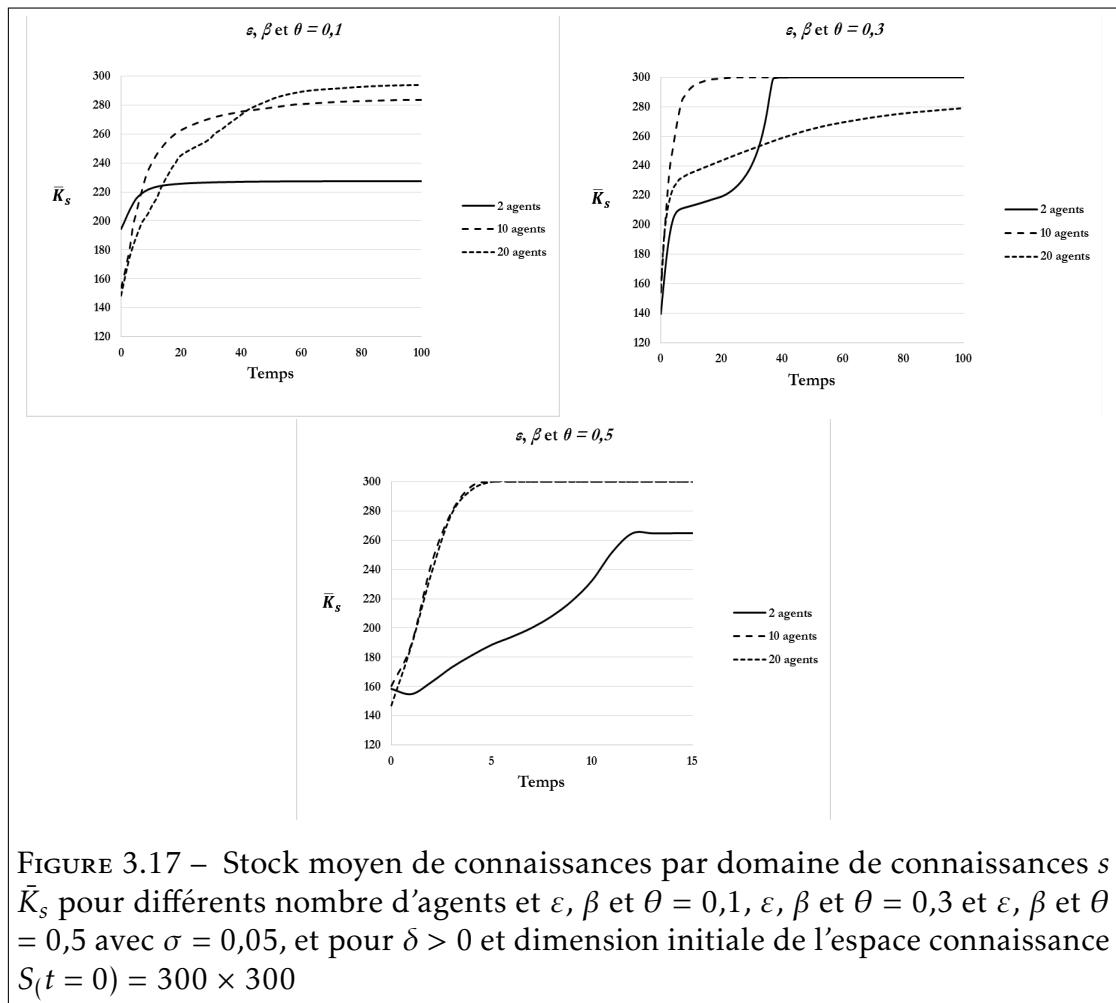


FIGURE 3.17 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$   $\bar{K}_s$  pour différents nombre d'agents et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$ , et pour  $\delta > 0$  et dimension initiale de l'espace connaissance  $S(t=0) = 300 \times 300$

### 3.4 Principaux résultats et perspectives de recherches

Dans le présent article, nous avons essayé de simuler de manière dynamique la diffusion de connaissances entre agents innovants. Plus précisément, nous avons essayé de comparer l'évolution générale des stocks de connaissances en utilisant plusieurs hypothèses de stratégie. Les agents pouvaient dans une première hypothèse, H1, choisir l'agent le plus proche en termes de connaissances puis dans une deuxième hypothèse, H2, nous avons privilégié la sélection du partenaire potentiel ayant le stock de connaissances le plus éloigné. De plus, nous avons intégré dans notre modèle le fait que les agents peuvent percevoir de manière erronée les informations issues de leur environnement. Nous avons



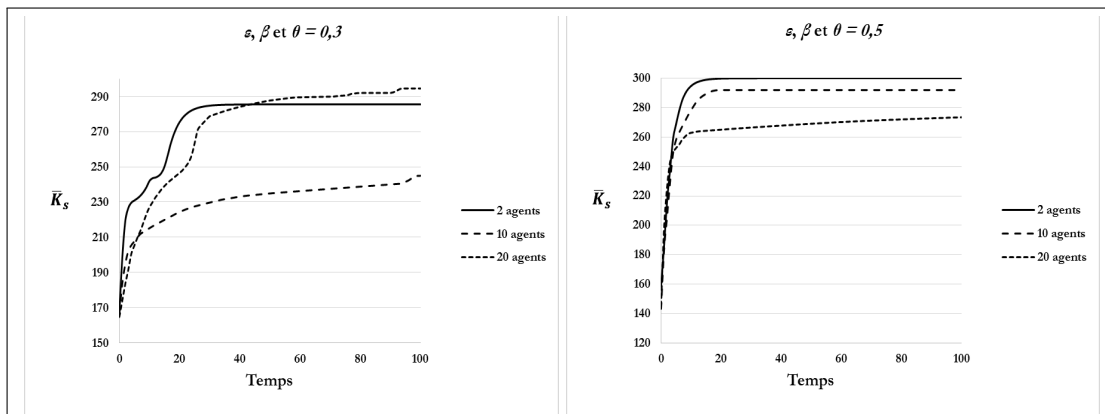


FIGURE 3.18 – Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $\bar{K}_s$  pour différents nombre d’agents et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,15$ , et pour  $\delta > 0$  et dimension initiale de l’espace connaissance  $S(t = 0) = 300 \times 300$

		20 agents					
		0,1		0,3		0,5	
		$\delta = 0$	$\delta = 0,1$	$\delta = 0$	$\delta = 0,1$	$\delta = 0$	$\delta = 0,1$
$\sigma = 0,05$	100 x 100	3	3	19	4	19	4
	200 x 200	5	3	15	4	19	4
	300 x 300	8	3	14	3	19	3
$\sigma = 0,15$	100 x 100			13	5	19	6
	200 x 200			8	4	15	4
	300 x 300			10	4	8	3

TABLE 3.13 – Nombre moyen de partenaires par agent.

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'entreprise se sont formés (GLOBAQ, Aquitaine Inter Groupe et ALPhA).

### 3.4.1 Résultats principaux

Les résultats montrent certains éléments intéressants pour la stratégie H1.

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.

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.

Pour la stratégie H2 certaines observations méritent également d'être relevées.

Premièrement, pour tout nombre d'agents  $> 2$  présent sur l'espace connaissance  $S$ , à paramètres équivalents, la valeur du stock moyen de connaissances à état stationnaire des agents est systématiquement supérieure à celle pour H1. Ceci amène à penser que la stratégie H2 semble plus efficace que la stratégie H1 si on se réfère au niveau du stock moyen de connaissances final des agents.

Deuxièmement, si on compare les valeurs moyennes des stocks de connaissances en l'absence ( $\delta = 0$ ) et en présence de perception erronée ( $\delta > 0$ ), il est préférable individuellement d'avoir une perception juste de la réalité quel que soit les valeurs des caractéristiques des acteurs et la dispersion de ses valeurs. Ce résultat est en totale opposition avec ce qui a été observé pour la stratégie H1.

Nous avons également trouvé des résultats contre intuitifs.

Dans le cas H1, 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.**

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 ( $\theta$ ), de capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) et de capacité de nouveauté ( $\beta$ ) 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 ( $\sigma$ ). 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.

### 3.4.2 Perspectives de recherche

Nous souhaiterions effectuer des extensions à notre modèle. Ainsi nous souhaiterions 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.

# Impact de la confiance et de la mauvaise perception sur la diffusion de la connaissance dans les pôles de compétitivité : une approche individuelle centrée.

## Résumé

Au sein des pôles de compétitivité, des organisations aux objectifs différents (entreprises, laboratoires, plateforme technologiques) peuvent partager des connaissances dans le cadre de projets innovants. L'efficacité dans la sélection des partenaires, dans les échanges et dans l'intégration des nouvelles informations perçues nécessitent plusieurs paramètres qui se complètent. Parmi eux, la capacité d'absorption constitue l'un des mécanismes d'intégration des connaissances transmises lors d'échanges. Mais la qualité des échanges entre partenaires ne peut se faire qu'avec une confiance réciproque. Et parallèlement, une perception la moins déformée possible peut permettre de faire les bons choix et donc d'optimiser son stock de connaissances. En partant de l'exemple concret des interactions au sein d'un pôle de compétitivité constitué majoritairement de PME,

nous essayons de simuler l'évolution du stock de connaissances des différents protagonistes. Pour se faire, nous créons un espace à deux dimensions où des agents interagissent afin d'accumuler des connaissances dans deux domaines. A chaque itération, les agents suivent pour chacun des domaines de connaissances, une stratégie prédéterminée. Soit ils choisissent l'agent le plus proche en termes de connaissances (H1) soit ils choisissent le plus éloigné (H2). Cette décision est modifiée par un degré de mauvaise perception des informations ce qui peut perturber le choix des agents. Pour chaque domaine de connaissances, chaque agent absorbe une partie des connaissances de l'agent sélectionné. Ce prélèvement est fonction à la fois de la capacité d'absorption de l'agent absorbeur et du degré de partage de connaissances de l'agent partenaire. De plus, le degré de partage des connaissances de chaque agent est fonction du niveau de confiance qu'il a de son partenaire à l'instant  $t$ .

**Mots clés :** diffusion de la connaissance, mauvaise perception, confiance, interactions, modèle multi-agent, pôle de compétitivité.

## 4.1 Introduction

Afin d'accroître leur compétitivité face à la concurrence, les entreprises ont la nécessité vitale d'innover. Ce constat pousse certaines d'entre elles à coopérer afin de concevoir en commun des produits ou des services. Pour se faire, des réseaux territoriaux se sont mis peu à peu en place dans la majorité des pays développés. Depuis 2005, en France, un type particulier de réseau territorial a vu le jour sous la dénomination de pôle de compétitivité. Parmi les 71 pôles de compétitivités, nous basons nos observations sur le pôle *Route des Lasers*. Ce pôle est un pilier de la politique de développement industriel territorial de l'Aquitaine dans le domaine de la photonique. Il est l'un des exemples d'un des objectifs voulus des pôles de compétitivité à savoir de la recherche de compétitivité des territoires et des entreprises (DELAPLACE (2011)). Le pôle de compétitivité *Route des Lasers* base sa force sur certains éléments. Il s'appuie notamment sur des programmes, des infrastructures scientifiques issues de programmes nationaux et des laboratoires. Ainsi certaines infrastructures, comme la Ligne d'Intégration

Laser (LIL) et le Laser MégaJoule (LMJ), sont issus de programmes portant sur des essais nucléaires. Le projet PETAL permettra quant à lui d'explorer de nouveaux champs de recherche comme l'étude de l'allumage rapide pour la fusion thermonucléaire, une meilleure connaissance de l'univers et notamment des réactions au cœur des étoiles, l'approfondissement des connaissances sur la physique de l'extrême (champs électro-magnétiques extrêmes) et la recherche médicale (hadronthérapie pour lutter contre les tumeurs cancéreuses et la protothérapie). Au-delà des programmes nationaux ou régionaux, le pôle de compétitivité intègre des infrastructures industrielles permettant de rapprocher les industriels et les laboratoires présents dans le pôle *Route des Lasers*. De nombreux laboratoires et des instituts de recherche coexistent au sein du pôle. Leurs domaines de recherche portent sur les lasers et leurs applicatifs en physique de pointe (plasmas denses, lasers intenses et à impulsions ultra-brèves, l'optique des lasers intenses, les champs ultra-intenses, l'interaction laser plasma, la fusion par confinement inertiel, l'astrophysique en laboratoire, la nanophotonique, la biophotonique et le traitement de l'information). Parallèlement, une plateforme a été fondée par deux laboratoires (Le LOMA et le CELIA) afin de mettre à disposition des instituts et des industriels des outils développés au CELIA. Les infrastructures scientifiques et les laboratoires sont intriquées et participent directement ou indirectement à la production de connaissances qui sont diffusées au sein et en dehors du pôle de compétitivité *Route des lasers*. Le Pôle rassemble également 70 entreprises selon 2 familles. La première porte sur l'optique structurante. Elle regroupe l'ensemble des établissements producteurs de biens intermédiaires optiques (sources de lumière ou composants). La deuxième concerne l'optique diffusante. Elle regroupe l'ensemble des établissements consommateurs de biens intermédiaires optiques (équipementiers, systémiers qui intègrent les sources et/ou composants optiques dans leurs produits). Le pôle voit se développer en son sein un tissu de PMI opérant dans les technologies de l'optique-photonique et des lasers. La nécessité pour les PME/PMI de monter dans la chaîne de valeur et la mondialisation des marchés incitent à des logiques de groupement d'entreprises. Trois groupements importants sont apparus dans le domaine de l'optique et des lasers. GLOBAQ est constitué de cinq sociétés expertes dans les études de moyens d'essais pour le marché aéronautique et la maintenance de systèmes

complexes. AIG (Aquitaine Inter Groupe) se positionne sur la réalisation de bancs de tests et de contrôles, en particulier pour les secteurs de l'Aéronautique, du Spatial et de la Défense. Et ALPhA a pour objectif de proposer des solutions innovantes autour de la fabrication et du contrôle qualité de cellules solaires en technologie silicium cristallin et couches minces. L'objectif du consortium est d'offrir aux fabricants d'éléments photovoltaïques les outils les plus performants. Enfin, le pôle *Route des Lasers* a vu l'émergence en son sein d'une organisation fédératrice facilitant le transfert de technologie : la plateforme technologique ALPhANOV. L'offre d'ALPhANOV répond aux besoins en innovation industrielle notamment dans le cadre de projets collaboratifs. Elle développe ou met en œuvre des produits ou des procédés en association avec des entreprises et des laboratoires de recherche. Tirant profit de l'expertise et des moyens de chacun, les partenaires s'accordent contractuellement sur des objectifs communs et des retours partagés. Au-delà de cette activité, Alphanov a également une mission d'expertise, d'appui technique aux entreprises, d'étude de faisabilité de procédés de fabrication, ou prestations techniques (micro-usinage, conception optique, métrologie). Elle constitue également une plate-forme de matériel mutualisé pour les entreprises et les laboratoires. La plateforme conseille également les entreprises (notamment les PME et PMI) sur le plan technologique. Elle aide à l'ingénierie de projets et à l'accompagnement technologique des créateurs d'entreprises. De par son niveau de compétences en termes de recherche technologique développée en collaboration avec les laboratoires, ALPhANOV effectue également une activité de R & D de transfert et de veille technologique, notamment sur les besoins des industriels. Le pôle voit donc dans son périmètre des domaines de connaissances variés coexister et des organisations génératrices de connaissances nouvelles. Ainsi, depuis 2005 le pôle *Route des Lasers* a vu au sein de ses différents organismes affiliés l'émergence de plus de 2000 publications, de plus d'une centaine de brevets et de plus de 250 thèses de doctorat. Parallèlement, et ce qui constitue l'une des forces des pôles, il voit des projets innovants émerger où peuvent collaborer des entreprises et des laboratoires générant, à travers un réseau de relations, une diffusion des connaissances au sein même du réseau, facilitée par des plateformes technologiques telles qu'ALPhANOV. Pour chaque acteur, cette diffusion nécessite non seulement une volonté de partager



des connaissances mais également une capacité à traiter et à absorber celles venant de l'extérieur de l'organisation. Or, la volonté de partager des connaissances se fonde sur la confiance qui se tisse au niveau inter organisationnel. A travers un modèle multi-agents nous allons tenter de déterminer l'impact de la mauvaise perception et de la confiance dans l'accumulation de connaissances de la part des organisations. Pour se faire, dans une première partie, à travers un état de l'art complémentaires à ceux des précédents articles (capacité d'absorption, distance cognitive) et à l'état de l'art général d'introduction (pôle de compétitivité, transfert de connaissances), nous tenterons de mieux cerner le concept de confiance et sa dynamique dans des échanges inter-firmes. Dans une deuxième partie, nous présenterons notre modèle multi-agents qui a pour objectif de simuler la diffusion de connaissances entre agents hétérogènes (entreprises, laboratoires, plateforme technologique). Enfin, les principaux résultats seront développés dans une troisième partie.

## 4.2 Etat de l'art

La diffusion de la connaissance nécessite de manière concomitante une capacité à absorber des connaissances venant de l'environnement mais également une volonté de partager des connaissances de la part des parties prenantes. Or, cette volonté se construit grâce à des relations de confiance.

Donner une définition complète de la confiance relève de la gageure car le terme même de confiance est polysémique, peut revêtir une large acception (WILLIAMSON (1993)) et donc devenir rapidement confus (SHAPIRO (1987)). Notion transdisciplinaire permettant de mieux appréhender le comportement des individus au niveau interpersonnel, inter organisationnel ou institutionnel (les différentes formes de confiance selon ZUCKER (1986)), elle est étudiée tant en psychologie, en économie, qu'en sociologie (e.g. résultante de relations avec d'autres individus pour BURT et KNEZ (1996), phénomène à la fois intra et inter institutionnel pour GRANOVETTER (1985)). Son importance a été notamment notifiée en théorie des jeux (MILGROM et ROBERTS (1990a), MILGROM et ROBERTS (1992)). Si bien, qu'il n'existe pas de consensus sur la construction de la confiance.

Cette situation est expliquée selon QUÉRÉ (2005) par la transdisciplinarité et, a fortiori, l'hétérogénéité des phénomènes propres à la confiance. En science de gestion, la théorie des organisations a permis de lever un voile sur la notion de confiance à travers notamment les travaux de MOTHE et INGHAM (2000) ou de BAZERMAN (1994) sur la négociation. Elle est devenue incontournable pour SIMON (2007). Cette importance se retrouve dans les travaux de BROMILEY et HARRIS (2006) qui considèrent que les modèles portant sur l'étude des relations inter-organisationnelles ou interpersonnelles n'intégrant pas la notion de confiance sont incomplets. Pour EVANS et WENSLEY (2009), la confiance améliorerait le partage des connaissances et, de ce fait, l'innovation. La notion de confiance a été également étudiée dans sa dimension électronique à travers le processus de confiance sur internet. (e.g. SHANKAR, URBAN et SULTAN (2002) étudient l'importance de la confiance pour les parties prenantes et FASSNACHT et KÖSE (2007) énoncent que la qualité des services en ligne affectent la confiance, les intentions comportementales, et la volonté de payer plus). Pour ZUCKER (1986), il y a un lien direct entre la confiance et ce que les agents prévoient des attentes de leurs partenaires. De ce lien naît un degré d'engagement qui, avec la confiance, ont un impact majeur dans les caractéristiques des relations au sein d'une coopération (MORGAN et HUNT (1994) et (SIMON 2007)). Pour certains auteurs, la confiance s'autoalimente par la réciprocité (MCALLISTER (1995)). Certains agents peuvent alors faire confiance à un partenaire car ce dernier leur fait confiance ce qui a un effet d'entraînement (CREED et MILES (1996)).

### *Confiance et vulnérabilité*

La confiance est aussi montrée comme un atout en cas de changement et de complexification de l'environnement. Ainsi pour CHARKI (2005) il y a un parallèle à relever entre la confiance et le degré de vulnérabilité des partenaires aux travers des interdépendances qui se sont tissées. Pour GAMBETTA (1988), cette vulnérabilité peut être issue, par exemple, de la crainte des conséquences d'une trahison d'un partenaire. En recoupant cette réflexion avec la remarque de ZUCKER (1986) citée *supra*, le lien entre performance et confiance au sein d'une coopération passe nécessairement par l'analyse des comportements des

différents protagonistes, tiraillés entre leur intérêt propre et l'intérêt collectif.

### *Rationalité et subjectivité de la confiance*

La confiance est alors analysée comme rationnelle. En effet, ce tiraillement est issu d'une analyse rationnelle des coûts et des bénéfices de la confiance (LEWOCKI et BUNKER (1996)). La confiance est donc fonction d'une perception du risque lié au partage et à ce que chacun anticipe quant à la probabilité d'un comportement opportuniste des partenaires. Si le risque, nommé risque relationnel par DAS et TENG (1998), est trop important, un niveau de confiance faible perdure et fait émerger une suspicion généralisée des relations préalablement établies. Mais l'analyse rationnelle de l'apport de chaque membre d'une alliance, d'une coopération trouve vite ses limites car elle est par nature impossible. Une confiance par nécessité peut alors apparaître même si elle peut être à minima. L'analyse de la confiance peut se fonder également sur l'affectif, élément subjectif si il en est. C'est cette irrationalité qui rend la construction de la confiance et sa préservation si difficile (SIMON (2007)). Car la confiance peut également être circonstanciée ou issue des tendances naturelles et profondes de chaque individu comme l'altruisme (NOOTEBOOM et al. (2007)) la crédulité, ou l'intégrité morale (RING et VAN DE VEN (1994)). Elle peut également reposer sur les composantes de la confiance initiale comme présentées par MCKNIGHT, CUMMINGS et CHERVANY (1998) avec la disposition à faire confiance, les croyances liées à la confiance, la confiance basée sur les institutions, les processus cognitifs de la confiance, l'intention de faire confiance. L'équité, et sa perception par les différents protagonistes, peut également jouer un rôle déterminant dans l'évolution de la confiance. Pour RING et VAN DE VEN (1994), l'équité est un élément clé de la performance et, a fortiori, de la pérennité des coopérations. Ainsi, une confiance mutuelle détériorée pourrait être issue de la perception d'une iniquité. Le niveau de confiance joue également sur l'acceptabilité de l'iniquité. Ainsi selon DAS et TENG (1998), l'iniquité peut être mieux supportée de manière temporaire si la confiance est élevée.

Pour dépasser ces blocages, KANTER (1994) estime que la communication inter-firme peut être assimilée à un outil de valorisation de la confiance lorsqu'elle

est utilisée de manière dynamique et dans une dimension anticipatrice. Elle permet également de récupérer des informations afin de faciliter le jugement des partenaires les uns sur les autres et donc d'amener à une confiance solide à travers des relations continues. Elle compense donc la portée limitée d'une simple analyse rationnelle.

Nous retenons dans cette étude la définition de MAYER, DAVIS et SCHOORMAN (1995) qui définissent la confiance comme étant "*the willingness of a party to be vulnerable to the actions of another party based on the expectation that the other will perform a particular action important to the trustor, irrespective of the ability to monitor or control that other party*". En cela, nous retrouvons une définition proche dans les travaux de D. M. ROUSSEAU et al. (1998) ("*état psychologique comprenant l'intention d'accepter la vulnérabilité basé sur des attentes positives des intentions ou des comportements mutuels*").

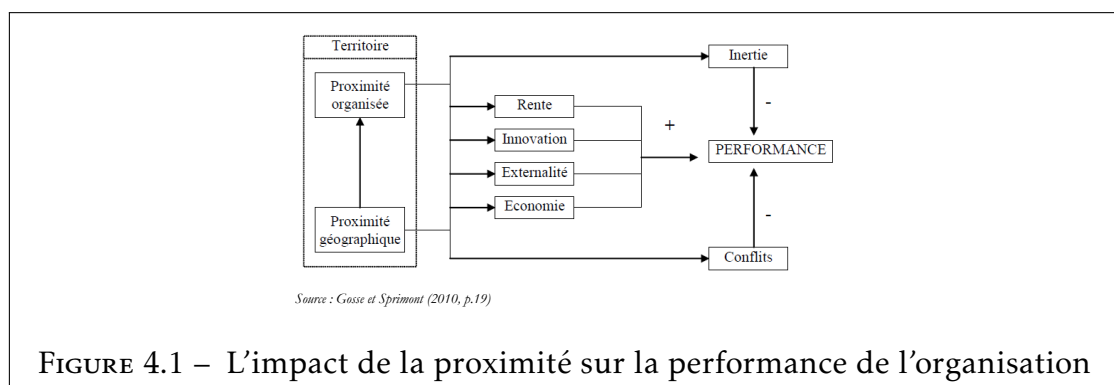
**Confiance et pôle de compétitivité** Du fait de leur relative jeunesse, les pôles de compétitivité restent encore un terrain d'études à défricher. Cependant, la confiance au sein des pôles de compétitivité a été étudiée de manière spécifique par plusieurs auteurs. Ainsi, pour BOUCHET, BERTACCHINI et NOËL (2008), les pôles de compétitivité sont des lieux d'échanges massifs d'informations et de connaissances : "*Au centre de ce dispositif émerge la notion de confiance pour rassurer les contributeurs. Ainsi, la gestion d'un pôle de compétitivité doit permettre d'assurer, d'une part, la distribution de l'information, de connaissances et d'innovation, et d'autre part, la sûreté et la sécurité des échanges et des données stockées*". Se posent alors la question de la construction de la confiance inter acteurs dans les pôles de compétitivité. Pour BOUGHANBOUZ et ALIOUAT (2011), la confiance dans les relations inter-organisationnelles au sein des pôles de compétitivité se fonde sur trois éléments distincts : la perception des compétences des partenaires potentiels, la perception d'une bienveillance de la part du partenaire et la perception d'une crédibilité. La perception de la bienveillance s'appuie sur la croyance par l'acteur que le partenaire potentiel suivra une stratégie coopérative et ne privilégiera donc pas uniquement ses intérêts personnels. La perception de la crédibilité s'appuie elle sur la croyance par l'acteur du respect par le partenaire

des délais et du sérieux du travail. Les pôles de compétitivité sont considérés comme une forme de réseaux territoriaux. En termes de confiance, de nombreux parallèles sont faits entre les pôles de compétitivités et les réseaux. Ainsi pour AHUJA (2000) et GULATI, NOHRIA et ZAHEER (2000), la densité des réseaux joue le rôle de facilitateur de confiance. Le risque de comportements opportunistes de la part de partenaire au sein d'un pôle de compétitivité, conséquence d'une confiance faible, serait limité pour EL IDRISSEI et HAUCH (2009) du fait d'un effet de proximité. Même effet de proximité qui a concouru à la création des pôles de compétitivité comme le souligne EL IDRISSEI et HAUCH (2009). Parmi les principaux avantages de la proximité des acteurs, le management territorial énonce la facilité de communication et de coordination des informations tacites entre les acteurs. Une relation proche et fréquente entre les acteurs génère une confiance et améliore ainsi le processus d'innovation. Elle énonce également les externalités d'agglomération. Ainsi, pour GOSSE et SPRIMONT (2010) il y a externalité d'agglomération "*lorsqu'un acteur extérieur à la transaction, perçoit, sans contrepartie, un avantage de cet échange*". Dans le contexte des pôles de compétitivité, une firme peut bénéficier des avantages que détiennent d'autres firmes en termes de main d'œuvre, de savoir-faire technique, etc (figure 4.1). Cependant, pour TORRE et RALLET (2005), la proximité géographique peut générer des conflits et des tensions entre les firmes. Des auteurs mentionnent aussi le rôle de la régulation au sein des pôles qui permet de coordonner et de fournir un cadre pour les relations inter-organisationnelles. Cette régulation serait positive pour la confiance selon SEGRESTIN (2006). Certains auteurs appuient sur le fait que, dans les territoires, la confiance est aussi construite à travers l'historique des relations des acteurs (BERTACCHINI et H. (2003)). Les pôles de compétitivité voient en leur sein apparaître des projets où coexistent des agents hétérogènes (entreprises, laboratoires). Or, pour FEN CHONG et PALLEZ (2009), les projets collaboratifs constituent un excellent moyen de développer la confiance entre les acteurs. Pour HENNESSEY et AMABILE (1998), cette diversité d'acteurs nécessite de développer la cohésion de groupe et l'implication ce qui passerait par des relations basées sur la confiance.

### ***Confiance et modèle multi-agents***

Des travaux ont utilisé la confiance pour effectuer des études de dynamiques sociales dans le temps grâce à un modèle multi-agents. SCHLOSSER, VOSS et BRÜCKNER (2006) utilisent la confiance pour analyser les phénomènes de réputation, (W. S. KIM 2009) pour étudier les réseaux logistiques adaptatifs (" *Adaptive Supply Networks*"). SUTCLIFFE et D. WANG (2012) construisent un modèle de dynamique de la confiance dans le but d'étudier le développement des relations sociales en se basant sur " *the social brain hypothesis*" de l'anthropologue DUNBAR (1998).

Peu de travaux de modélisation des relations dans les pôles de compétitivité ont été effectués. En s'appuyant sur des résultats exploratoires (HABIB (2010)), HABIB (2008) propose un modèle multi-agents qui a pour but d'étudier l'influence entre les configurations d'innovations et la création de connaissances. Pour cela, elle utilise la théorie des graphes pour modéliser les connaissances. Elle intègre des groupes internes à l'organisation porteuse d'un projet innovant (direction générale, service juridique, service SI, service R.H, service marketing... ) et externes (consultants, universitaires, usagers, fournisseurs, concurrents...). Elle génère un réseau constitué de liens forts (favorisant le processus de diffusion de connaissances) et de liens faibles (favorisant la créativité grâce à une multitude de flux de communication diversifiés). Ses travaux ne construisent pas à proprement parler une mécanique de la confiance puisqu'ils sont considérés comme découlant de la force d'un lien. Nous proposons d'aller plus loin sur ce point en étudiant le rôle de la confiance dans le processus de diffusion des connaissances au sein des pôles de compétitivité.



## 4.3 Le modèle

### 4.3.1 Principe

Nous basons notre modèle sur l'étude de l'impact de la confiance et de la mauvaise perception des informations sur la diffusion des connaissances dans un pôle de compétitivité. Nous partons du postulat que la diffusion des connaissances est un élément moteur de l'innovation même si, comme le spécifie FOREST (2010) dans son étude sur le processus de conception, elle n'est pas suffisante. Cette diffusion naît de l'émergence de partenariats entre des organisations comme les entreprises et les laboratoires. En se focalisant sur un pôle de compétitivité et ses organisations (entreprises, laboratoires et plateforme technologique) nous étudions l'accumulation de connaissances par les différents protagonistes.

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).

$$z^i = M^i + \gamma^i(M^i, \beta^i)\theta^j M^j \quad (4.1)$$

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

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

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

$\gamma^i$ , 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 4.1).

$$k_s^i = I_s^i + \lambda_s^{ij}(I_s^i, \alpha_s^{ij})\theta_s^j k_s^j \quad (4.2)$$

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  $s$

$\lambda_s^{ij}$ , 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  $j$ .

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

$\theta_s^j$ , 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  $\alpha_s^{ij}$  par l'équation 4.3 :

$$\alpha_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s} \quad (4.3)$$

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).



$$\lambda_s^{ij} = \frac{\varepsilon\beta_i d_{ij} + \varepsilon\beta_i d_{ij} aci_i^\psi - \varepsilon\beta_j d_{ij}^2}{\frac{1}{4\varepsilon\beta_j} [\varepsilon\beta_i (1 + aci_i^\psi)]^2} \in [0, 1] \quad (4.4)$$

Avec :<sup>1</sup>

$\varepsilon$ , la capacité d'apprentissage de  $i$

$\beta_i$ , la capacité d'innovation de  $i$  par rapport à des connaissances éloignées (capacité de nouveauté)

$\beta_j$ , la capacité d'innovation de  $j$  par rapport à des connaissances éloignées (capacité de nouveauté)

$d_{ij}$ , la distance en termes de connaissances entre  $i$  et  $j$

$aci_i$ , investissement de  $i$  en R & D dans le développement des capacités d'absorption de connaissances

$\psi$ , l'efficacité de la R & D dévolue à la capacité d'absorption

Chacun des participants détermine son degré de partage de ses connaissances à l'aune de sa confiance vis-à-vis de ses partenaires. Pour déterminer la confiance individuelle, nous nous référons aux formules de SUTCLIFFE et D. WANG (2012).

$$CI = \frac{MaxCR - MinCR}{MaxTrust} \quad (4.5)$$

Avec :

Compression\_interval ( $CI$ ) : la gamme de l'échelle de confiance utilisé pour modifier l'augmentation de la confiance ( $CI \geq 0$ )

$MaxTrust$  : Niveau maximal de la confiance ( $MaxTrust > 0$ ).

$MaxCR$  : la croissance maximale de la confiance quand la valeur de la confiance est égal à zero

$MinCR$  : la croissance minimale de la confiance quand la valeur de la confiance est égale à  $MaxTrust$  ( $MaxCR \geq MinCR$ ).

---

1. Nous avons voulu conserver, autant que faire se peut, la formulation originelle des équations d' EGBETOKUN et SAVIN (2012). Par exemple, la variable  $\beta$  a une autre signification dans l'équation 4.1.

L'augmentation de la confiance à  $t + 1$  est défini ainsi :

$$\Delta trust_{t+1} = MaxCR - CI \times trust_t \quad (4.6)$$

Et

$$trust_{t+1} = trust_t + \Delta trust_{t+1} \quad (4.7)$$

On peut déduire des équations 4.6 et 4.7 que la confiance sera toujours croissante sauf quand  $CI = 1$  où elle stagnera. La figure 4.2 page 169 permet ainsi de visualiser l'évolution de la confiance dans le temps avec différentes valeurs de  $MaxCR$  et avec  $MinCR = 0$ . A noter que la notion de temps développée dans la figure 4.2, s'entend du temps durant lequel les agents ont une relation coopérative ce qui amène une augmentation de leur confiance réciproque. On remarque ainsi qu'avec des liens continus entre deux partenaires, la confiance ne cesse d'augmenter. Cela correspond au scénario "lien étroit" de SUTCLIFFE et D. WANG (2012). Dans ce cas, les liens forts des partenaires ne sont pas impactés par d'éventuels comportements non-coopératifs d'un des partenaires. SUTCLIFFE et D. WANG (2012) assimilent cela à une forme de pardon. La figure 4.3 page 169 permet de mieux appréhender l'évolution de la confiance avec différentes combinaisons de  $MaxCR$  et  $MinCR$ . On remarque qu'avec une valeur constante de  $MinCR$ , plus  $MaxCR$  est important plus vite la confiance individuelle augmente.

### 4.3.2 Formalisation du modèle multi-agents

Pour répondre à notre problématique de recherche, nous avons opté pour 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 d'assigner à un ensemble d'agents hétérogènes des comportements différents. Ceci a l'avantage de permettre une analyse de phénomènes globaux émergeant d'agissements individuels. Or, notre problématique nécessite de modéliser des acteurs qui, à travers des stratégies de sélections, vont interagir, avec d'autres agents durant

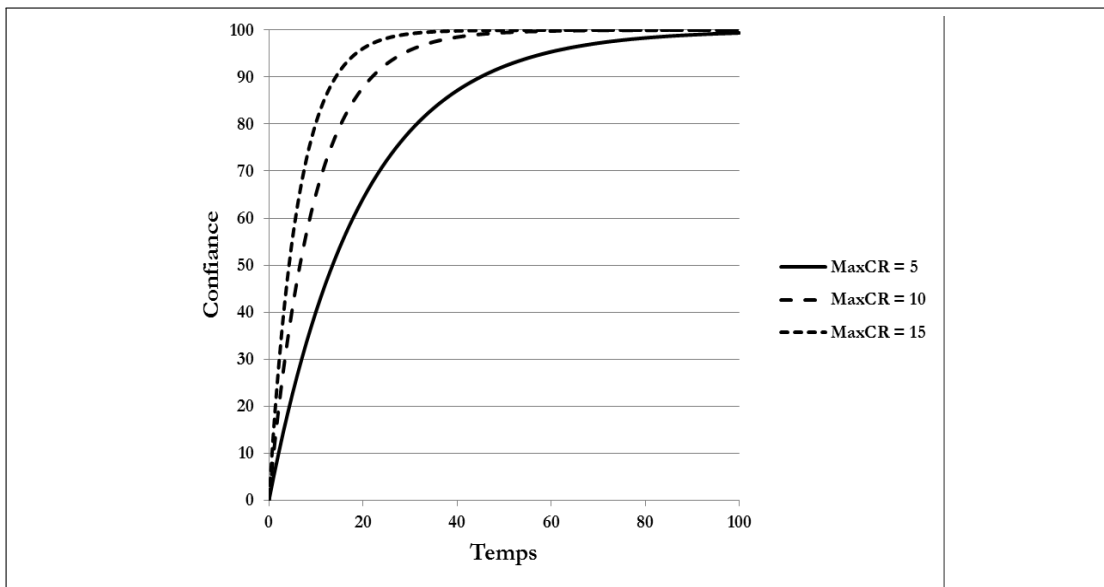
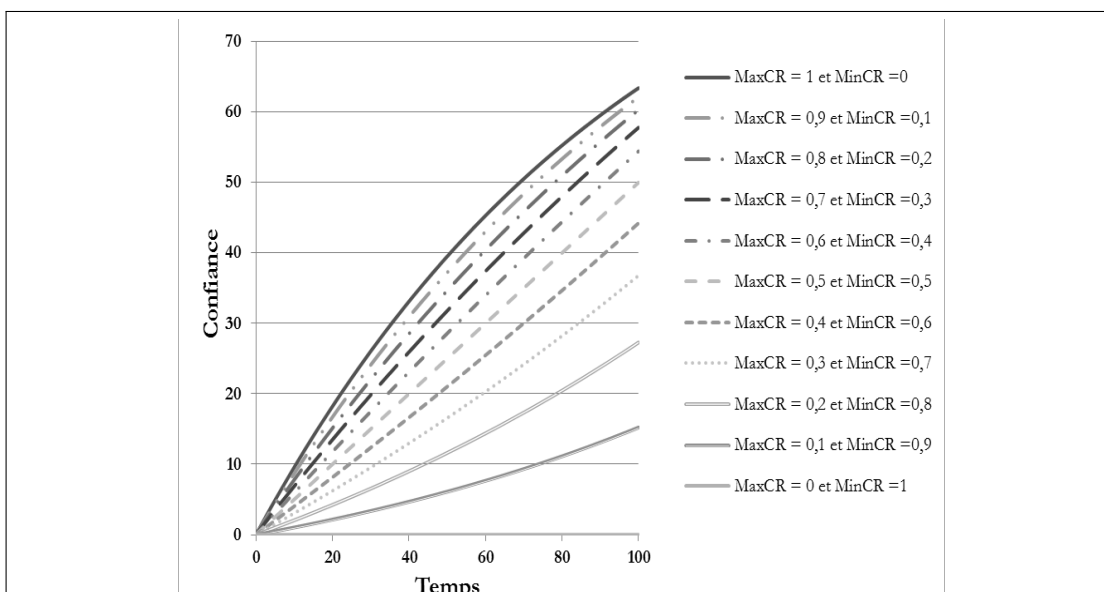


FIGURE 4.2 – Evolution de la confiance dans le temps

FIGURE 4.3 – Evolution de la confiance dans le temps suivant  $MaxCR$  et  $MinCR$  avec  $MaxTrust = 100$ 

un certain laps de temps afin d'acquérir des connaissances. Chaque agent possède des valeurs qui lui sont propres dans les différents paramètres étudiés, rendant l'ensemble des agents intrinsèquement hétérogènes. De ces interactions

va émerger une évolution globale des connaissances et une diffusion.

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 ( $\lambda_1^{ij}$  et  $\lambda_2^{ij}$ ) 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 spécifie implicitement EGBETOKUN et SAVIN (2012) : *“Cognitive distance  $d_{ij}$  is modeled as an Euclidian distance between the stock of knowledge of the two partners  $i$  and  $j$  ( $v_i$  and  $v_j$ ), which are independently and randomly (uniform distribution) attributed to the firms  $\kappa$  over types of knowledge from the interval  $[0, 1]$ . [...] We take  $\kappa = 2$  for a better visualization of results.”*. Afin de respecter cette contrainte nous décidons de remplacer 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  $s$  ( $MAXK_s$ ).

$$d_s^{ij} = |(k_s^i - k_s^j)| \quad (4.8)$$

Et

$$\tilde{d}_s^{ij} = \frac{d_s^{ij}}{MAXK_s} \in [0, 1] \quad (4.9)$$

$\tilde{d}_s^{ij}$  est similaire à  $\alpha_s^{ij}$  (équation 4.3) représentant le degré de complémentarité (ou de substituabilité).

Ainsi la fonction d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) prend cette forme :

$$\lambda_s^{ij} = \frac{\varepsilon_s^i \beta_s^i \tilde{d}_s^{ij} + \varepsilon_s^i \beta_s^i \tilde{d}_s^{ij} aci_i^\psi - \varepsilon_s^i \beta_s^j (\tilde{d}_s^{ij})^2}{\frac{1}{4\varepsilon_s^i \beta_s^j} [\varepsilon_s^i \beta_s^i (1 + aci_i^\psi)]^2} \in [0, 1] \quad (4.10)$$

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

- Pour chaque agent  $i$ , une volonté de partager des connaissances pour chaque domaine de connaissances  $s$  ( $\theta_1^i$  et  $\theta_2^i$ )
- Pour chaque agent  $i$ , une capacité à capter des nouveautés ( $\beta$ ) identique pour chaque domaine de connaissances  $s$  ( $\beta_1^i = \beta_2^i$ )
- Pour chaque agent  $i$ , un degré de mauvaise perception dans chaque domaine de connaissances  $s$  ( $\delta_1^i$  et  $\delta_2^i$ )
- Pour chaque agent  $i$ , un stock de connaissances qui évolue suivant les relations avec les autres agents et suivant la fonction :

$$k_s^i = I_s^i + \lambda_s^{ij} (I_s^i, \alpha_s^{ij}) \theta_s^j k_s^j \quad (4.11)$$

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,  $K_i$

$$K_i = k_1^i + k_2^i \quad (4.12)$$

A l'instant  $t = 0$ , chaque agent  $i$  est positionné aléatoirement sur l'espace connaissance constitué de  $s = 1$  et  $s = 2$ . Chaque agent se voit attribuer aléatoire-

ment différentes valeurs pour les paramètres  $\theta$ ,  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\delta$ .

Afin de rendre les résultats plus facilement interprétables nous décidons, qu'à chaque tirage, les différents paramètres  $\theta$ ,  $\varepsilon$ ,  $\beta$  suivent une loi normale de même valeur moyenne  $\mu$  et de même écart type  $\sigma$ . Le paramètre  $\delta$  peut suivre une loi normale avec une valeur moyenne et un écart type ( $\sigma$ ) différents de celle assignée à  $\theta$ ,  $\varepsilon$ ,  $\beta$ .

Durant toute la simulation, les agents ont des relations de manière continue mais également des relations le temps de projets. La répartition des projets dans le temps, leur durée ainsi que les membres du projet sont déterminés de manière aléatoire. Au regard, du nombre moyen d'organisations membre des projets au sein du pôle *Route des lasers*, nous prenons comme hypothèse que l'ensemble des projets dans le temps ne comportent que trois entreprises, deux laboratoires et la plateforme technologique.

#### Dans le cadre des relations continues :

**Etape 1.** 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. Sa sélection peut être faussée du fait d'une mauvaise perception appelée  $\delta$ . 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  $k_s^j$ ) :

$$mis\_d_s^{ij} = |(k_s^i - mis\_k_s^j)| \quad (4.13)$$

Avec :

$$mis\_k_s^j = k_s^j(1 - \delta_s^i) \quad (4.14)$$

- Leur degré de complémentarité erroné ( $mis\_a_s^{ij} = \frac{mis\_d_s^{ij}}{MAXK_s}$ ), 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  $s$  :

$$mis\_l_s^{ij} = \frac{\varepsilon_s^i \beta_s^i mis\_d_s^{ij} + \varepsilon_s^i \beta_s^i mis\_d_s^{ij} aci_i^\psi - \varepsilon_s^i mis\_b_s^j (mis\_d_s^{ij})^2}{\frac{1}{4\varepsilon_s^i mis\_b_s^j} [\varepsilon_s^i \beta_s^i (1 + aci_i^\psi)]^2} \quad (4.15)$$

Avec :

- $mis\_l_s^{ij} \in [0,1]$
- $mis\_b_s^j = \beta_s^j(1 - \delta_s^i)$ , 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).

- La confiance de  $i$  par rapport à l'agent  $j$  sélectionné ( $T_s^{ij}$ ). La valeur de  $T_s^{ij}$  évolue dans le temps suivant les relations entre  $i$  et  $j$ . Plus les relations entre  $i$  et  $j$  sont fréquentes et plus  $T_s^{ij}$  augmente dans le temps en suivant la formule suivante :

$$T_{s(t)}^{ij} = T_{s(t-1)}^{ij} + [MaxCR - CI \times T_{s(t-1)}^{ij}] \in [0; MaxTrust] \quad (4.16)$$

Ceci amène des situations où la confiance n'évolue pas de manière linéaire. En effet, pour un couple d'agents la confiance augmente puis peut stagner sur une certaine période, du fait de l'absence de coopération durant un laps de temps, puis de nouveau augmenter. Pour chaque domaine de connaissance  $s$ , chaque agent a donc autant de niveau de confiance qu'il y a d'agents.

**Etape 2.** Calcul pour chaque agent  $i$  de ses nouveaux niveaux de stock de connaissances  $k_1^i$  et  $k_2^i$ .

$$k_{s(t+1)}^i = k_{s(t)}^i + I_s^i + \text{mis\_}\lambda_s^{ij}(k_s^i, \alpha_s^{ij}) \text{mis\_}\theta_s^j \text{mis\_}k_s^j \quad (4.17)$$

Avec :

- $\text{mis\_}\theta_s^j = T_s^{ji} \in [0, \text{MaxTrust}]$
- $k_{s(t+1)}^i \leq \text{MAX}K_s$

**Etape 3.** Pour les agents "laboratoires", calcul du nombre de publications effectuées. A chaque itération, le niveau du stock de connaissances donne une probabilité de publier dans chaque domaine de connaissances. Cette probabilité suit une fonction de répartition :

$$P(k_s^i) = \frac{1}{1 + e^{-1\left(\frac{k_s^i}{\text{Max}K_s^i} \times 100 \times \frac{1}{5}\right) - 10}} \in [0, 1] \quad (4.18)$$

Avec  $\frac{k_s^i}{\text{Max}K_s^i} \in [0, 1]$

$i$  publie dans le domaine de connaissance 1 quand :

$$\mathcal{N}(0, 5, 0, 25) = \frac{1}{1 + e^{-1\left(\frac{k_1^i}{\text{Max}K_1} \times 100 \times \frac{1}{5}\right) - 10}}$$

Avec :

$k_1^i$  : stock de connaissances de  $i$  dans le domaine de connaissances 1



$MaxK_1$  : stock de connaissances maximal possible dans le domaine de connaissances 1 (largeur de l'espace connaissance  $S$ )

Si les conditions sont remplies, le laboratoire  $i$  publie  $p$  publications qui suivent une loi normale :

$$p_i = \mathcal{N}(\bar{x}_i, \sigma_i)$$

Avec :

$\bar{x}_i$  = moyenne des publications du laboratoire  $i$

$\sigma_i$  = écart type des publications du laboratoire  $i$

Les paramètres de la loi normale pour chaque laboratoire sont issus de données des publications de chaque laboratoire en lien avec le pôle de compétitivité *Route des lasers* sur une période allant de 2002 à 2013.

#### **Dans le cadre des relations projet :**

**Etape 1.** A chaque itération, ( $t \geq 1$ ), et pendant toute la durée d'un projet, chaque agent  $i$  membre du projet choisit pour chaque domaine de connaissances  $s$  l'agent  $j$ , membre du projet, le plus proche ou le plus éloigné en termes de connaissances (suivant la stratégie affectée à tous les agents de manière identique). Sa sélection est faussée du fait d'une mauvaise perception appelée  $\delta$ . Nous prenons comme hypothèse que, 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. Simultanément, chaque agent « entreprises » et « laboratoires » membres du projet établissent une relation avec l'agent « plateforme d'innovation ».

Pour chaque agent membre du projet et pour chaque domaine de connaissances  $s$ , sont calculés alors successivement :

- La distance perçue entre  $k_s^i$  et  $k_s^j$  ( $mis\_d_s^{ij}$ ),
- Le degré de complémentarité erroné ( $mis\_a_s^{ij}$ ),
- La capacité d'absorption erronée de l'agent  $i$  pour un domaine  $s$ ,
- La confiance de  $i$  par rapport à  $j$  sélectionné ( $T_{ij}$ ). La valeur de  $T_{ij}$  évolue dans le temps suivant les relations entre  $i$  et  $j$ . Plus les relations entre  $i$  et  $j$  sont fréquentes et plus  $T_{ij}$  augmente.

**Etape 2.** Calcul pour chaque agent  $i$  membre du projet de ses nouveaux niveaux de stock de connaissances  $k_1^i$  et  $k_2^i$ .

**Etape 3.** Pour les agents "laboratoires", membres du projet, calcul du nombre de publications effectuées.

Cette séquence (distance perçue, degré de complémentarité erroné, capacité d'absorption erronée et la confiance) est également calculée pour les relations liant les membres « Entreprises » et « Laboratoires » avec la plateforme technologique.

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

### 4.3.3 Conditions expérimentales

**Hypothèses quant à la valeur de l'investissement en R & D** Afin de simplifier le modèle et de rendre les résultats plus interprétables, nous considérons que  $I_s^i$  est nul. L'intégration d'une valeur de  $I_s^i \in [0,1]$ , fera l'objet d'études ultérieures.

**Hypothèses quant à la distribution initiale, de la capacité d'apprentissage, de la capacité de capter des nouveautés, du degré de partage des connaissances, du degré de mauvaise perception**

Nous affectons différentes valeurs initiales de capacité d'apprentissage  $\varepsilon$  et de capacité de nouveauté  $\beta$ . Nous avons définis un écart-type  $\sigma$

représentant la dispersion de la diversité de la capacité d'apprentissage  $\varepsilon$  et la dispersion de la diversité de la capacité à capter des nouveautés,  $\beta$ .

Pour une même simulation, nous avons émis comme hypothèse que :

- Les règles de distribution initiales sont identiques (valeur initiale et dispersion) pour la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) quel que soit le domaine de connaissances  $s$
- Pour chaque agent, la capacité à capter des nouveautés ( $\beta$ ) est identique quel que soit le domaine de connaissances ( $\beta_1^i = \beta_2^i$ ).

Nous affectons différentes valeurs initiales de degré de partage des connaissances ( $\theta$ ). Nous avons définis un écart-type  $\sigma$  représentant la dispersion de la diversité du degré de partage des connaissances,  $\theta$ .

Nous affectons différentes valeurs initiales de degré de mauvaise perception ( $\delta$ ). Nous avons définis un écart-type  $\sigma$  représentant la dispersion de la diversité du degré de mauvaise perception,  $\delta$ .

Enfin, pour simplifier l'analyse des résultats, pour chaque simulation, nous avons systématiquement donné comme valeur initiale à la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) et à la capacité à capter des nouveautés ( $\beta$ ) la même valeur initiale que celle affectée au degré de partage des connaissances ( $\theta$ ). 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 (Tables 4.1 page 177 et 4.2 page 178)

$\varepsilon$	0,0520	0,1309	0,1219	0,0766	0,0582	0,0764	0,0386	0,0903	0,1397	0,1271
$\beta$	0,1133	0,0702	0,1358	0,0397	0,0472	0,1325	0,1413	0,1251	0,1133	0,0112
$\theta$	0,0889	0,1052	0,1382	0,0730	0,1486	0,0338	0,1372	0,0979	0,0992	0,0791

TABLE 4.1 – Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale ( $\mathcal{N}(0,10; 0,05)$ )

$\varepsilon$	0,5119	0,3987	0,2158	0,5051	0,2483	0,3485	0,1197	0,1763	0,4166	0,5119
$\beta$	0,2299	0,3675	0,6165	0,2240	0,2295	0,4637	0,3656	0,2579	0,3537	0,5141
$\theta$	0,5103	0,2517	0,2228	0,6179	0,2242	0,1407	0,3058	0,239	0,3814	0,3860

TABLE 4.2 – Exemple, pour 10 agents, de tirage du degré de partage de connaissances, de la capacité d'apprentissage et de la capacité à capter des nouveautés suivant une loi normale ( $\mathcal{N}(0, 30; 0, 15)$ )

Nous avons choisi  $\sigma$  dans les cas où (table 4.3 page 178) :

- Pour  $\varepsilon$ ,  $(\varepsilon - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\varepsilon + 2\sigma) \leq 1$
- Pour  $\beta$ ,  $(\beta - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\beta + 2\sigma) \leq 1$
- Pour  $\theta$ ,  $(\theta - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\theta + 2\sigma) \leq 1$
- Pour  $\delta$ ,  $(\delta - 2\sigma) \geq 0$  et  $(\delta + 2\sigma) \leq 1$

<b>0,10</b>	<b>0,25</b>	<b>0,5</b>	<b>0,75</b>	<b>1</b>
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	–	–
–	–	–	–	–
–	–	–	–	–

TABLE 4.3 – Scénarios possibles pour  $\sigma$  avec différentes valeurs de  $\theta$ ,  $\beta$  et  $\varepsilon$ .

### Hypothèse quant à l'impact de la confiance dans la volonté de partager les connaissances

Nous prenons ici deux hypothèses :

- La confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances de  $i$  dans un domaine  $s$  :  $\theta_s^i = T_s^{ij}$

- La confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances de  $i$  dans le domaine  $s$  :  $\theta_s^i$ , déterminé à  $t = 0$  pour chaque domaine de connaissances  $s$ , est l'élément permettant à  $i$  de transmettre ses connaissances.

**Hypothèses quant à la stratégie de sélection des agents** Nous considérons deux cas : Pour chaque domaine  $s$ , les agents choisissent l'agent le plus proche au sein de l'espace connaissances  $S$  (H1) ou ils choisissent l'agent le plus éloigné (H2). 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 DREJER et VINDING (2007) et 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.

#### 4.3.4 Validation du modèle

Afin de générer une distribution homogène des valeurs initiales de la capacité d'apprentissage  $\varepsilon$ , de la capacité de nouveauté  $\beta$ , du degré de partage des connaissances  $\theta$  et du degré de mauvaise perception  $\delta$  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  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta$  et la loi normale  $\mathcal{N}(\bar{\delta}, \sigma)$  pour la variable  $\delta$ .

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.

$$IC = \frac{V(D)}{D} \quad (4.19)$$

$$D = \frac{N}{K} \quad (4.20)$$

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 :

- Tous les emplacements de l'espace connaissance ont la même probabilité d'accueillir un agent
- La position d'un agent nouveau est indépendante de la position des agents précédents.

**Validation vis-à-vis du terrain** Afin de confronter notre modèle à des données empiriques, nous nous sommes référés à la situation du pôle de compétitivité *Route des Lasers* dans lequel coexiste un nombre conséquent de PME. Nous avons effectué des simulations et nous avons comparé avec les frais de R & D comptabilisés à l'actif du bilan par les entreprises du pôle de compétitivité. Nous avons également intégré le nombre de publications des laboratoires dans notre modèle en nous référant à deux

laboratoires du pôle *Route des Lasers* (tables 4.4 et 4.5). L'intégration de ces données a été effectuée au niveau des spécificités de la loi normale (moyenne et dispersion) déterminant à chaque itération le nombre de publications effectuées (si les conditions étaient remplies) par les agents membres du groupe « Laboratoire ».

Années	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	$\bar{x}$	$\sigma$
Publications (RICL)	34	34	30	47	42	46	47	72	87	73	56	82	54	20

TABLE 4.4 – Publications du CELIA sur la période 2002 - 2013 : 262 (dans des Revues Internationales à Comité de Lecture).

Années	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Publications	0	1	1	5	11	7	11	13	12	8	2	10

TABLE 4.5 – Publications du groupe SLAM (2002 – 2013).

**Justification des outputs** Le capital intellectuel peut être considéré comme un stock de connaissances existant au sein d'une organisation (BONTIS (1996), BONTIS (1998), BONTIS (1999); BONTIS et al. (1999); STEWART (1997); EDVINSSON et MALONE (1997); SVEIBY (1997)). Ainsi pour les entreprises, la connaissance peut être assimilée à un actif immatériel. La mesure des composants des actifs immatériels a fait l'objet de débats (BONTIS (1999), DOOLEY (2000), YOUNDT (1998)). Pour SELEIM, ASHOUR et BONTIS (2004), le capital connaissance ne peut pas être directement mesuré. Il est nécessaire d'effectuer des mesures indirectes par le truchement d'autres éléments connus pour avoir un lien avec le capital connaissance.

Les actifs peuvent être évalués selon quatre typologies de méthodes selon SVEIBY (2000). L'une d'elle permet de mesurer le capital intellectuel. A travers l'identification de ses composants, elle permet de fournir une estimation de la valeur des actifs immatériels (BONTIS (1996), SULLIVAN

(2000)). La gestion des actifs immatériels est possible pour l'entreprise si les connaissances s'agrègent pour former des biens économiques à la fois identifiables et séparables (PIERRAT (2000)).

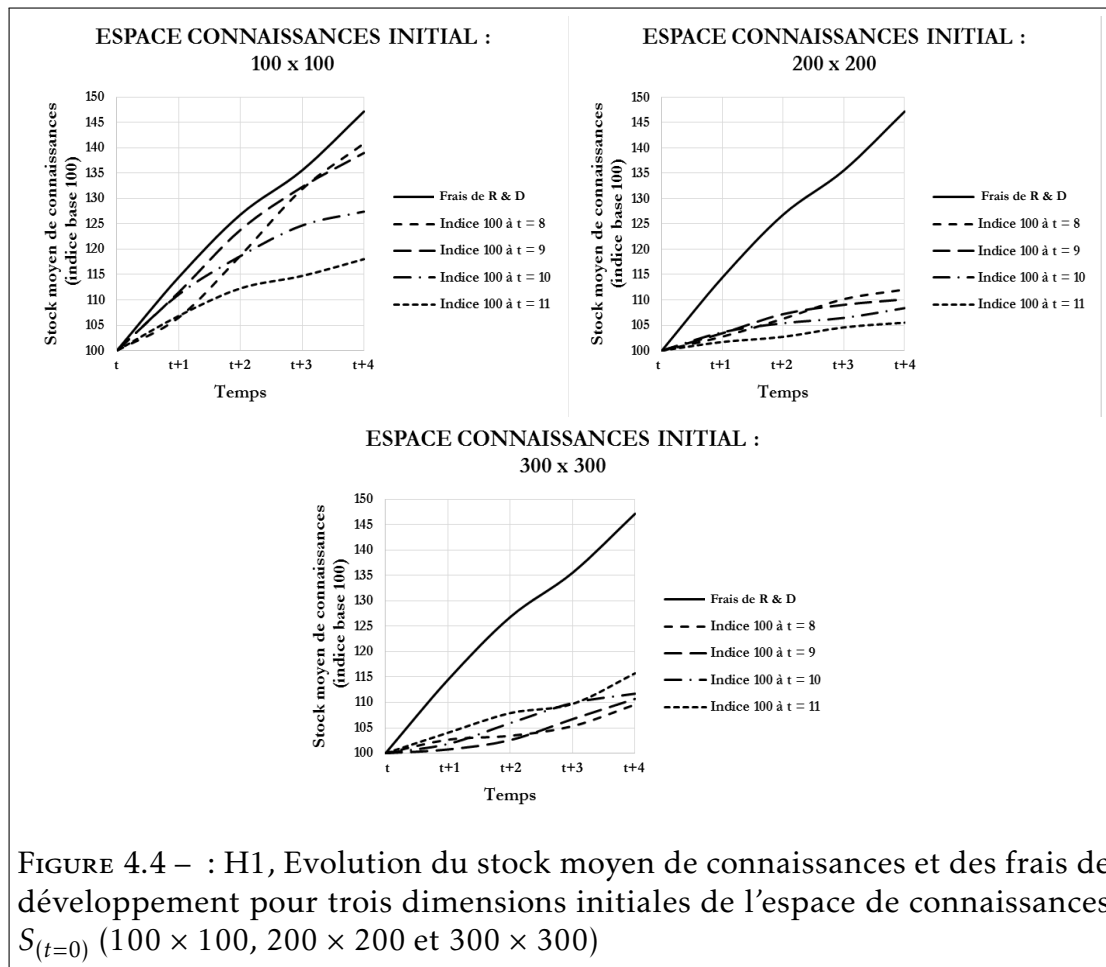
Sur un plan purement technique, le plan comptable général permet également de justifier de tels rapprochements. Ainsi l'article 311-3 du PCG et l'article R 123-186 du Code de Commerce énoncent que les coûts de développement peuvent être inscrits à l'actif s'ils se rapportent à des projets nettement individualisés, ayant de sérieuses chances de réussite technique et de rentabilité commerciale ou de viabilité économique pour les projets de développement pluriannuels associatifs.

**Méthodologie :** Nous avons sélectionné les entreprises appartenant aux trois groupes GLOBAQ AIG et ALPhA. Parmi ces entreprises, nous avons sélectionné les PME. Enfin nous avons sélectionné celles qui ont comptabilisé des montants au poste de l'actif immobilisé « Frais de développement ».

Nous avons ensuite comparé dans le temps l'évolution du montant moyen de frais de développement comptabilisé avec l'évolution du stock moyen de connaissances issus de notre modèle et ce pour les deux hypothèses H1 et H2 (figures 4.4 page 183 et 4.5 page 184). Pour se faire nous avons établi des courbes avec les données issues du modèle en prenant plusieurs hypothèses de point départ. Ainsi pour l'hypothèse 1 et un espace de connaissances initial de 100 x 100, nous avons calculé des évolutions du stock moyen de connaissances avec plusieurs points d'origine différents (base 100). Puis nous avons analysé les évolutions du modèle les plus proches de l'évolution calculée à partir des données issues du terrain.

Les résultats montre des similarités entre les données issues du modèle et les données issues du terrain. Cependant, les similarités sont à nuancer suivant les hypothèses prises (tables 4.6 page 185 et 4.7 page 186).





Pour l'hypothèse 1, la dimension initiale de l'espace connaissance  $S_{(t=0)}$  fournissant dans le modèle des données les plus proches de l'évolution des frais de développement est  $100 \times 100$  (moyenne des écarts = 6,38%). Pour l'hypothèse 2, en revanche, la dimension initiale de l'espace connaissance fournissant dans le modèle des données les plus proches de l'évolution des frais de développement est  $200 \times 200$  (moyenne des écarts = 3,69%). Les autres dimensions donnent des dispersions trop importantes soit en deçà de l'évolution des données terrains ( -10,27% pour H2,  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$ ) soit au-dessus (18,52% pour H1,  $S_{(t=0)} = 200 \times 200$ ). De ce fait les hypothèses retenus pour le modèle quant à la répartition initiale des agents dans l'espace connaissance vont se réduire à deux :

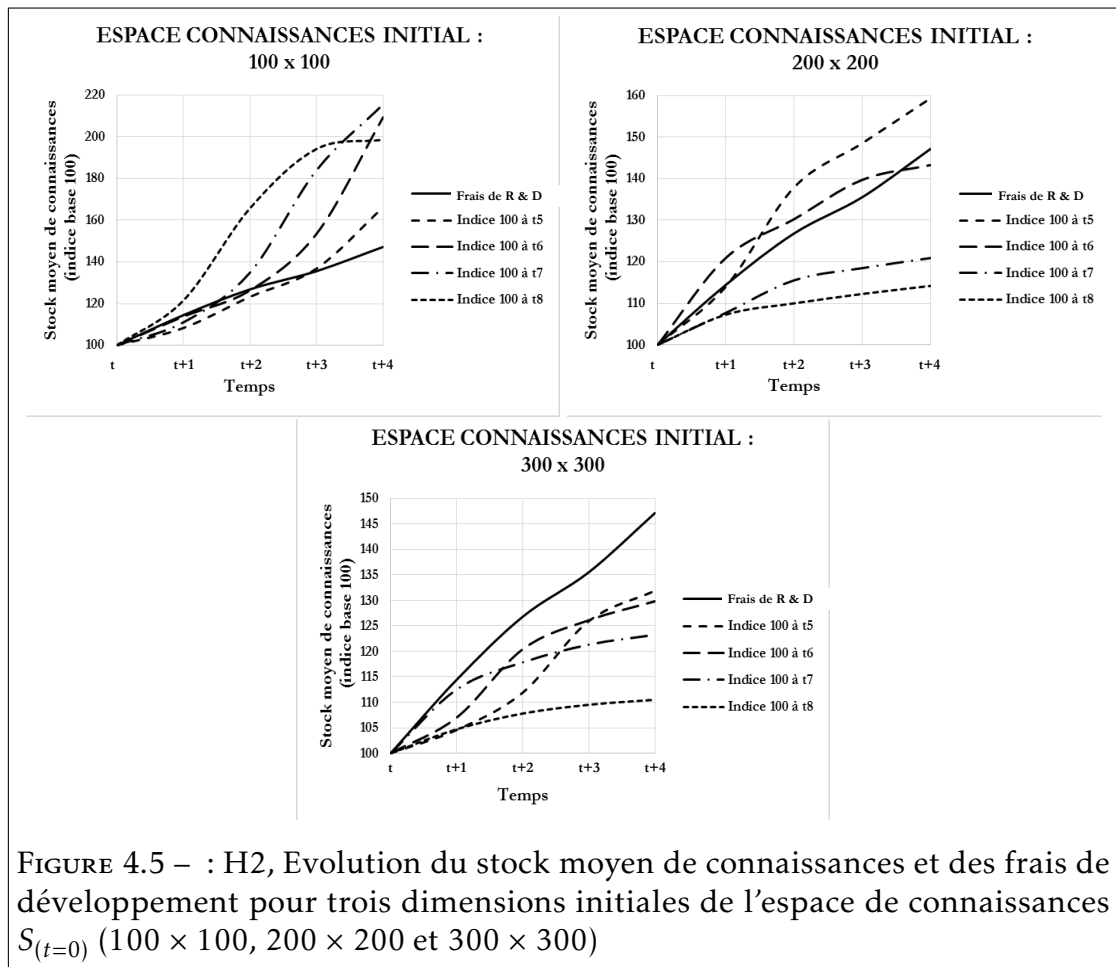


FIGURE 4.5 – : H2, Evolution du stock moyen de connaissances et des frais de développement pour trois dimensions initiales de l'espace de connaissances  $S_{(t=0)}$  ( $100 \times 100$ ,  $200 \times 200$  et  $300 \times 300$ )

- $S_{(t=0)} = 100 \times 100$  pour l'hypothèse 1
- $S_{(t=0)} = 200 \times 200$  pour l'hypothèse 2

#### 4.4 Résultat des simulations et analyse

Nous simulons le modèle de  $t = 0$  à  $t \rightarrow \infty$ . Nous arrêtons la simulation quand l'ensemble des agents a atteint un état stable en termes de stock de connaissances. Cet état peut être inférieur ou égal au niveau maximal de l'espace connaissance  $S$  à savoir 300. Nous avons pris comme valeur maximale de connaissances par domaine  $s$ , le nombre 300 ( $MAXK_1 = MAXK_2 = 300$ ). Nous analysons les connaissances moyennes

		Données terrain (base 100 : année 2009) (1)	Indice 100 à $t = 8$	Indice 100 à $t = 9$	Indice 100 à $t = 10$	Indice 100 à $t = 11$	Moyenne des données modèles (2)	Ecart terrain vs modèle $(1 - 2) / 2$
H1	100 X 100	100,000	100,000	100,000	100,000	100,000	100 ± _	0,00%
		114,453	106,501	111,478	111,054	106,844	108,969 ± 2,44%	5,03%
		126,826	118,725	123,800	118,654	112,272	118,363 ± 3,99%	7,15%
		135,558	131,848	132,274	124,682	114,736	125,885 ± 6,52%	7,68%
		147,166	140,872	138,993	127,419	118,041	131,331 ± 8,13%	12,06%
		Moyenne des écarts						
	200 X 200	100,000	100,000	100,000	100,000	100,000	100 ± _	0,00%
		114,453	102,758	103,438	103,637	101,707	102,885 ± 0,85%	11,24%
		126,826	106,292	107,201	105,406	102,719	105,404 ± 1,84%	20,32%
		135,558	110,158	109,030	106,455	104,580	107,556 ± 2,34%	26,03%
		147,166	112,037	110,115	108,384	105,518	109,013 ± 2,54%	35%
		Moyenne des écarts						
	300 X 300	100,000	100,000	100,000	100,000	100,000	100,000 ± -	0,00%
		114,453	102,673	100,747	101,833	104,035	102,322 ± 1,36%	11,86%
		126,826	103,441	102,594	105,942	107,911	104,972 ± 2,31%	20,82%
		135,558	105,337	106,733	109,888	109,719	107,919 ± 2,09%	25,61%
		147,166	109,587	110,710	111,730	115,741	111,942 ± 2,39%	31,47%
		Moyenne des écarts						

TABLE 4.6 – H1, Evolution du stock moyen de connaissances et des frais de développement pour trois dimensions initiales de l'espace de connaissances  $S_{(t=0)}$  (100x 100, 200 x 200 et 300 x 300)

de l'ensemble 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

		Données terrain (1)	Indice 100 à t = 5	Indice 100 à t = 6	Indice 100 à t = 7	Indice 100 à t = 8	Moyenne des données modèles (2)	Ecart terrain vs modèle (1 - 2)
H2	100 X 100	100,000	100,000	100,000	100,000	100,000	100 ± _	0,00%
		114,453	108,293	113,792	111,000	121,468	113,638 ± 5%	0,72%
		126,826	123,229	126,309	134,829	165,682	137,512 ± 14,12%	-7,77%
		135,558	136,784	153,425	183,907	194,154	167,067 ± 15,91%	-18,86%
		147,166	166,148	209,272	215,510	198,561	197,373 ± 11,13%	-25,44%
		<b>Moyenne des écarts</b>						
	200 X 200	100,000	100,000	100,000	100,000	100,000	100 ± _	0,00%
		114,453	114,036	120,941	107,710	107,271	112,489 ± 5,71%	1,75%
		126,826	137,917	130,266	115,541	109,999	123,431 ± 10,45%	2,75%
		135,558	148,550	139,737	118,480	112,251	129,754 ± 13,25%	4,47%
		147,166	159,350	143,291	120,906	114,196	134,436 ± 15,44%	9,47%
		<b>Moyenne des écarts</b>						
	300 x 300	100,000	100,000	100,000	100,000	100,000	100 ± _	0,00%
		114,453	104,584	107,018	112,540	104,718	107,215 ± 3,47%	6,75%
		126,826	111,924	120,439	117,850	107,805	114,504 ± 4,99%	10,76%
		135,558	125,959	126,121	121,324	109,524	120,732 ± 6,46%	12,28%
		147,166	131,902	129,838	123,258	110,497	123,874 ± 7,79%	18,80%
		<b>Moyenne des écarts</b>						

TABLE 4.7 – H2, Evolution du stock moyen de connaissances et des frais de développement pour trois dimensions initiales de l'espace de connaissances (100 x 100, 200 x 200 et 300 x 300).

temps entre une situation avec une pleine connaissance des informations et une situation avec une mauvaise perception.

Les résultats sont présentés dans deux sous-sections.

Dans la sous section 4.4.1, nous présenterons les résultats des simulations pour la première hypothèse à savoir la sélection du partenaire le plus proche en termes de stock de connaissances (H1).

Dans la section 4.4.2, nous présenterons les résultats des simulations pour la deuxième hypothèse à savoir la sélection du partenaire le plus éloigné en termes de stock de connaissances (H2).

#### 4.4.1 Pour chaque domaine $s$ , les agents choisissent l'agent le plus proche au sein de l'espace connaissance (H1)

Les résultats numériques des tableaux 4.8 page 188 et 4.9 page 188 présentent pour chaque tuple  $(\varepsilon, \beta, \theta, \sigma, \delta)$ <sup>2</sup> le stock moyen de connaissances des agents par domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour une dimension initiale de l'espace connaissance  $S_{(t=0)}$  de 100 x 100 à  $t = 0$ ,  $t = 1$  et  $t = \infty$ .

Le tableau 4.8 page 188, présente le cas où la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ).

Le tableau 4.9 page 188 présente les résultats de l'hypothèse où la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ).

L'intervalle de confiance relative présentée dans les tableaux 4.8 page 188 et 4.9 page 188 a été choisi comme étant égal à l'écart type divisé par la valeur moyenne.

#### *Analyse du comportement du stock de connaissances moyen après une première itération*

##### **Pour $\delta = 0$ :**

---

2. Pour chaque simulation, la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) et la capacité de nouveauté ( $\beta$ ) ont des mêmes valeurs initiales générées par  $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$  comme celle affectée au degré de partage des connaissances ( $\theta$ ) comme spécifié dans les conditions expérimentales.

		0,1				0,3				0,5			
		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$	
		$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$
100 x 100	0,05	$t = 0$	51 ± 57%	$t = 0$	51 ± 57%	$t = 0$	54 ± 54%	$t = 0$	54 ± 54%	$t = 0$	50,8 ± 60%	$t = 0$	50,8 ± 60%
		$t = 1$	52 ± 57%	$t = 1$	52 ± 57%	$t = 1$	55 ± 53%	$t = 1$	55 ± 53%	$t = 1$	51 ± 60%	$t = 1$	51 ± 61%
		$t = \infty$	240 ± 47%	$t = \infty$	295 ± 100%	$t = \infty$	227 ± 51%	$t = \infty$	300 ± 59%	$t = \infty$	176 ± 73%	$t = \infty$	292 ± 14%
	0,15	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	52 ± 50%	$t = 0$	52 ± 50%	$t = 0$	54 ± 49%	$t = 0$	54 ± 49%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	53 ± 50%	$t = 1$	53 ± 50%	$t = 1$	55 ± 49%	$t = 1$	55 ± 49%
		$t = \infty$	-	$t = \infty$	-	$t = \infty$	215 ± 52%	$t = \infty$	297 ± 5%	$t = \infty$	171 ± 73%	$t = \infty$	300 ± 96%

TABLE 4.8 – H1,  $\bar{K}_s$  à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$ , pour  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta = 0,10$ ,  $0,30$  et  $0,5$ ,  $\delta = 0,10$ ,  $\theta_1^i = T_1^i$ ,  $\theta_2^i = T_2^i$ ,  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$  (le cas de 10 agents).

		0,1				0,3				0,5			
		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$	
		$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$	$t = 0$	$t = 1$
100 x 100	0,05	$t = 0$	49,6 ± 50%	$t = 0$	49,6 ± 50%	$t = 0$	35 ± 77%	$t = 0$	35 ± 77%	$t = 0$	55 ± 58%	$t = 0$	55 ± 58%
		$t = 1$	49,8 ± 50%	$t = 1$	50 ± 50%	$t = 1$	36 ± 77%	$t = 1$	36 ± 77%	$t = 1$	57 ± 59%	$t = 1$	58 ± 59%
		$t = \infty$	88 ± 98%	$t = \infty$	193 ± 59%	$t = \infty$	90 ± 120%	$t = \infty$	253 ± 42%	$t = \infty$	197 ± 61%	$t = \infty$	283 ± 23%
	0,15	$t = 0$	-	$t = 0$	-	$t = 0$	43 ± 64%	$t = 0$	43 ± 64%	$t = 0$	44 ± 67%	$t = 0$	44 ± 67%
		$t = 1$	-	$t = 1$	-	$t = 1$	44 ± 66%	$t = 1$	45 ± 66%	$t = 1$	45 ± 67%	$t = 1$	45 ± 68%
		$t = \infty$	-	$t = \infty$	-	$t = \infty$	118 ± 97%	$t = \infty$	237 ± 47%	$t = \infty$	165 ± 79%	$t = \infty$	281 ± 24%

TABLE 4.9 – H1,  $\bar{K}_s$  à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$ , pour  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta = 0,10$ ,  $0,30$  et  $0,5$ ,  $\delta = 0,10$ ,  $\theta_1^i \neq T_1^i$ ,  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ,  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$  (le cas de 10 agents).

**Observation 1 :** Lorsque la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ), plus le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté sont importants, plus la hausse du stock moyen de connaissances  $\bar{K}_s$  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 ( $\sigma$ ).

**Pour  $\delta > 0$  :**

**Observation 2 :** Tout comme pour  $\delta = 0$ , lorsque la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ), plus le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté sont importants, plus la hausse du stock moyen de connaissances  $\bar{K}_s$  est importante entre  $t = 0$  et  $t = 1$  et ce quel que soit le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ).

**Observation 3 :** Pour tout degré de partage de connaissances, de capacité d'apprentissage et de capacité de nouveauté,  $\bar{K}_{s(t=1)}$  avec ( $\delta = 0$ )  $\leq \bar{K}_{s(t=1)}$  avec ( $\delta > 0$ ). Ceci implique que dans la grande majorité des cas, la mauvaise perception tend à permettre d'obtenir un meilleur niveau de stock de connaissances ce qui peut sembler contre intuitif.

*Analyse de l'évolution du comportement du stock de connaissances moyen des agents dans le temps*

**Cas où la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ) :**

**Pour  $\delta = 0$  :**

**Observation 4 :** Lorsque la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ), plus le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté sont importants, moins la valeur du stock moyen de connaissances des agents à état stable,  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  est importante, et ce quel que soit le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ).

**La confiance a donc un impact valorisant sur le stock de connaissances pour des degrés de partage de connaissances faibles.**

**Observation 5 :** Pour un même degré de partage de connaissances, de capacité d'apprentissage et de capacité de nouveauté et quel que soit le degré de dispersion ( $\sigma$ ), la valeur du stock moyen des connaissances des agents à état stable  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  est plus importante lorsque la confiance joue un rôle dans le degré de partage de connaissances ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ) que lorsqu'il ne joue pas un rôle dans ce paramètre ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ). Cette observation ne connaît qu'une exception avec un degré de partage de connaissances de 0,5 et un degré de dispersion, de 0,05. Cette observation est valable pour 92% des cas.

La confiance favorise l'accumulation de connaissances. Cette observation est valable car à terme la confiance moyenne des agents est supérieure au degré de partage de connaissances moyen des agents (déterminé en  $t = 0$  et constante dans le temps) comme le montre la table 4.10 page 190. Ainsi, la confiance permet de valoriser d'autant plus la volonté de partager des connaissances par rapport à une situation où les agents ont une opinion déterminée et constante de ce qu'ils partageront avec les autres agents.

	$\theta = 0,1$		$\theta = 0,3$		$\theta = 0,5$	
	$\sigma = 0,05$	$\sigma = 0,15$	$\sigma = 0,05$	$\sigma = 0,15$	$\sigma = 0,05$	$\sigma = 0,15$
$\bar{T}_s$	0,49 $\pm 37\%$	-	0,60 $\pm 39\%$	0,54 $\pm 38\%$	0,46 $\pm 44\%$	0,45 $\pm 44\%$

TABLE 4.10 – Confiance moyenne des agents ( $T_s$ ) à  $t = \infty$

**Élément managérial :** L'entêtement à partager ses connaissances toujours avec la même intensité avec les agents et ce quel que soit l'estime ou la confiance que l'on porte à ses partenaires n'est pas valorisant à terme pour le stock de connaissances.

**Pour  $\delta > 0$  :**



**Observation 6 :** Pour un même degré de partage de connaissances, de capacité d'apprentissage et de capacité de nouveauté et quel que soit le degré de dispersion ( $\sigma$ ), la valeur du stock moyen des connaissances des agents à état stable  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  est plus importante lorsque la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ) que lorsqu'il ne joue pas un rôle dans ce paramètre ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ).

**Observation 7 :** Quand la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances, de capacité d'apprentissage, de capacité de nouveauté et quel que soit le degré de partage des connaissances et le degré de dispersion,  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour  $\delta > 0 > \bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour  $\delta = 0$  ce qui peut sembler contre intuitif (figures 4.6 page 192 et 4.7 page 193).

**Observation 8 :** Quand la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances et quel que soit le degré de partage des connaissances, de capacité d'apprentissage, de capacité de nouveauté et le degré de dispersion,  $\bar{K}_s$  pour  $\delta = 0$  atteint moins rapidement son état stable que  $\bar{K}_s$  pour  $\delta > 0$ . Cette observation tend à montrer qu'une mauvaise perception des informations tend à accélérer la valorisation du stock de connaissances dans l'hypothèse d'une sélection de l'agent le plus proche en termes de connaissances. Les figures 4.6 page 192 et 4.7 page 193 montrent également que cette accélération est d'autant plus marquée que les paramètres d'apprentissage et la dispersion sont élevés, augmentant la diversité chez les agents ce qui profite en moyenne à la communauté par un effet d'entraînement.

**Cas où la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ) :**

**Pour  $\delta = 0$  :**

**Observation 9 :** Lorsque la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ), plus le degré

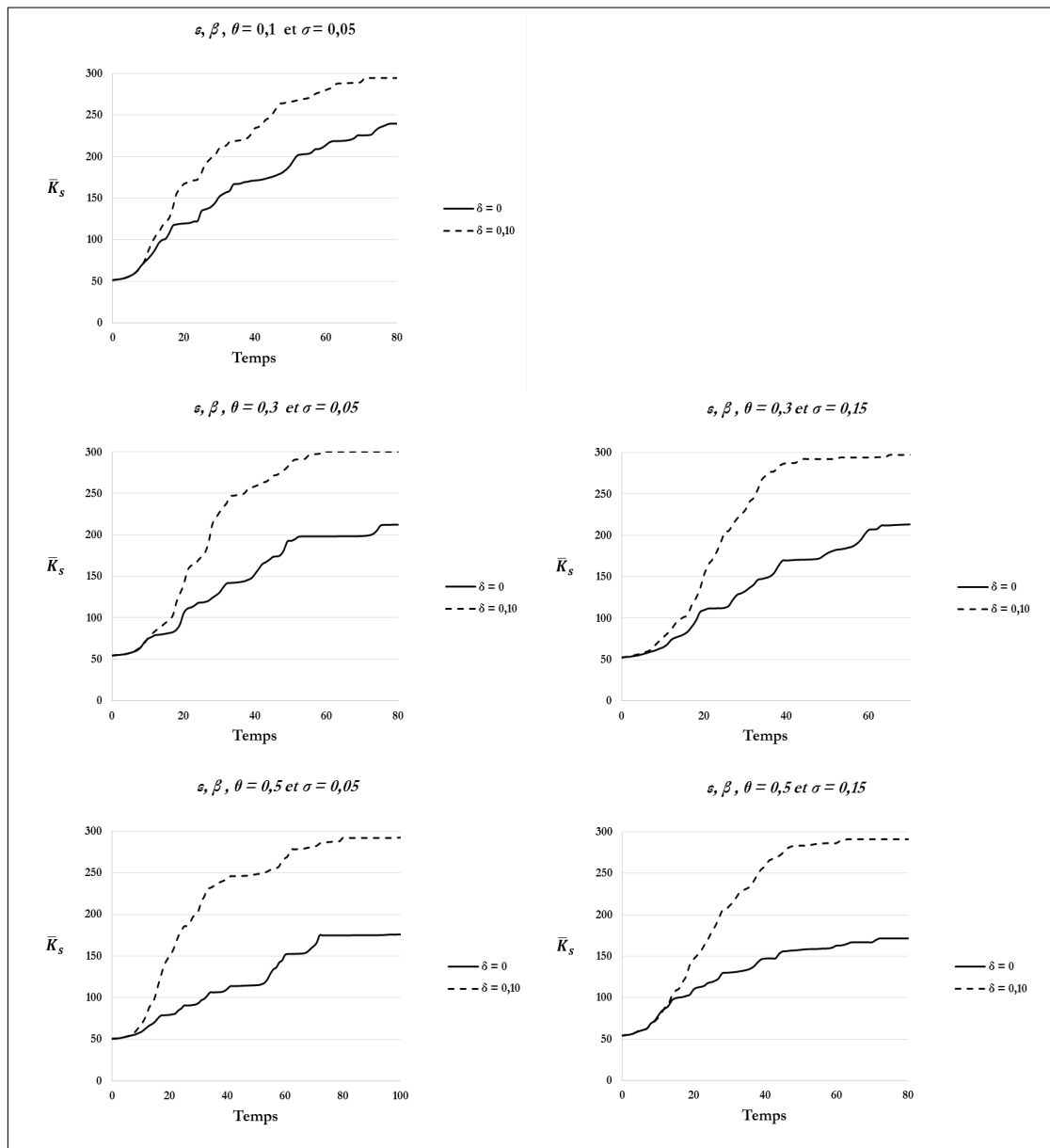


FIGURE 4.6 – Cas où la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ). Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$   $\bar{K}_s$  pour  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$  et dimension initiale de l'espace connaissance  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$  (le cas de 10 agents).

de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de

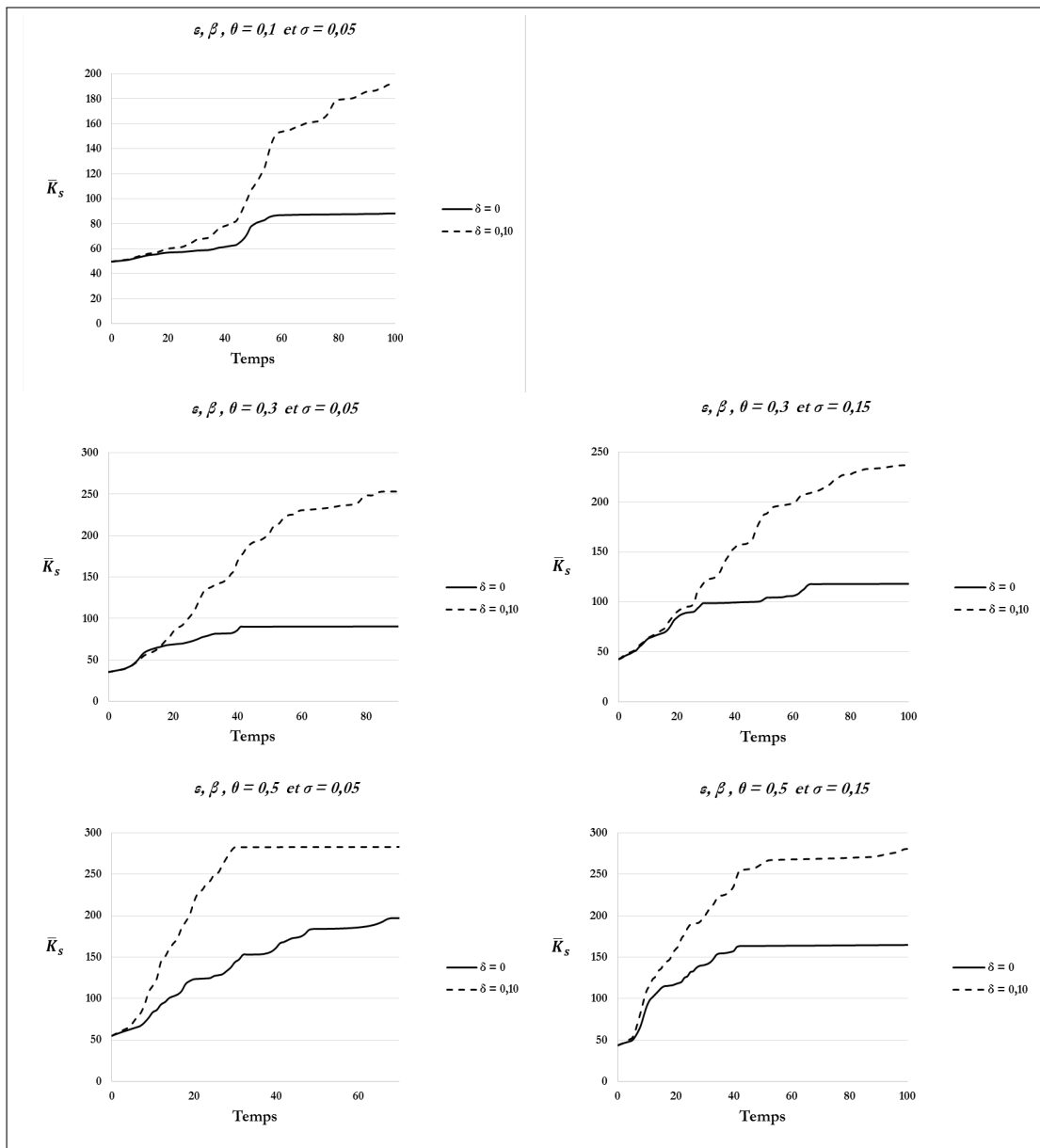


FIGURE 4.7 – Cas où la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ). Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$   $\bar{K}_s$  pour  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\varepsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$  et dimension initiale de l'espace connaissance  $S_{(t=0)} = 100 \times 100$  (le cas de 10 agents).

nouveauté sont importants, plus la valeur du stock moyen de connais-

sances des agents à état stable,  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  est importante, et ce quel que soit le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ).

Lorsque la confiance ne joue pas de rôle, le degré de partage des connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté, déterminés pour chaque agent à  $t = 0$ , jouent un rôle central dans la diffusion des connaissances entre agents et donc dans l'augmentation des stocks de connaissances. La vitesse de diffusion des connaissances est alors dépendante de la prise en compte de l'intérêt collectif par les différents acteurs.

**Pour  $\delta > 0$  :**

**Observation 10 :** Lorsque la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ), plus le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté sont importants, plus la valeur du stock moyen de connaissances des agents à état stable,  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  est importante, et ce quel que soit le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ).

#### 4.4.2 Pour chaque domaine $s$ , les agents choisissent l'agent le plus éloigné au sein de l'espace connaissance (H2)

Les résultats numériques des tableaux 4.11 page 195 et 4.12 page 195 présentent pour chaque tuple  $(\varepsilon, \beta, \theta, \sigma, \delta)$ <sup>3</sup> le stock moyen de connaissances des agents par domaine  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) pour une dimension initiale de l'espace connaissance  $S_{(t=0)}$  de 200 x 200 à  $t = 0$ ,  $t = 1$  et  $t = \infty$ .

Le tableau 4.11 page 195, présente le cas où la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ).

---

3. Pour chaque simulation, la capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) et la capacité de nouveauté ( $\beta$ ) ont des mêmes valeurs initiales générées par  $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$  comme celle affectée au degré de partage des connaissances ( $\theta$ ) comme spécifié dans les conditions expérimentales.

Le tableau 4.12 page 195 présente les résultats de l'hypothèse où la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ).

L'intervalle de confiance relative présentée dans les tableaux 4.11 page 195 et 4.12 page 195 a été choisi comme étant égal à l'écart type divisé par la valeur moyenne.

		0,1				0,3				0,5			
		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$	
		200 x 200	0,05	$t = 0$	96 ± 62%	$t = 0$	96 ± 62%	$t = 0$	86 ± 77%	$t = 0$	86 ± 77%	$t = 0$	100 ± 60%
$t = 1$	101 ± 56%			$t = 1$	99 ± 58%	$t = 1$	98 ± 60%	$t = 1$	94 ± 63%	$t = 1$	109 ± 50%	$t = 1$	111 ± 48%
$t = \infty$ = 26 ± _	$t = \infty$ = 25 ± _			$t = \infty$ = 17 ± _	$t = \infty$ = 29 ± _	$t = \infty$ = 16 ± _	$t = \infty$ = 22 ± _	$t = \infty$ = 300 ± _	$t = \infty$ = 300 ± _	$t = \infty$ = 300 ± _	$t = \infty$ = 300 ± _	$t = \infty$ = 300 ± _	$t = \infty$ = 300 ± _
0,15	$t = 0$		-	$t = 0$	-	$t = 0$	116 ± 47%	$t = 0$	116 ± 47%	$t = 0$	102 ± 46%	$t = 0$	102 ± 46%
	$t = 1$		-	$t = 1$	-	$t = 1$	120 ± 43%	$t = 1$	119 ± 44%	$t = 1$	112 ± 37%	$t = 1$	108 ± 39%
	$t = \infty$ = _		$t = \infty$ = _	$t = \infty$ > 100	$t = \infty$ > 100	$t = \infty$ > 100	258 ± 36%	$t = \infty$ > 100	260 ± 35%	$t = \infty$ = 24	$t = \infty$ = 31	$t = \infty$ = 300	$t = \infty$ = 300

TABLE 4.11 – H2,  $\bar{K}_s$  à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$ , pour  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta = 0,10$ ,  $0,30$  et  $0,5$ ,  $\delta = 0,10$ ,  $\theta_1^i = T_1^i$ ,  $\theta_2^i = T_2^i$ ,  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$  (le cas de 10 agents).

		0,1				0,3				0,5			
		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$		$\delta = 0$		$\delta = 0,10$	
		200 x 200	0,05	$t = 0$	121 ± 41%	$t = 0$	121 ± 41%	$t = 0$	109 ± 47%	$t = 0$	109 ± 47%	$t = 0$	89 ± 72%
$t = 1$	125 ± 41%			$t = 1$	131 ± 39%	$t = 1$	137 ± 28%	$t = 1$	127 ± 32%	$t = 1$	152 ± 21%	$t = 1$	131 ± 28%
$t = \infty$ > 100	291 ± 17%			$t = \infty$ > 100	299 ± 2%	$t = \infty$ = 8	300 ± -	$t = \infty$ = 14	300 ± -	$t = \infty$ = 6	300 ± -	$t = \infty$ = 9	300 ± -
0,15	$t = 0$		-	$t = 0$	-	$t = 0$	106 ± 61%	$t = 0$	106 ± 61%	$t = 0$	85 ± 62%	$t = 0$	85 ± 62%
	$t = 1$		-	$t = 1$	-	$t = 1$	123 ± 42%	$t = 1$	121 ± 43%	$t = 1$	135 ± 35%	$t = 1$	123 ± 27%
	$t = \infty$ = _		$t = \infty$ = _	$t = \infty$ > 100	$t = \infty$ > 100	296 ± 8%	$t = \infty$ = 35	300 ± -	$t = \infty$ > 100	273 ± 31%	$t = \infty$ = 43	300 ± -	

TABLE 4.12 – H2,  $\bar{K}_s$  à  $t = 0$ ,  $t = 1$ , et  $t = \infty$ , pour  $\varepsilon$ ,  $\beta$  et  $\theta = 0,10$ ,  $0,30$  et  $0,5$ ,  $\delta = 0,10$ ,  $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ,  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$  (le cas de 10 agents).

### Analyse du comportement du stock de connaissances moyen après une première itération

Pour  $\delta = 0$  :

**Observation 11 :** Lorsque la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ), plus le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté sont importants, plus la hausse du stock de moyen de connaissances par domaine de connaissance  $s$  ( $\bar{K}_s$ ) 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 ( $\sigma$ ).

Pour  $\delta > 0$  :

**Observation 12 :** Tout comme pour  $\delta = 0$ , lorsque la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ), plus le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté sont importants, plus la hausse du stock de moyen de connaissances est importante entre  $t = 0$  et  $t = 1$  et ce quel que soit le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ).

**Observation 13 :** Pour tout degré de partage de connaissances,  $\bar{K}_{s(t=1)}$  avec ( $\delta = 0$ )  $\geq \bar{K}_{s(t=1)}$  avec ( $\delta > 0$ ). Ceci implique que dans la grande majorité des cas, la mauvaise perception ne permet pas d'obtenir un meilleur niveau de stock de connaissances lorsque les agents choisissent le partenaire le plus éloigné en termes de connaissances dans un domaine  $s$ . Ceci peut s'expliquer par l'impact du facteur de mauvaise perception ( $\delta$ ) qui touche la valeur du stock de connaissances des agents de l'environnement du décideur. Si l'hypothèse retenue est de sélectionner l'agent le plus éloigné en termes de connaissances, la valeur du stock de connaissances

du partenaire sélectionné est la plus élevée de tous les autres agents et donc l'impact de la mauvaise perception est d'autant plus grand.

**Remarque :** Il y a tout de même deux exceptions à cette affirmation. Ainsi pour  $\theta = 0,5$  et  $\sigma = 0,05$  lorsque la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ) et pour  $\theta = 0,1$  et  $\sigma = 0,05$  lorsque la confiance ne joue pas de rôle dans le degré de partage des connaissances ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ).

### Analyse du comportement du stock moyen de connaissances dans le temps

**Cas où la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ) :**

**Pour  $\delta = 0$  :**

**Observation 14 :** Lorsque la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ), plus le degré de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté sont importants, plus la valeur du stock moyen de connaissances des agents à état stable,  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ , est importante, et ce quel que soit le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ).

**Observation 15 :** Pour un même degré de partage de connaissances, de capacité d'apprentissage, de capacité de nouveauté et quel que soit le degré de dispersion ( $\sigma$ ), la valeur du stock moyen des connaissances à état stable des agents par domaine de connaissance  $s \bar{K}_{s(t=\infty)}$  est plus importante ou identique lorsque la confiance joue un rôle dans le degré de partage de connaissances ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ) que lorsqu'il ne joue pas un rôle dans ce paramètre ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ). Tout comme pour H1 (observation 8), cette observation ne connaît qu'une exception avec un degré de partage de connaissances de 0,3 (0,5 pour H1) et un degré de

dispersion de 0,15 (0,05 pour H1). Cette observation est valable pour 92% des cas.

La confiance favorise l'accumulation de connaissances. Cette observation est valable car à terme la confiance moyenne des agents est supérieure au degré de partage de connaissances moyen des agents (déterminé en  $t = 0$  et constante dans le temps) comme le montre la table 4.13. Ainsi, la confiance permet de valoriser d'autant plus la volonté de partager des connaissances par rapport à une situation où les agents ont une opinion déterminée et constante de ce qu'ils partageront avec les autres agents.

**Élément managérial :** L'entêtement à partager ses connaissances avec les agents toujours avec la même intensité et ce quel que soit l'estime ou la confiance que l'on porte à ses partenaires n'est pas la plus valorisante à terme pour le stock de connaissances.

	$\theta = 0,1$		$\theta = 0,3$		$\theta = 0,5$	
	$\sigma = 0,05$	$\sigma = 0,15$	$\sigma = 0,05$	$\sigma = 0,15$	$\sigma = 0,05$	$\sigma = 0,15$
$\bar{T}_s$	0,81 $\pm 9\%$	-	0,82 $\pm 9\%$	0,82 $\pm 9\%$	0,82 $\pm 8\%$	0,81 $\pm 10\%$

TABLE 4.13 – H2, confiance moyenne des agents ( $T_s$ ) à  $t = \infty$

**Observation 16 :** En comparaison avec le tableau de la confiance des agents à  $t = \infty$  pour H1, H2 fourni des taux de confiances moyens supérieurs avec une dispersion moindre. Or, pour arriver à ce résultat, cela implique des durées de collaborations entre deux agents plus longues afin de pouvoir développer une confiance réciproque. La sélection des agents les plus éloignés semble donc donner plus de temps aux agents pour développer leur confiance.

**Observation 17 :** Lorsque la confiance joue un rôle dans le degré de partage de connaissances ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ), pour une absence de



mauvaise perception ( $\delta = 0$ ), la valeur du stock moyen de connaissances des agents à état stable ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) est plus importante pour H2 que pour H1.

**Pour  $\delta > 0$  :**

**Observation 18 :** Pour un même degré de partage de connaissances, de capacité d'apprentissage et de capacité de nouveauté et quel que soit le degré de dispersion ( $\sigma$ ), la valeur du stock moyen des connaissances des agents à état stable ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) est plus importante ou identique lorsque la confiance joue un rôle dans le degré de partage de connaissances ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ) que lorsqu'il ne joue pas un rôle dans ce paramètre ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ). Cette observation ne souffre que d'une exception pour  $\theta = 0,3$  et  $\sigma = 0,15$ .

**Observation 19 :** Quand la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances et quel que soit le degré de partage des connaissances, la capacité d'apprentissage, la capacité de nouveauté et le degré de dispersion,  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour  $\delta > 0 \geq \bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour  $\delta = 0$  ce qui peut sembler contre intuitif (figure 4.8). Cependant, les écarts entre  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour  $\delta > 0$  et  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour  $\delta = 0$  sont minimales (au maximum 2).

**Observation 20 :** Quand la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances et quel que soit le degré de partage des connaissances, de capacité d'apprentissage, de capacité de nouveauté et le degré de dispersion,  $\bar{K}_s$  pour  $\delta = 0$  atteint plus rapidement son état stable que  $\bar{K}_s$  pour  $\delta > 0$ . Cette observation tend à montrer qu'une mauvaise perception des informations tend à ralentir la valorisation du stock de connaissances.

**Cas où la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ) :**

**Pour  $\delta = 0$  :**

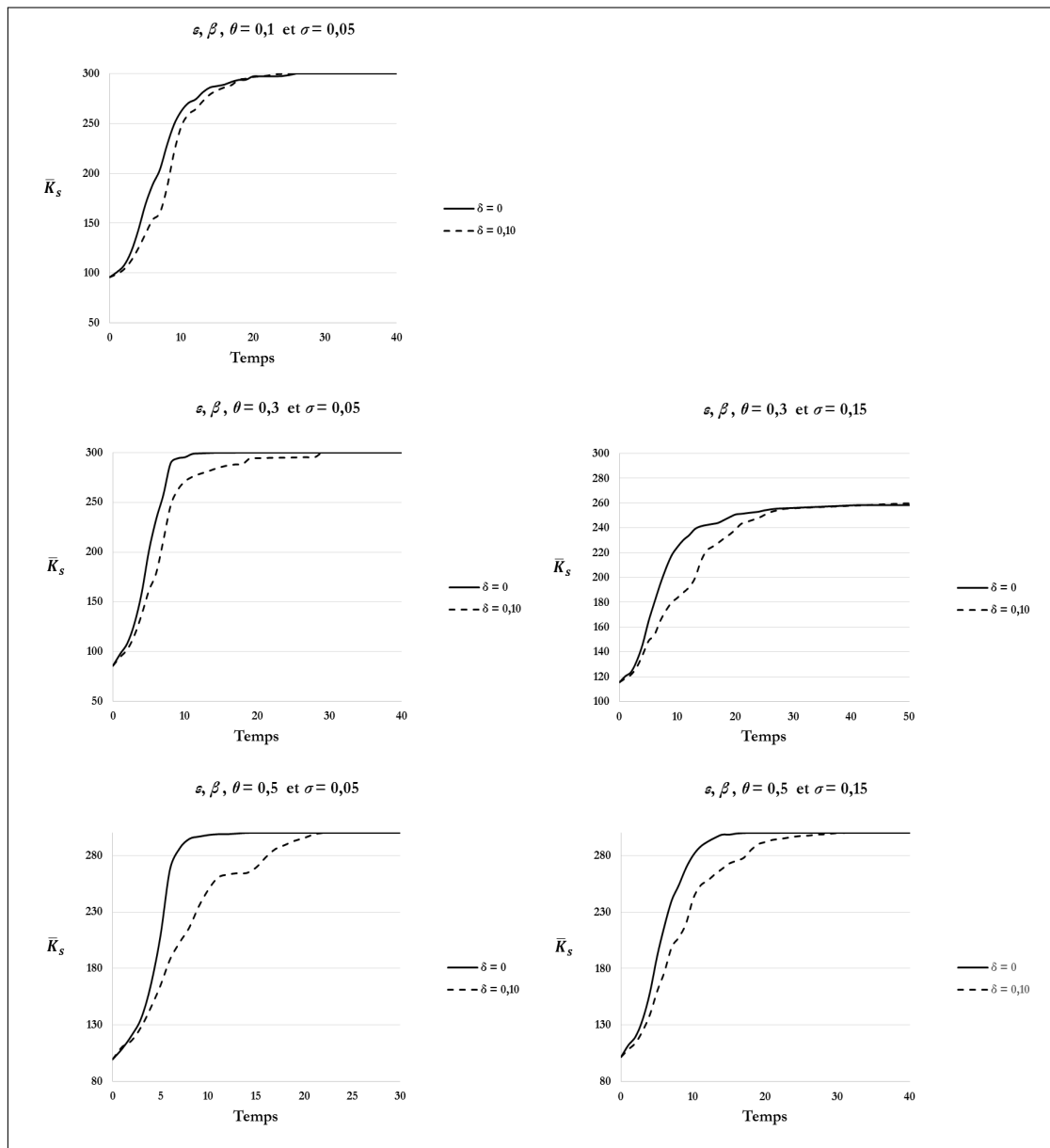


FIGURE 4.8 – H2, cas où la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i = T_1^i$  et  $\theta_2^i = T_2^i$ ). Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$   $\bar{K}_s$  pour  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$  et dimension initiale de l'espace connaissance  $S_{(t=0)} = 200 \times 200$  (le cas de 10 agents).

**Observation 21 :** Lorsque la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ), plus le degré

de partage de connaissances, la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté sont importants, plus la valeur du stock moyen de connaissances des agents à état stable,  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  est importante, et ce quel que soit le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ). Cette observation connaît une exception pour  $\sigma = 0,15$ .

**Observation 22 :** Lorsque la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ), pour une absence de mauvaise perception ( $\theta = 0$ ), la valeur du stock moyen des connaissances à état stable des agents ( $\bar{K}_{s(t=\infty)}$ ) est plus importante pour H2 que pour H1.

**Pour  $\delta > 0$  :**

**Observation 23 :** Quand la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances et quel que soit le degré de partage des connaissances, la capacité d'apprentissage, la capacité de nouveauté et le degré de dispersion,  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour  $\delta > 0 \geq \bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour  $\delta = 0$  ce qui peut sembler contre intuitif (figure 4.9). Cependant, les écarts entre  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour  $\delta > 0$  et  $\bar{K}_{s(t=\infty)}$  pour  $\delta = 0$  sont minimes (au maximum 27 sur 300).

**Observation 24 :** Quand la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances et quel que soit le degré de partage des connaissances, la capacité d'apprentissage, la capacité de nouveauté et le degré de dispersion,  $\bar{K}_s$  pour  $\delta = 0$  atteint plus rapidement son état stable que  $\bar{K}_s$  pour  $\delta > 0$  (figure 4.9).

**Cette observation tend à montrer qu'une mauvaise perception des informations tend à ralentir la valorisation du stock de connaissances.**

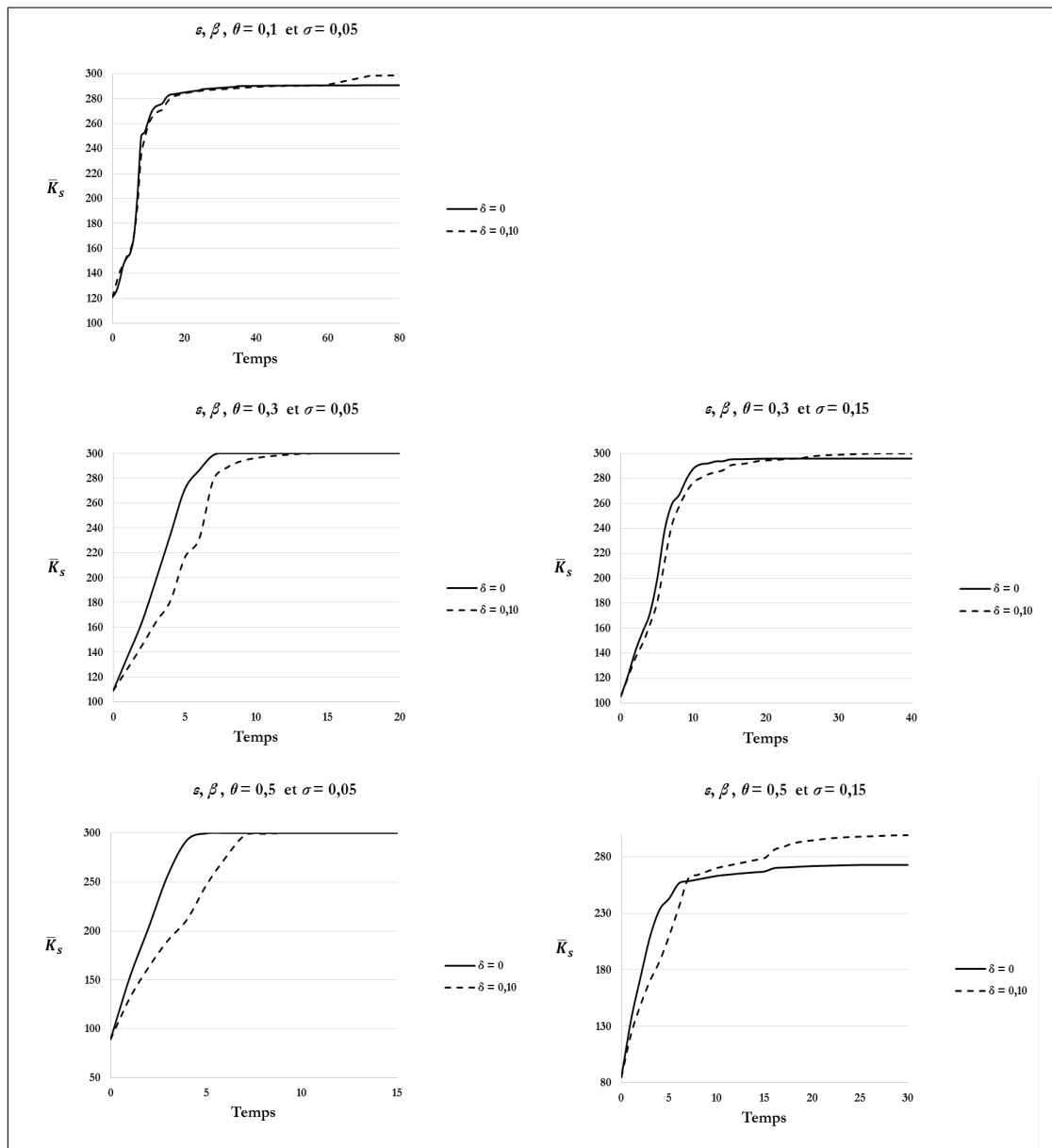


FIGURE 4.9 – H2, cas où la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances des agents ( $\theta_1^i \neq T_1^i$  et  $\theta_2^i \neq T_2^i$ ). Stock moyen de connaissances par domaine de connaissances  $s$   $\bar{K}_s$  pour  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,1$ ,  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,3$  et  $\epsilon, \beta$  et  $\theta = 0,5$  avec  $\sigma = 0,05$  et  $\sigma = 0,15$  et dimension initiale de l'espace connaissance  $S_{(t=0)} = 200 \times 200$  (le cas de 10 agents).

## 4.5 Principaux résultats et perspectives de recherches

Dans le présent article, nous avons essayé de simuler de manière dynamique la diffusion de connaissances entre des agents innovants hétérogènes au sein d'un pôle de compétitivité. Pour se faire, nous nous sommes basés sur l'exemple concret des interactions au sein d'un pôle de compétitivité constitué majoritairement de PME. En intégrant les spécificités de ce pôle (émergence de projets, hétérogénéité des organisations, plateforme de technologie, etc.), nous avons comparé l'évolution moyenne générale des stocks de connaissances dans deux domaines en utilisant plusieurs hypothèses de stratégie. Les agents pouvaient dans une première hypothèse, H1, choisir, pour chaque domaine de connaissances, l'agent le plus proche en termes de connaissances puis dans une deuxième hypothèse, H2, nous avons privilégié la sélection du partenaire potentiel ayant le stock de connaissances le plus éloigné. A chaque tour, et pour chacun des deux domaines de connaissances les agents choisissent le partenaire qui leur convient le mieux. Nous avons intégré dans notre modèle une part de mauvaise perception des informations ce qui a un impact sur les décisions des agents. De plus, le degré de partage des connaissances de chaque agent était fonction du niveau de confiance qu'il a de son partenaire à l'instant  $t$ .

### 4.5.1 Résultats principaux

Les résultats montrent que la confiance permet une meilleure accumulation de connaissances quand elle développe la volonté de partager. En tant qu'apport managérial, ces résultats montrent que l'entêtement à partager continuellement avec la même intensité (degré de partage des connaissances) avec les autres agents, et ce quel que soit l'estime ou la confiance que l'on porte à ses partenaires, n'est pas, à terme, la plus valorisante pour le stock de connaissances. Lorsque la confiance joue un rôle dans le degré de partage de connaissances et pour une absence de mau-

vaie perception, la valeur du stock moyen de connaissances des agents à état stable est plus importante pour une stratégie de sélection de l'agent le plus éloigné en termes de connaissances que pour la stratégie de sélection de l'agent le plus proche. Lorsque la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances et quel que soit le degré de partage des connaissances, la capacité d'apprentissage, la capacité de nouveauté et le degré de dispersion, la valeur moyenne du stock de connaissances des agents atteint plus rapidement son état stationnaire lorsqu'il n'y a pas de mauvaise perception des informations. Cela tend à montrer qu'une mauvaise perception des informations tend à ralentir la valorisation du stock de connaissances.

Nous avons également trouvé des résultats contre intuitifs sur l'impact de la confiance et de la mauvaise perception sur le stock de connaissances.

Dans le cas de la sélection de l'agent le plus proche en termes de connaissances, quand la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances et quel que soit le degré de partage des connaissances, la capacité d'apprentissage, la capacité de nouveauté et le degré de dispersion, la valeur moyenne des connaissances à l'état stationnaire est supérieure lorsqu'il existe une mauvaise perception des informations. Une erreur d'appréciation des connaissances des différents acteurs ne serait alors pas préjudiciable pour l'agent. Cette constatation pourrait constituer un signal positif pour certaines situations pratiques, notamment dans les pôles de compétitivité, où tant l'information traitée que la rationalité des différents intervenants (entreprises, laboratoires) ne sont pas parfaites et où une recherche manifeste de confiance à travers le développement des projets communs peut amener l'innovation.

#### 4.5.2 Perspectives de recherche

Le pôle de compétitivité *Route des Lasers* a été classé dans une typologie récente ((BONNAFOUS-BOUCHER et al. 2010)) comme "*français hautement*

*qualifié*". Ce groupe contient en moyenne davantage de PME appartenant à des secteurs technologiquement innovants. Nous souhaiterions tester notre modèle avec d'autres pôles de compétitivité faisant partie de ce groupe.

Nous aimerions également rajouter des hypothèses de niveau d'investissement en R & D pour chaque agent et pour chaque domaine de connaissances ( $I_s^i$ ) afin de mesurer leur impact sur la dynamique d'acquisition de connaissances par les différents acteurs.

Plus généralement, nous aimerions intégrer des extensions à notre modèle permettant de simuler des pôles de compétitivité appartenant à d'autres groupes de la typologie de classement et, pour une validation empirique, nous pourrions comparer les résultats du dernier modèle avec des données issues du terrain.





# Conclusion générale

Tout au long de cette thèse sur travaux, nous avons tenté d'analyser le processus de diffusion des connaissances et son impact sur l'accumulation des connaissances. Nous avons sélectionné des références portant sur le transfert et la création de connaissances où plusieurs éléments clés, tant théoriques qu'empiriques, ont émergé (la capacité d'absorption, la confiance, la volonté plus ou moins grande de partager des connaissances, les caractéristiques du réseau social, etc.). Nous avons également mentionné la littérature portant sur des modèles multi-agents modélisant le transfert de connaissances au sein de clusters et, pour certaines études, sur les pôles de compétitivité. Nous avons pu remarquer des points de vue complémentaires sur le concept de la connaissance (la connaissance en tant que vecteur ou comme stock) et de la dynamique de son transfert (graphs de connaissances, fonction d'absorption), des champs d'études focalisés sur un point précis pour certains, et des choix assumés de ne prendre en considération que certains éléments clés du transfert de connaissances. Nous n'avons pas la prétention d'avoir rassemblé l'ensemble de ses points de vue ni d'avoir pris en compte tous les paramètres et les facteurs explicatifs du transfert de connaissances. Nous avons effectué des choix en modélisant avec les éléments qui nous semblaient primordiaux. Nous avons également fait le choix de nous focaliser uniquement sur les relations inter organisationnelles en essayant de minimiser au maximum l'impact des probabilités sur la dynamique d'ensemble. Par exemple, les liens entre les agents ne sont pas calculés à travers des probabilités mais suivant la perception qu'ont les agents des stocks de connaissances des autres agents en présence et de leur stratégie

de sélection du futur partenaire. Nous avons ainsi essayé d'implémenter ces différents éléments (capacité d'absorption, capacité d'apprentissage, capacité à détecter et comprendre des connaissances éloignées, la volonté de partager des connaissances) et de les combiner avec des freins (la mauvaise perception des informations, la volonté plus ou moins grande de partager des connaissances) mais également des accélérateurs de transferts de connaissances (la confiance). Cette implémentation a été effectuée par étapes successives (les différents articles) afin de faciliter au mieux la lecture et l'analyse des résultats.

Dans le premier article, nous avons simulé de manière dynamique la diffusion de connaissances entre agents innovants en comparant l'évolution générale des stocks de connaissances suivant deux stratégies. Les agents pouvaient, dans une première hypothèse, choisir l'agent le plus proche en termes de connaissances puis, dans une deuxième hypothèse, nous avons privilégié la sélection du partenaire potentiel ayant le stock de connaissances le plus éloigné. Nous avons également pris en compte deux façons de concevoir le calcul de la capacité d'absorption. En nous appuyant sur un état de l'art, nous avons ainsi choisi de prendre en compte l'équation de SAKAKIBARA (2003) puis celle d'EGBETOKUN et SAVIN (2012), ayant chacune leurs spécificités.

En comparant l'impact de la conception de la capacité d'absorption de SAKAKIBARA (2003) et d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) sur la diffusion des connaissances naissant de l'émergence de partenariats entre des organisations innovantes, les résultats montrent des points communs entre les deux équations dans la dynamique du modèle. Cependant, ces points communs ne sont pas généraux et systématiques. Ainsi dans les deux visions de la capacité d'absorption, dans l'hypothèse d'une sélection de l'agent le plus proche en termes de connaissances et pour un nombre donné d'agents, plus le degré de partage de connaissances (pour SAKAKIBARA (2003)), la capacité d'apprentissage et la capacité de nouveauté (et le degré de partage de connaissances pour EGBETOKUN et SAVIN (2012))

augmentent, plus le temps pour atteindre un état stable en termes de niveau de connaissances diminue. L'hypothèse de sélection de l'agent le plus éloigné en termes de connaissances n'offre pas la même unanimité en termes de résultat lorsque l'on compare les deux méthodes de calcul de la capacité d'absorption. En effet, même si cette constatation est également avérée pour SAKAKIBARA (2003), elle ne peut l'être pour EGBETOKUN et SAVIN (2012) marquant là un impact différent des deux modélisations de la capacité d'absorption sur l'efficacité du transfert de connaissances. Cette différence d'impact se retrouve également sur le niveau du stock de connaissances. Alors que dans le cas de l'équation de SAKAKIBARA (2003) et ce pour les deux hypothèses de sélections de l'agent partenaire, les agents atteignent systématiquement la valeur maximale de connaissances possible, cela n'est pas vérifiée pour l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012). Le modèle a également fait surgir des résultats contre intuitifs. Ainsi, pour SAKAKIBARA (2003) et avec la combinaison de certains paramètres, plus le nombre d'agent en interaction est important, plus le temps nécessaire aux agents pour atteindre un état stationnaire en termes de connaissances est important et ce quel que soit leur position initiale dans l'espace connaissance. Pour EGBETOKUN et SAVIN (2012), pour certaines combinaisons de paramètres, moins il y a d'agents en interaction et plus la variation du stock moyen de connaissances dans le temps est importante et ce quel que soit la dimension initiale de l'espace connaissance et le degré de dispersion des paramètres. **En d'autres termes, plus il y a d'agents présents moins la vitesse et l'importance de la diffusion sont conséquentes.**

Dans le deuxième article nous avons simulé, par l'entremise d'un modèle multi-agents, le comportement de décideurs essayant de minimiser le déficit causé par une perception erronée des interactions de deux projets dans lesquels ils investissent régulièrement. En complément aux études analytiques antérieures (SIGGELKOW (2002)), nous avons travaillé sur un grand nombre de décideurs partageant de l'information avec leurs voisins les plus proches. Les premières observations montrent, à partir d'un point

de vue économique, qu'il est généralement préférable de sous-estimer les interactions des activités que de surestimer (voir aussi les résultats de SIGGELKOW (2002)). Sur le plan qualitatif, l'opinion des dirigeants convergent généralement après avoir atteint un état d'équilibre. Or, dans le cas où des informations inexactes évoluent à chaque décision, la règle de décision individuelle fondée sur le partage de l'information n'est pas en mesure de normaliser les opinions des gestionnaires et ne peut donc améliorer la performance économique globale de la communauté de décideurs. Un autre résultat montre, en particulier dans le cas d'une forte dispersion du degré de mauvaise perception initial, que le déficit économique total de la communauté de décideurs après le lancement de deux nouveaux projets dont les gestionnaires ne peuvent pas estimer avec précision le degré de complémentarité ou de substituabilité, baisse très rapidement. Nous avons également constaté un résultat contre-intuitif qui montre que si chaque agent augmente la taille de son réseau d'influence (son voisinage), la performance finale va diminuer.

Dans le troisième article, nous avons effectué une extension du modèle de l'article 1 en y intégrant le fait que les agents peuvent percevoir de manière erronée les informations issues de leur environnement. De plus, pour déterminer la capacité d'absorption de connaissances de chaque agent, nous avons choisi de prendre en compte uniquement l'équation d'EGBETOKUN et SAVIN (2012) et non celle de SAKAKIBARA (2003). Les résultats montrent certains éléments intéressants pour la stratégie de sélection de l'agent le plus proche en termes de connaissances. Premièrement, en l'absence de perception erronée, il est préférable individuellement qu'il y ait moins d'agents présents sur l'espace connaissance et ce quel que soit les valeurs et le degré de dispersion des paramètres des agents. 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. Pour la stratégie de sélection des agents les plus éloignés en termes de connaissances certaines observations méritent également d'être relevées. Premièrement, à paramètres équivalents, la valeur du stock moyen de connaissances à état stationnaire des agents est systématiquement supérieure à celle émanant d'une stratégie de sélection de l'agent le plus proche en termes de connaissances. Ceci amène à penser que la deuxième stratégie de sélection du partenaire semble plus efficace que la première si on se réfère au niveau du stock moyen final de connaissances des agents. Deuxièmement, si on compare les valeurs moyennes des stocks de connaissances en l'absence et en présence de perception erronée, il est préférable individuellement d'avoir une perception juste de la réalité quel que soit les valeurs des caractéristiques des acteurs et la dispersion de ses valeurs. Ce résultat est en totale opposition à ce qui a été observé pour la première stratégie.

Nous avons également trouvé des résultats contre intuitifs. 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 est important et plus le stock moyen de connaissances des agents dans un domaine de connaissances met du temps pour atteindre un état stationnaire. Deuxièmement, pour un niveau donné du degré de partage de connaissance ( $\theta$ ), de capacité d'apprentissage ( $\varepsilon$ ) et de capacité de nouveauté ( $\beta$ ) moins il y a d'agents en interaction et plus la variation du stock moyen de connaissances dans le temps est importante et ce quel que soit la dimension de l'espace connaissance initiale et le degré de dispersion des paramètres ( $\sigma$ ). 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. 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 dans le temps est faible. Troisièmement, la valeur moyenne du stock de connaissances des agents dans un domaine 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 nôtre.

Enfin, dans le quatrième article, nous avons étudié de manière dynamique la diffusion de connaissances entre des agents innovants hétérogènes au sein d'un pôle de compétitivité. Pour se faire, nous nous sommes basés sur l'exemple concret des interactions au sein d'un pôle de compétitivité constitué majoritairement de PME. En intégrant les spécificités de ce pôle (émergence de projets, hétérogénéité des organisations, plateforme de technologie, etc..) dans le modèle de référence de l'article 3, nous avons comparé l'évolution moyenne générale des stocks de connaissances dans deux domaines en utilisant les deux hypothèses de stratégie de sélection du partenaire potentiel. De plus, nous y avons considéré que le degré de partage des connaissances de chaque agent était fonction du niveau de confiance qu'il a de son partenaire à l'instant  $t$ . Les résultats montrent que la confiance permet une meilleure accumulation de connaissances quand elle développe la volonté de partager. Lorsque la confiance joue un rôle dans le degré de partage de connaissances et pour une absence de mauvaise perception, la valeur du stock moyen de connaissances des agents à état stable est plus importante pour une stratégie de sélection de l'agent le plus éloigné en termes de connaissances que pour la stratégie de sélection de l'agent le plus proche. Lorsque la confiance ne joue pas un rôle dans le degré de partage des connaissances et quel que soit le degré de partage des connaissances, la capacité d'apprentissage, la capacité de nouveauté et le degré de dispersion, la valeur moyenne du stock de connaissances des agents atteint plus rapidement son état stationnaire lorsqu'il n'y a pas de mauvaise perception des informations. Cela tend à montrer qu'une mauvaise perception des informations tend à ralentir la valorisation du stock de connaissances.

Nous avons également trouvé des résultats contre intuitifs sur l'impact de la confiance et de la mauvaise perception sur le stock de connaissances.

Dans le cas de la sélection de l'agent le plus proche en termes de connaissances, quand la confiance joue un rôle dans le degré de partage des connaissances et quelque soit le degré de partage des connaissances, la capacité d'apprentissage, la capacité de nouveauté et le degré de dispersion, la valeur moyenne des connaissances de l'ensemble des agents à l'état stationnaire est supérieure lorsqu'il existe une mauvaise perception des informations. Une erreur d'appréciation des connaissances des différents acteurs ne serait alors pas préjudiciable pour l'agent.

Ces conclusions nous amènent à suggérer que certains résultats peuvent fournir un apport managérial. **Premièrement, le nombre d'agents présent dans un réseau n'est pas nécessairement un gage de performance.** Cela dépend d'autres facteurs comme le degré de transparence entre les agents et la capacité à décrypter les signaux émis par les partenaires potentiels. Cette réflexion peut être intéressante en termes de mise en place de TIC dans les pôles de compétitivité. **Deuxièmement, en tant qu'apport managérial, ces résultats montrent que l'entêtement à partager ses connaissances continuellement avec la même intensité (degré de partage des connaissances), et ce quel que soit l'estime ou la confiance que l'on porte à ses partenaires, n'est pas, à terme, la plus valorisante en termes de valorisation du stock de connaissances.** L'entêtement dans une stratégie de partage sans prendre en compte la confiance que l'on peut avoir pour quelqu'un ne semble pas bonne. La confiance et son lien avec notre degré de partage sont des éléments moteurs dans la diffusion des connaissances. C'est notamment vrai dans le cadre de projets collaboratifs. Or, le cœur des pôles de compétitivité reste l'émergence de projets innovants où les partenaires échangent. **Enfin, le niveau de connaissances accumulé à terme semble être dépendant de la stratégie de sélection du partenaire potentiel et du degré de mauvaise perception.** Ainsi, une erreur d'appréciation des connaissances des différents acteurs ne semblant pas préjudiciable lorsque l'on coopère avec des agents ayant un degré de connaissances proche du notre **permet de soulever en terme d'apport managérial, l'intérêt d'une stratégie d'exploitation**

**en terme de minimisation des risques d'une mauvaise perception de la part d'entreprises innovantes du capital connaissances des partenaires potentiels présents au sein de son environnement.** A l'opposé elle montre combien une stratégie exploratoire peut être, au-delà de l'aspect financier, risquée en termes d'accumulation de connaissances si on ne perçoit pas avec perspicacité la teneur des connaissances pointues que l'on nous soumet. Ces constatations pourraient constituer un signal pour certaines situations pratiques, notamment dans les pôles de compétitivité, où tant l'information traitée que la rationalité des différents intervenants (entreprises, laboratoires) ne sont pas parfaites. La gouvernance des pôles semble avoir un rôle à jouer en ce domaine en termes d'animation.

Nous avons pleinement conscience que l'ensemble de nos modèles multi-agents sont perfectibles et peuvent amener de nouvelles perspectives de recherches.

Il serait ainsi intéressant de modéliser les interactions entre les agents ainsi que leur répartition grâce au modèle gravitaire qui est généralement utilisé dans le cadre de la formalisation de la géographie des flux et des interactions. Il est souvent utilisé en sciences de gestion dans le cadre de recherches en marketing (CLIQUET 1999). Analogie de la loi de la gravitation universelle de Newton, le modèle gravitaire intègre la force d'attraction des différents protagonistes des interactions. Il serait également possible d'intégrer dans notre modèle des relations intra-organisationnelles et de distinguer les relations formelles, des relations informelles en dictant des règles différentes de transmission (nombre d'émissions par agent, impact sur la capacité d'absorption et le degré de mauvaise perception et donc sur efficacité de la communication, etc..) pour chacun des canaux de communications. Il serait également intéressant de décomposer nos domaines de connaissances en combinaisons de sous domaines de compétences en utilisant les graphs. On remarquera que BOISOT et al. (2005) et HABIB (2008), entre autre, ont ouvert la voix. Cela permettrait d'affiner quels sont les éléments du capital connaissance qui sont transmis, notamment



en apposant une cartographie des connaissances différente pour chaque agent de chaque organisation. Cette carte serait modifiée à la fois par leurs relations intra-organisationnelles (à l'intérieur de la firme, du laboratoire), qu'à l'extérieur (projets, colloques, lecture d'articles...). Cela permettrait également, en combinant pour chaque agent, ses connaissances et celles fraîchement acquises, de générer de nouvelles connaissances et donc de nouvelles combinaisons potentielles. Enfin, l'intégration de la gouvernance des pôles et de son rôle dans la dynamique de cet ensemble pourrait permettre de simuler des typologies de gouvernances et leur impact sur l'accumulation de connaissances.

Enfin, il serait intéressant de pouvoir confronter les résultats des modèles à de nouvelles données empiriques. Ceci permettrait également de voir émerger des modèles quelque peu différents d'une typologie de pôles à l'autre.



# Bibliographie

- AHRWEILER, P., A. PYKA et N. GILBERT (2004). *Simulating knowledge dynamics in innovation networks (SKIN)*. Discussion Paper Series 267. Universitaet Augsburg, Institute for Economics (cf. p. 6).
- AHUJA, G. (2000). « The duality of collaboration : inducements and opportunities in the formation of interfirm linkages ». *Strategic Management Journal* 21.3, p. 317–343 (cf. p. 163).
- ALLEN, T.J. (1977). *Managing the Flow of Technology*. Cambridge, MA. : MIT Press (cf. p. 3).
- ARBUSSA, A. et G. COENDERS (2007). « Innovation activities, use of appropriation instruments and absorptive capacity : Evidence from Spanish firms ». *Research Policy* 36.10, p. 1545–1558 (cf. p. 16).
- BAZERMAN, M. H. (1994). *Judgment in managerial decision making*. 3rd ed. J. Wiley New York, xiii, 226 p. : (cf. p. 160).
- BERTACCHINI, Y. et Dou H. (2003). « The territorial competitive intelligence : a network concept ». 2 (cf. p. 163).
- BLACKWELL, D. (1953). « Equivalent comparisons of experiments ». *Annals of Mathematical Statistics* 24.2, p. 265–272 (cf. p. 81).
- BOCK, G. W. et Y. KIM (2002). « Breaking the Myths of Rewards : An Exploratory Study of Attitudes About Knowledge Sharing ». *Information Resources Management Journal* 15.2, p. 14–21 (cf. p. 4).
- BOISOT, M. et al. (2005). « Sim-I-Space : An Agent-Based Modelling Approach to Knowledge Management Processes ». In : *Formal Modelling in Electronic Commerce*. Sous la dir. de Steven O. KIMBROUGH et D.J. WU. International Handbooks on Information Systems. Springer Berlin Heidelberg, p. 247–294 (cf. p. 6, 7, 214).
- BONNAFOUS-BOUCHER, M. et al. (2010). *La dynamique entrepreneuriale dans les pôles de compétitivité*. Prospective et entreprise. Chambre de commerce et d'industrie de Paris (cf. p. 2, 204).
- BONTIS, N. (1996). « There's a price on your head : managing intellectual capital strategically ». *Business Quarterly* 60, p. 40–78 (cf. p. 181).

- BONTIS, N. (1998). « Intellectual Capital : An exploratory study that develops measure and models ». *Management Decision*. 63, p. 13 (cf. p. 181).
- (1999). « Managing organisational knowledge by diagnosing intellectual capital : framing and advancing the state of the field ». *International Journal of technology management* 18.5, p. 433–462 (cf. p. 181).
- BONTIS, N. et al. (1999). « The knowledge toolbox : : A review of the tools available to measure and manage intangible resources ». *European Management Journal* 17.4, p. 391–402 (cf. p. 181).
- BOUCHET, Y., Y. BERTACCHINI et L. NOËL (2008). « Construire la confiance dans les échanges numériques, Cas dans un pôle de compétitivité ». *International Journal of Information Sciences for Decision Making* 34 (cf. p. 162).
- BOUGHANBOUZ, C. et B. ALIOUAT (2011). « La construction de la confiance inter-acteurs dans les pôles de compétitivité : fondements & propositions ». In : *Risque, échec et réussite*. Paris, France, p. 24 (cf. p. 162).
- BROMILEY, P. et J. HARRIS (2006). « Trust, transaction cost economics, and mechanism ». In : *Handbook of Trust Research*. Sous la dir. de R. BACHMAN et A. ZAHEER. Cheltenham, UK ~ Northampton, MA, USA : Edward Elgar Publishing Lim, p. 124–143 (cf. p. 160).
- BURT, R. S. et M. KNEZ (1996). « Trust and third-party gossip ». In : *Trust in organizations : Frontiers of theory and research*. Sous la dir. de R. KRAMER et T. TYLER. Thousand Oaks, CA : Sage, p. 68–89 (cf. p. 159).
- CABRERA, Angel et Elizabeth F. CABRERA (2002). « Knowledge-Sharing Dilemmas ». *Organization Studies* 23.5, p. 687–710 (cf. p. 4).
- CALOGHIROU, Y., I. KASTELLI et A. TSAKANIKAS (2004). « Internal capabilities and external knowledge sources : complements or substitutes for innovative performance? ». *Technovation* 24.1, p. 29–39 (cf. p. 16, 17).
- CANALS, A., M. BOISOT et I. MACMILLAN (2005). « Knowledge Management Strategies and Spatial Structure of Geographic Industrial Clusters : A Simulation Approach ». In : *IN3-UOC Working Paper Series* (cf. p. 7).
- CANTNER, U. et A. MEDER (2007). « Technological proximity and the choice of cooperation partner ». *Journal of Economic Interaction and Coordination* 2.1, p. 45–65 (cf. p. 33, 122, 179).
- CHABAULT, D. (2009). « Gouvernance et trajectoire des réseaux territoriaux d'organisations : une application aux pôles de compétitivité. » Thèse de doctorat dirigée par Perret, Véronique Sciences de gestion Tours 2009. Thèse de doct. (cf. p. 1).
- CHARKI, M. H. (2005). *Le paradoxe de la confiance initiale*. Economics Papers from University Paris Dauphine. Paris Dauphine University (cf. p. 160).

- CLIQUET, G. (1999). « Les modèles gravitaires et leur évolution ». *Recherche et Applications en Marketing* 3, p. 39–52 (cf. p. 214).
- COHEN, W. M. et D. A. LEVINTHAL (1989). « Innovation and Learning : The Two Faces of R&D ». *Economic Journal* 99.397, p. 569–596 (cf. p. 6, 15, 23, 24, 114, 165).
- (1990). « Absorptive Capacity : A New Perspective on Learning and Innovation. » *Administrative Science Quarterly* 35.1, p. 128–152 (cf. p. 16, 18).
- COWAN, R. (2004). *Network models of innovation and knowledge diffusion*. Research Memorandum 016. Maastricht University, Maastricht Economic Research Institute on Innovation et Technology (MERIT) (cf. p. 5).
- CREED, W. et R. MILES (1996). « Trust in Organizations : A Conceptual Framework Linking Organisational Forms, Managerial Philosophies and the Opportunity Cost of Controls, Trust ». In : *Organizations : Frontiers of Theory and Research*. Sous la dir. de R. KRAMER et T. TYLER. Thousand Oaks, CA : Sage, p. 16–39 (cf. p. 160).
- DAS, T. K. et B. S. TENG (1998). « Between trust and control : Developing confidence in partner cooperation in alliances ». *Academy of management review*, p. 491–512 (cf. p. 161).
- DASKALAKIS, M. et M. KAUFFELD-MONZ (2007). *On the Dynamics of Knowledge Generation and Trust Building in Regional Innovation Networks : A Multi Method Approach*. Papers on agent based economics. Univ., Fachbereich Wirtschaftswiss., Fachgebiet Umwelt- und Innovationsökonomik (cf. p. 6).
- DE JONG, J. P.J. et M. FREEL (2010). « Absorptive capacity and the reach of collaboration in high technology small firms ». *Research Policy* 39.1, p. 47–54 (cf. p. 21).
- DELAPLACE, M. (2011). « La politique des pôles de compétitivité : la question de l’articulation entre compétitivité des entreprises et compétitivité des territoires ». *Géographie, économie, société* 13.3, p. 255–271 (cf. p. 156).
- DOOLEY, E. (2000). « Intellectual Capital in the Software Industry : An Empirical Test ». Thèse de doct. (cf. p. 181).
- DREJER, I. et A. L. VINDING (2007). « Searching Near and Far : Determinants of Innovative Firms’ Propensity to Collaborate Across Geographical Distance ». *Industry and Innovation* 14.3, p. 259–275 (cf. p. 21, 33, 122, 179).
- DUNBAR, R. I. M. (1998). « The social brain hypothesis ». *Evolutionary Anthropology : Issues, News, and Reviews* 6.5, p. 178–190 (cf. p. 164).

- DYER, J. H. et K. NOBEOKA (2000). « Creating and Managing a High-Performance Knowledge-Sharing Network : The Toyota Case ». *Strategic Management Journal* 21.3, p. 345–367 (cf. p. 4).
- EASTERBY-SMITH, M., M. A. LYLES et E. W. K. TSANG (2008). « Inter-Organizational Knowledge Transfer : Current Themes and Future Prospects ». *Journal of Management Studies* 45.4, p. 677–690 (cf. p. 3).
- EDVINSSON, L. et M. S. MALONE (1997). *Intellectual capital : realizing your company's true value by finding its hidden brainpower / Leif Edvinsson and Michael S. Malone*. English. 1st ed. HarperBusiness New York, xi, 225 p. : (cf. p. 181).
- EGBETOKUN, A. et I. SAVIN (2012). *Absorptive Capacity and Innovation : When Is It Better to Cooperate ?* Rapp. tech. 2012-056. Friedrich-Schiller-University Jena, Max-Planck-Institute of Economics (cf. p. 11, 13, 15, 16, 19, 20, 22, 23, 25, 27–31, 35, 52, 58–61, 66–68, 71–74, 111, 113, 115, 117, 120, 129, 151, 166, 167, 170, 171, 173, 208–210).
- EL IDRISSE, D. et V. HAUCH (2009). « Les pôles de compétitivité et la stratégie d'innovation des PME : le cas du pôle mondial SCS ». In : *Actes électroniques du colloque AIMS 2009*. Sous la dir. d'AIMS. Grenoble, France, p. 1–20 (cf. p. 163).
- EVANS, M. M. et A. K. P. WENSLEY (2009). « Predicting the Influence of Network Structure on Trust in Knowledge Communities : Addressing the Interconnectedness of Four Network Principles and Trust ». *Electronic Journal of Knowledge Management* 7.1, p. 41–54 (cf. p. 160).
- FASSNACHT, M. et I. KÖSE (2007). « Consequences of Web-based service quality : Uncovering a multi-faceted chain of effects ». *Journal of Interactive Marketing* 21.3, p. 35–54 (cf. p. 160).
- FEN CHONG, S. et F. PALLEZ (2009). *Le pilotage par projet dans les Pôles de compétitivité*. xviiième Conférence de l'Association Internationale de Management Stratégique. AIMS (cf. p. 163).
- FERNIE, S. et al. (2003). « Knowledge sharing : context, confusion and controversy ». *International Journal of Project Management* 21.3, p. 177–187 (cf. p. 4).
- FOREST, J. (2010). « La production de connaissances à l'ère des poles de compétitivité ». Français. *Innovations, Cahiers d'économie de l'innovation* 2010/2.32, pages (cf. p. 165).
- 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, p. 21–38 (cf. p. 5).

- GALBRAITH, J. R. (1977). *Organization design*. Reading (Mass.), London, Amsterdam : Addison-Wesley publ (cf. p. 78).
- GAMBETTA, D. (1988). « Can We Trust Trust? » In : *Trust : Making and Breaking Cooperative Relations*. Basil Blackwell, p. 213–237 (cf. p. 160).
- GARCIA, R. (2005). « Uses of Agent-Based Modeling in Innovation/New Product Development Research ». *Journal of Product Innovation Management* 22.5, p. 380–398 (cf. p. 5).
- GEORGE, G. et al. (2001). « The effects of alliance portfolio characteristics and absorptive capacity on performance - A study of biotechnology firms ». *Journal of High Technology Management Research*, p. 205–226 (cf. p. 18).
- GOSSE, B. et P. SPRIMONT (2010). « Rétrospective de la structuration d'un pôle de compétitivité : une analyse par le concept de proximité ». *Management Avenir* 36.2010/6, p. 13–34 (cf. p. 163).
- GRANOVETTER, M. (1982). « The Strength of Weak Ties : A Network Theory Revisited ». In : *Social Structure and Network Analysis*. Sous la dir. de P. V. MARSDEN et N. LIN. Beverly Hills, CA : Sage Publications (cf. p. 5).
- (1985). « Economic Action and Social Structure : The Problem of Embeddedness ». *American Journal of Sociology*, p. 481–510 (cf. p. 159).
- GUECHTOULI, W. (2014). *Agent-based modeling of knowledge transfer within social networks*. Working Papers 2014-148. Department of Research, Ipag Business School (cf. p. 6).
- GUISSO, L. et F. SCHIVARDI (2007). « Spillovers in Industrial Districts ». *Economic Journal* 117.516, p. 68–93 (cf. p. 79).
- GULATI, R., N. NOHRIA et A. ZAHEER (2000). « Strategic Networks ». *Strategic Management Journal* 21.3, p. 203–215 (cf. p. 163).
- GUPTA, A. K. et V. GOVINDARAJAN (2000). « Knowledge flows within multinational corporations ». *Strategic Management Journal* 21.4, p. 473–496 (cf. p. 3).
- HABIB, J. (2008). « La dynamique de création de connaissances dans les processus d'innovation : études de cas et simulation multi-agents ». Thèse de doctorat dirigée par Bartoli, Jacques-André Sciences de gestion Aix-Marseille 3 2008. Thèse de doct., 1 vol. (527 p.) (Cf. p. 7, 8, 164, 214).
- (2010). « La dynamique de création de connaissances dans les processus d'innovation : Analyse comparée de quatre études de cas dans le secteur de la santé électronique ». *Systèmes d'Information et Management* 15.4 (cf. p. 164).

- HAYTON, J. C. et S. A. ZAHRA (2005). « Venture team human capital and absorptive capacity in high technology new ventures. » *International Journal of Technology Management* 31.3/4, p. 256–274 (cf. p. 17).
- HENNESSEY, B. A. et T. M. AMABILE (1998). « Reward, Intrinsic Motivation, and Creativity ». *American Psychologist* 53.6, p. 674–675 (cf. p. 163).
- IANDOLI, L. et al. (2012). « Knowledge exchange processes in Industrial Districts and the emergence of networks ». English. *Central European Journal of Operations Research* 20.2, p. 231–250 (cf. p. 7).
- IPE, M. (2003). « Knowledge Sharing in Organizations : A Conceptual Framework ». *Human Resource Development Review* 2.4, p. 337–359 (cf. p. 4).
- JAFFE, A. B. (1986). « Technological Opportunity and Spillovers of R&D : Evidence from Firms' Patents, Profits, and Market Value ». *American Economic Review* 76.5, p. 984–1001 (cf. p. 19).
- JANSEN, J. J. P., F. VAN DEN BOSCH et H. W. VOLBERDA (2005). « Managing Potential and Realized Absorptive Capacity : How Do Organizational Antecedents Matter ? » *The Academy of Management Journal* 48.6 (cf. p. 16–18).
- 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 (cf. p. 3).
- JONSSON, A. (2008). « A transnational perspective on knowledge sharing : lessons learned from IKEA201fs entry into Russia, China and Japan ». *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research* 2.1, p. 337–359 (cf. p. 3).
- KANTER, R. M. (1994). « Collaborative advantage : the art of alliances ». *Harvard Business Review* 72, p. 96–108 (cf. p. 161).
- KHANDWALLA, P. N. (1973). « Viable and effective organizational designs of firms. » *Academic Management Journal* 20, p. 481–495 (cf. p. 78).
- KIM, W. S. (2009). « Effects of a Trust Mechanism on Complex Adaptive Supply Networks : An Agent-Based Social Simulation Study ». *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 12.3, p. 4 (cf. p. 164).
- KING, W.R. (2006). « Encyclopedia of Knowledge Management ». In : sous la dir. de D.G. SCHWARTZ. Gale virtual reference library. Idea Group Reference (cf. p. 3).
- KOGUT, B. et U. ZANDER (1992). « Knowledge of the Firm, Combinative Capabilities, and the Replication of Technology ». *Organization Science* 3.3, p. 383–397 (cf. p. 4, 17).



- KRACKHARDT, D. (1990). « Assessing the Political Landscape : Structure, Cognition, and Power in Organizations ». *Administrative Science Quarterly* 35.2, p. 342–369 (cf. p. 5).
- LANE, P. J., B. R. KOKA et S. PATHAK (2006). « The reification of absorptive capacity : A critical review and rejuvenation of the construct. » *Academy of Management Review* 31.4, p. 833–863 (cf. p. 16).
- LANE, P. J. et M. LUBATKIN (1998). « Relative absorptive capacity and inter-organizational learning ». *Strategic Management Journal* 19.5, p. 461–477 (cf. p. 16–18).
- LANE, P. J., J. E. SALK et M. A. LYLES (2001). « Absorptive capacity, learning, and performance in international joint ventures ». *Strategic Management Journal*, p. 1139–1161 (cf. p. 16).
- LENOX, M. et A. KING (2004). « Prospects For Developing Absorptive Capacity Through Internal Information Provision ». *Strategic Management Journal* 25.4, p. 331–345 (cf. p. 17).
- LEWOCKI, R. J. et B. B. BUNKER (1996). « Developing and Maintaining Trust in Work Relationships ». In : *Trust in Organizations : Frontiers of Theory and Research*. Sous la dir. de Roderick KRAMER et Tom TYLER. Sage Publications, p. 114–140 (cf. p. 161).
- LIAO, H. S., W.-C. FEI et C.-C. CHEN (2007). « Knowledge sharing, absorptive capacity, and innovation capability : an empirical study of Taiwan's knowledge-intensive industries. » *Journal Information Science* 33.3, p. 340–359 (cf. p. 17).
- LIAO, J., H. WELSCH et M. STOICA (2003). « Organizational Absorptive Capacity and Responsiveness : An Empirical Investigation of Growth-Oriented SMEs ». *Entrepreneurship Theory and Practice* 28.1, p. 63–85 (cf. p. 16).
- LIYANAGE, C. et al. (2009). « Knowledge communication and translation - a knowledge transfer model ». *Journal of Knowledge Management* 13.3, p. 118–131 (cf. p. 2, 4).
- MAHMOUDZADEH, M. et al. (2014). « Organizational Learning and Knowledge Spillover in Innovation Networks : Agent-Based Approach (Extending SKIN Framework) ». *International Journal of Management and Business Research* 4.3, p. 203–212 (cf. p. 6).
- MANGEMATIN, V. et L. NESTA (1999). « What kind of knowledge can a firm absorb ? » *International Journal of Technology Management* 18.3-4, p. 149–172 (cf. p. 16, 18).
- MARCH, J. G. (1991). « Exploration and Exploitation in Organizational Learning ». *Organization Science* 2.1, p. 71–87 (cf. p. 32, 122, 179).

- MATUSIK, S. F. et M. B. HEELEY (2005). « Absorptive Capacity in the Software Industry : Identifying Dimensions That Affect Knowledge and Knowledge Creation Activities ». *Journal of Management* 31.4, p. 549–572 (cf. p. 17).
- MAYER, R. C., J. H. DAVIS et F. D. SCHOORMAN (1995). « An Integrative Model of Organizational Trust ». *The Academy of Management Review* 20.3, p. 709–734 (cf. p. 162).
- MCALLISTER, D. J. (1995). « Affect- and Cognition-Based Trust as Foundations for Interpersonal Cooperation in Organizations ». *The Academy of Management Journal* 38.1, p. 24–59 (cf. p. 160).
- MCDEVILY, B., V. PERRONE et A. ZAHEER (2003). « Trust as an Organizing Principle ». *Organization Science* 14.1, p. 91–103 (cf. p. 5).
- McKNIGHT, D. H., L. L. CUMMINGS et N. L. CHERVANY (1998). « Initial Trust Formation in New Organizational Relationships ». *The Academy of Management Review* 23.3, p. 473–490 (cf. p. 161).
- MILGROM, P.R. et J. ROBERTS (1990a). « Bargaining costs, influence costs, and the organization of economic activity ». In : *Perspectives on positive political economy*. Sous la dir. de James E. ALT et Kenneth A. SHEPSLE. Cambridge : Cambridge University Press, p. x, 268 (cf. p. 159).
- (1990b). « Rationalizability, Learning, and Equilibrium in Games with Strategic Complementarities ». *Econometrica* 58.6, p. 1255–1277 (cf. p. 109).
- (1992). *Economics, organization and management*. Prentice Hall international editions. Englewood Cliffs, NJ [u.a.] : Prentice-Hall. XVII, 621 (cf. p. 159).
- MILLER, D., H. MINTZBERG et P. H. FRIESEN (1984). *Organizations : a quantum view / Danny Miller, Peter H. Friesen ; in collaboration with Henry Mintzberg*. English. Prentice-Hall Englewood Cliffs, N.J, xv, 320 p. : (cf. p. 78).
- MORAN, P. et S. GHOSHAL (1996). « Value creation by firms ». In : *Academy of Management Best Paper Proceedings*. Sous la dir. de J. B. KEYS et L.N. DOSIER. Academy of Management, p. 41–45 (cf. p. 3).
- MORGAN, R. M. et S. D. HUNT (1994). « The Commitment-Trust Theory of Relationship Marketing ». *Journal of Marketing* 58.3, p. 20–38 (cf. p. 160).
- MOTHE, C. et M. INGHAM (2000). *La confiance au sein de coopération inter-firmes : Une étude de cas*. XIV<sup>ème</sup> Conférence de l'Association Internationale de Management Stratégique. AIMS (cf. p. 160).

- NIETO M. et Quevedo, P. (2005). « Absorptive capacity, technological opportunity, knowledge spillovers, and innovative effort ». *Technovation* 10.25, p. 1141–1157 (cf. p. 16, 17).
- NISSEN, M.E. et R.E. LEVITT (2004). « Agent-based modeling of knowledge dynamics ». *Knowledge Management Research & Practice* 2.3, p. 169–183 (cf. p. 6).
- NONAKA, I. (1991). « The Knowledge-Creating Company ». *Harvard Business Review* 69.6, p. 96–104 (cf. p. 3).
- NONAKA, I. et H. TAKEUCHI (1995). *The knowledge-creating company : how Japanese companies create the dynamics of innovation*. New York : Oxford University Press, p. 304 (cf. p. 4).
- NOOTEBOOM, B. (1992). « Towards a Dynamic Theory of Transactions ». *Journal of Evolutionary Economics* 2.4, p. 281–99 (cf. p. 19).
- (1999). « Innovation and inter-firm linkages : new implications for policy ». *Research Policy* 28.8, p. 793–805 (cf. p. 19).
- (2000). *Learning and innovation in organizations and economies*. Oxford [u.a.] : Oxford Univ. Press. XIII, 343 (cf. p. 19).
- NOOTEBOOM, B. et al. (2007). « Optimal cognitive distance and absorptive capacity ». *Research Policy* 36.7, p. 1016–1034 (cf. p. 19, 20, 25, 115, 161, 166).
- OSTERLOH, M. et B.S. FREY (2000). « Motivation, Knowledge Transfer, and Organizational Forms ». *Organization Science* 11.5, p. 538–550 (cf. p. 3).
- PIERRAT, C. (2000). « Knowledge Management et valeur de l'entreprise ». *Revue UE de l'ENSAM*, p. 344–351 (cf. p. 182).
- PORTER, M. E. (1996). « What is strategy ? » *Harvard Business Review* Nov-Dec, p. 61–78 (cf. p. 78).
- (2007). « Clusters and Economic Policy : Aligning Public Policy with the New Economics of Competition ». *Harvard Business School ISC White Paper* November (cf. p. 79).
- PYKA, A., N. GILBERT et P. AHRWEILER (2007). « Simulating knowledge-generation and distribution processes in innovation collaborations and networks ». *Cybernetics and Systems : An International Journal* 38.7, p. 667–693 (cf. p. 6).
- QUÉRÉ, Louis (2005). « Les « dispositifs de confiance » dans l'espace public ». *Réseaux* 4/ 2005 (cf. p. 160).
- REAGANS, R. et B. McEVILY (2003). « Network Structure and Knowledge Transfer : The Effects of Cohesion and Range ». *Administrative Science Quarterly* 48, p. 240–267 (cf. p. 5).

- RING, P. S. et A. H. VAN DE VEN (1994). « Developmental Processes of Cooperative Interorganizational Relationships ». *The Academy of Management Review* 19.1, p. 90–118 (cf. p. 161).
- ROUSSEAU, D. M. et al. (1998). « Not so different after all : A cross-discipline view of trust ». *Academy of Management Review* 23.3, p. 393–404 (cf. p. 162).
- ROUSSEAU, L. et P. MIRABAUD (2008). « Les pôles de compétitivité ». In : *Innovation et compétitivité des régions*. Sous la dir. de T. MADIÈS et J.-C. PRAGER. Paris : La Documentation française, p. 161–172 (cf. p. 1).
- SAKAKIBARA, M. (2003). « Knowledge Sharing in Cooperative Research and Development ». *Managerial and Decision Economics* 24.2/3, p. 117–132 (cf. p. 11, 13, 15, 16, 20–25, 27–31, 35–37, 43, 46, 47, 50, 52, 58, 60, 61, 65, 66, 72–74, 113, 114, 165, 208–210).
- SCHLOSSER, A., M. VOSS et L. BRÜCKNER (2006). « On the Simulation of Global Reputation Systems ». *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 9.1, p. 4. ISSN : 1460-7425 (cf. p. 164).
- SCHWARTZ, D.G. (2006). *Encyclopedia of Knowledge Management*. Gale virtual reference library. Idea Group Reference (cf. p. 2).
- SEBESTYÉN, T. (2010). *Innovation and Diversity in a Dynamic Knowledge Network*. Working Papers 2010/1. University of Pécs, Department of Economics et Regional Studies (cf. p. 19).
- SEGRESTIN, B. (2006). *Innovation et coopération interentreprises : comment gérer les partenariats d'exploration ?* CNRS économie. Paris : CNRS (cf. p. 163).
- SELEIM, A., A. ASHOUR et N. BONTIS (2004). « Intellectual capital in Egyptian software firms ». *The Learning Organization* 11.4/5, p. 332–346 (cf. p. 181).
- SHANKAR, V., G. L. URBAN et F. SULTAN (2002). « Online trust : a stakeholder perspective, concepts, implications, and future directions ». *The Journal of Strategic Information Systems* 11.3~4, p. 325–344 (cf. p. 160).
- SHANNON, C. (1948). « A Mathematical Theory of Communication ». *Bell System Technical Journal* 27, p. 379–423, 623–656 (cf. p. 88).
- SHAPIRO, S.P. (1987). « The social control of impersonal trust ». *American journal of sociology* 93.3, p. 623–658 (cf. p. 159).
- SIGGELKOW, N. (2002). « Misperceiving Interactions Among Complements and Substitutes : Organizational Consequences ». *Management Science* 48.7, p. 900–916. ISSN : 0025-1909 (cf. p. 78, 79, 85, 91, 107, 108, 209, 210).
- SIMON, E. (2007). « La confiance dans tous ses états ». *Revue Française de Gestion* 33.175, p. 83–94 (cf. p. 160, 161).

- SOO, C. W., T. M. DEVINNEY et D. F. MIDGLEY (2007). « External knowledge acquisition, creativity and learning in organisational problem solving. » *International Journal of Technology Management* 38.1/2, p. 137–159 (cf. p. 17).
- STEWART, T.A. (1997). *Intellectual capital : the new wealth of organizations*. Doubleday / Currency (cf. p. 181).
- SULLIVAN, P. H. (2000). *Value Driven Intellectual Capital : How to Convert Intangible Corporate Assets into Market Value*. New York, NY, USA : John Wiley & Sons, Inc. (cf. p. 181).
- SUTCLIFFE, A. et D. WANG (2012). « Computational Modelling of Trust and Social Relationships ». 15.1, p. 3 (cf. p. 164, 167, 168).
- SVEIBY K., E. (2000). *Knowledge Management : La nouvelle richesse des entreprises*. Edition Maxima (cf. p. 181).
- SVEIBY, K. E. (1997). « The Intangible Assets Monitor ». *Journal of Human Resource Costing and Accounting* 2.1, p. 73–97 (cf. p. 181).
- SZULANSKI, G. (1996). « Exploring Internal Stickiness : Impediments to the Transfer of Best Practice Within the Firm ». *Strategic Management Journal* 17, p. 27–43 (cf. p. 3, 5, 17).
- TAMARGO, L. H. et al. (2012). « Modeling knowledge dynamics in multi-agent systems based on informants ». *The Knowledge Engineering Review* 27 (01), p. 87–114. ISSN : 1469-8005 (cf. p. 6).
- THIRIOT, S. et J.-D. KANT (2008). « Using associative networks to represent adopter's beliefs in a multiagent model of innovation diffusion ». *Advances in Complex Systems* 11.02, p. 261–272 (cf. p. 110).
- (2010). « A naturalistic multi-agent model of word-of mouth dynamics ». In : *The Second World Congress on Social Simulation*. Sous la dir. de K. TAKADAMA, C. CIOFFI-REVILLA et G. DEFFUANT. Agent-Based Social System Series. Springer, p. 105–117 (cf. p. 110).
- TOPKIS, D. M. (1987). « Activity optimization games with complementarity ». *European Journal of Operational Research* 28.3, p. 358–368 (cf. p. 81).
- TORRE, A. et A. RALLET (2005). « Proximity and Localization ». *Regional Studies* 39.1, p. 47–59 (cf. p. 163).
- TRIULZI, G., R. SCHOLZ et A. PYKA (2011). *R&D and knowledge dynamics in university-industry relationships in biotech and pharmaceuticals : An agent-based model*. FZID Discussion Papers 33-2011. University of Hohenheim, Center for Research on Innovation et Services (FZID) (cf. p. 6).

- TU, Q. et al. (2006). « Absorptive capacity : Enhancing the assimilation of time-based manufacturing practices ». *Journal of Operations Management* 24.5, p. 692–710 (cf. p. 16, 17).
- VAN DEN BOSCH, F., H. VOLBERDA et M. DE BOER (1999). « Co-evolution of Firm Absorptive Capacity and Knowledge Environment : Organizational Forms and Combinative Capabilities ». *Organization Science* 10.5, p. 551–568 (cf. p. 17, 18).
- VINDING, A. L. (2006). « Absorptive capacity and innovative performance : A human capital approach ». *Economics of Innovation and New Technology* 15.4-5, p. 507–517 (cf. p. 17).
- WANG, J. et al. (2009). « An application of agent-based simulation to knowledge sharing ». *Decision Support Systems* 46.2, p. 532–541 (cf. p. 4, 110).
- WILENSKY, U. et IL. EVANSTON (1999). *NetLogo. Center for Connected Learning and Computer Based Modeling*. Rapp. tech. Northwestern University (cf. p. 30, 85, 120, 176).
- WILLIAMSON, O. E. (1993). « Calculativeness, Trust, and Economic Organization ». *The Journal of Law and Economics* 36.s1, p. 453+ (cf. p. 159).
- WUYTS, S., M. G. COLOMBO et B. DUTTA S. and Nooteboom (2005). « Empirical tests of optimal cognitive distance ». *Journal of Economic Behavior Organization* 58.2, p. 277–302 (cf. p. 19).
- YOUNDT, M. A. (1998). « Human Resource Management Systems, Intellectual Capital, and Organizational Performance ». Pennsylvania State University, the Mary Jean and Frank P. Smear Collage of Business Administration. Thèse de doct. (cf. p. 181).
- YOUNÈS, D. (2011). « Creating cooperation ? : the partnering dynamics in Saclay's competitiveness cluster ». Science Po, Paris (cf. p. 109).
- ZAHRA S., A. et G. GEORGE (2002). « Absorptive Capacity : A Review, Reconceptualization, and Extension ». *The Academy of Management Review* 27.2, p. 185–203 (cf. p. 16–18).
- ZUCKER, L. G. (1986). « Production of trust : Institutional sources of economic structure, 1840-1920 ». *Research in organizational behavior* 8.1, p. 53–111 (cf. p. 159, 160).

## Pseudo code Article 1

### Fonction setup

Créer le nombre d'agents saisi par l'utilisateur

$\text{Distancemax} = (\text{racine carré}((\text{largeur de l'espace})^2) + ((\text{longueur de l'espace})^2))$

Pour chaque agent

Assigner des coordonnées (xcor ;ycor) aléatoires

Tant que (xcor > Maxix) ou (xcor < 0)

Assigner des coordonnées (xcor ;ycor) aléatoires

Fin tant que

Tant que ycor > Maxiy) ou (ycor < 0)

Assigner des coordonnées (xcor ;ycor) aléatoires

Fin Tant que

k1 = xcor

k2 = ycor

K = k1 + k2

Assigner une valeur à ak1random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisi par l'utilisateur)

ak1 = ak1-initial + ak1random

Tant que ak1 > 1 ou ak1 < 0

Assigner une valeur à ak1random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisi par l'utilisateur)

ak1 = ak1-initial + ak1random

Fin Tant que

Assigner une valeur à ak2random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$ak2 = ak2\text{-initial} + ak2\text{random}$

Tant que  $ak2 > 1$  ou  $ak2 < 0$

Assigner une valeur à ak2random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$ak2 = ak2\text{-initial} + ak2\text{random}$

Fin Tant que

Assigner une valeur à b-random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$b = b\text{-initial} + b\text{-random}$

Tant que  $b > 1$  ou  $b < 0$

Assigner une valeur à b-random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$b = b\text{-initial} + b\text{-random}$

Fin Tant que

Assigner une valeur à thetak1random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$thetak1 = thetak1\text{-initial} + thetak1\text{random}$

Tant que  $thetak1 > 1$  ou  $thetak1 < 0$

Assigner une valeur à thatek1random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$thetak1 = thetak1\text{-initial} + thetak1\text{random}$

Fin Tant que

Assigner une valeur à thetak2random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$thetak2 = thetak2\text{-initial} + thetak2\text{random}$

Tant que  $thetak2 > 1$  ou  $thetak2 < 0$

Assigner une valeur à thatek2random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$thetak2 = thetak2\text{-initial} + thetak2\text{random}$

Fin Tant que

$Agentcolor = k1 + k2$



Assigner une couleur à l'agent entre 0 et 600 et proportionnelle à sa propre valeur d'Agentcolor

$Size = (10 * (K / 600))$

Fin

Pour chaque agent simultanément

Si l'utilisateur choisi l'option 1 en terme de stratégie alors

nearestturtle = l'agent le plus proche en terme de connaissances

nearestturtlek1 = l'agent le plus proche en terme de connaissances k1

nearestturtlek2 = l'agent le plus proche en terme de connaissances k2

Fin Si

Si l'utilisateur choisi l'option 2 en terme de stratégie alors

nearestturtle = l'agent le plus éloigné en terme de connaissances

nearestturtlek1 = l'agent le plus éloigné en terme de connaissances k1

nearestturtlek2 = l'agent le plus éloigné en terme de connaissances k2

Fin Si

$Distancek1 = \text{racine carré (valeur k1 de nearestturtlek1 - k1)^2}$

$Distancek2 = \text{racine carré (valeur k2 de nearestturtlek2 - k2)^2}$

Créer un lien avec nearestturtlek1

Créer un lien avec nearestturtlek2

Fin

Fonction Go

Répéter

Fonction voisinage

Incrementer le compteur

Jusqu'à stop

Fin

Fonction voisinage

Pour chaque agent simultanément

$bpartk1 = b \text{ de nearestturtlek1}$

$b_{partk2} = b$  de nearestturtlek2  
 $\theta_{partk1} = \theta_{k1}$  de nearestturtlek1  
 $\theta_{partk2} = \theta_{k2}$  de nearestturtlek2  
 $k_{1part} = k_1$  de nearestturtlek1  
 $k_{2part} = k_2$  of nearestturtlek2  
 $distancek1 = \text{racine carré } (k_{1part} - k_1)^2$   
 $distancek2 = \text{racine carré } (k_{2part} - k_2)^2$   
 Si l'utilisateur choisi l'option 1 en terme de stratégie alors  
      $distanceK = \text{distance avec l'agent le plus proche}$   
 Fin Si  
 Si l'utilisateur choisi l'option 2 en terme de stratégie alors  
      $distanceK = \text{distance avec l'agent le plus éloigné}$   
 Fin Si  
 Si l'utilisateur choisi l'option de calcul avec l'équation de Sakakibara alors  
      $absorbk1 = (Ik_1 * (distancek1 / \text{largeur de l'espace})) + (1 - (distancek1 / \text{longueur de l'espace}))$   
      $absorbk2 = (Ik_2 * (distancek2 / \text{largeur de l'espace})) + (1 - (distancek2 / \text{longueur de l'espace}))$   
 Fin Si  
 Si l'utilisateur choisi l'option de calcul avec l'équation d'Egbetokun et Savin alors  
      $absorbk1 = ((ak_1 * b * (distancek1 / \text{largeur de l'espace})) + (ak_1 * b * (distancek1 / \text{longueur de l'espace}) * (aci^{psi})) - (ak_1 * b_{partk1} * ((distancek1 / \text{largeur de l'espace})^2))) / ((1 / (4 * ak_1 * b_{partk1})) * (ak_1 * b * (1 + (aci^{psi}))))^2)$   
     Si  $absorbk1 < 0$  alors  
          $absorbk1 = 0$   
     Fin Si  
      $absorbk2 = ((ak_2 * b * (distancek2 / \text{largeur de l'espace})) + (ak_2 * b * (distancek2 / \text{longueur de l'espace}) * (aci^{psi})) - (ak_2 * b_{partk2} * ((distancek2 / \text{longueur de l'espace})^2))) / ((1 / (4 * ak_2 * b_{partk2})) * (ak_2 * b * (1 + (aci^{psi}))))^2)$   
     Si  $absorbk2 < 0$  alors

```
        absorbk2 = 0
    Fin Si
Fin Si
k1 = k1 + Ik1 + (absorbk1 * thetapartk1 * k1part)
k2 = k2 + Ik2 + (absorbk2 * thetapartk2 * K2part)
Si k1 > valeur maximal de l'espace en largeur alors
    k1 = valeur maximale de l'espace en largeur
Fin Si
Si k1 < 0 alors
    k1 = 0
Fin Si
Si k2 > valeur maximal de l'espace en longueur alors
    k2 = valeur maximale de l'espace en longueur
Fin Si
Si k2 < 0 alors
    k2 = 0
Fin Si
K = k1 + k2
Déplacer l'agent aux coordonnées (k1 ;k2)
Si l'utilisateur choisi l'option 1 en terme de stratégie alors
    nearestturtle = agent le plus proche
    nearestturtlek1 = agent le plus proche en terme de connais-
sances k1
    nearestturtlek2 = agent le plus proche en terme de connais-
sances k2
Fin Si
Si l'utilisateur choisi l'option 2 en terme de stratégie alors
    nearestturtle = agent le plus éloigné
    nearestturtlek1 = agent le plus éloigné en terme de connaissance
k1
    nearestturtlek2 = agent le plus éloigné en terme de connaissance
k2
Fin Si
```

---

```
distancek1 = racine carré (k1part - k1)2)
distancek2 = racine carré (k2part - k2)2)
dk1 = distancek1 / largeur de l'espace
dk2 = distancek2 / longueur de l'espace)
Destruction des liens existants
Création d'un lien avec nearestturtlek1
Création d'un lien avec nearestturtlek2
Fin
Pour chaque agent
  Agentcolor = k1 + k2
  Assigner une couleur à l'agent entre 0 et 600 et proportionnelle à
  sa propre valeur d'Agentcolor
  size = (10 * (K / 600))
Fin
Fin
```

## Pseudo code Article 2

### Function setup

Create the number of agents

For each agent

Move the agent in his own area (one agent by area)

Assign value to  $\delta_{\text{random}}$  (normal distribution with a null average value and a standard deviation assigned by the user)

Assign value to  $\delta$  ( $\delta_{\text{initial}} + \delta_{\text{random}}$ )

Assign value to  $\beta_{\text{random}}$  (normal distribution with a null average value and a standard deviation assigned by the user)

Assign value to  $\beta$  ( $\beta_{\text{initial}} + \beta_{\text{random}}$ )

While  $\beta < 0$

Assign value to  $\beta_{\text{random}}$  (normal distribution with a null average value and a standard deviation assigned by the user)

Assign value to  $\beta$  ( $\beta_{\text{initial}} + \beta_{\text{random}}$ )

End

Assign value of  $\alpha$ 's perception by each agent  $\alpha_{\delta}$  ( $\alpha + \delta$ )

While  $\alpha_{\delta} < -1$  or  $\alpha_{\delta} > 1$

Assign value to  $\delta_{\text{random}}$  (normal distribution with a null average value and a standard deviation assigned by the user)

Assign value to  $\delta$  ( $\delta_{\text{initial}} + \delta_{\text{random}}$ )

Assign value to  $\alpha_{\delta}$  ( $\alpha + \delta$ )

End

```
    Assign a color to each agent between -1 and 1 and proportional of
    his own value of  $\alpha$ 's perception
End
For each agent simultaneously
    Assign value to q1 ( $1 / (2 - \text{alphadelta})$ )
    Assign value to q2 (q1)
    Assign a value to TGM ( $q1 + q2 + ((\text{alphadelta}) * q1 * q2) - (q1^2) - (q2^2)$ )
    Display individual value of TGM
End
For each agent simultaneously
    Assign the last value known of TGM in a short memory variable
    OldTGM (TGM)
    Choice of the value of alphadelta of the neighbor having the best
    value of TGM
    Assign a new value to TGM by using the new value of alphadelta
    If oldTGM < TGM then
        Assign the value 1 to the agent variable winner
        Assign the value TGM to the agent variable TGMwinner
    End
    If oldTGM > TGM then
        Assign the value 1 to the agent variable loser
        Assign the value TGM to the agent variable TGMloser
    End
    If oldTGM = TGM then
        Assign the value 1 to the agent variable loser
        Assign the value TGM to the agent variable TGMneutral
    End
    Assign a new color to the agent by using the new value of alpha-
    delta
    Display the new individual value of TGM
    Display the number of winners, losers and neutrals
End
```

```

End
Function go
  Repeat
    Function neighbors
    Increment the counter
  Until stop
End
— Function neighbors
  For each agent simultaneously
    Assign 0 to winner
    Assign 0 to loser
    Assign 0 to neutral
    Assign 0 to TGMwinner
    Assign 0 to TGMloser
    Assign 0 to TGMneutral
    Assign the last value known of TGM in a short memory variable
    OldTGM (TGM)
    Assign a value to real TGM by using the value of  $\alpha$   $TGM_{real}(TGM$ 
     $+ TGM + ((\alpha) * TGM * TGM) - (TGM^2) - (TGM^2)$ 
    Assign a value to perceived TGM ( $\beta * TGM_{real}$ )
    Choice of the value of  $\alpha$  of the neighbor having the best
    value of the perceived TGM
    Assign a new value to  $q_1$  ( $1 / (2 - \alpha)$  )
    Assign a new value to  $q_2$  ( $q_1$ )
    Assign a new value to TGM with the new value of  $q_1$ ,  $q_2$  and
     $\alpha$  ( $q_1 + q_2 + ((\alpha) * q_1 * q_2) - (q_1^2) - (q_2^2)$ )
    If oldTGM < TGM then
      Assign the value 1 to the agent variable winner
      Assign the value TGM to the agent variable TGMwinner
    End
    If oldTGM > TGM then
      Assign the value 1 to the agent variable loser
      Assign the value TGM to the agent variable TGMloser
  End

```

```

End
If oldTGM = TGM then
    Assign the value 1 to the agent variable loser
    Assign the value TGM to the agent variable TGMneutral
End
If the option of calculating beta in each time is selected then
    Assign a new value to betarandom (normal distribution with
    a null average value and a standard deviation assigned by the
    user)
    Assign a new value to beta (betainitial + betarandom)
    While beta < 0
        Assign a new value to betarandom (normal distribution with
        a null average value and a standard deviation assigned by the
        user)
        Assign a new value to beta (betainitial + betarandom)
    End
End
Assign a new color to the agent in using the new value of alphadelta
Display the new individual value of TGM
End
Assign to TWinner the sum of winners
Assign to TLooser the sum of losers
Assign to TNeutral the sum of neutrals
Assign to TotalTGMWinner the sum of TGM of winners
Assign to TotalTGMLooser the sum of TGM of losers
Assign to TotalTGMNeutral the sum of TGM of neutrals
Assign to TL the sum of l of all agents (sum [(- (alphadelta - alpha) *
(alphadelta - alpha)) / ((2 - alphadelta) * (2 - alphadelta) * (2 - alpha
))] of agents )
Display the number of winner, loser and neutral
Display TL
— End

```



# Chapitre 3

## Pseudo code Article 3

### Variables des agents

: \_\_\_\_\_

: Paramètres liés à la connaissance

: \_\_\_\_\_

K : Stock total de connaissance d'une organisation

Mis-K : Stock total erroné de connaissance d'une organisation

k1 : Stock de connaissances dans le domaine 1

Mis-k1 : Stock erroné de connaissances dans le domaine 1

k2 : Stock de connaissance dans le domaine 2

Mis-k2 : Stock erroné de connaissances dans le domaine 2

k1part : Stock de connaissance du partenaire dans le domaine 1

Mis-k1part : Stock erroné de connaissance du partenaire dans le domaine 1

k2part : Stock de connaissance du partenaire dans le domaine 2

Mis-k2part : Stock erroné de connaissance du partenaire dans le domaine 2

: \_\_\_\_\_

: Paramètres liés à la capacité d'absorption

: \_\_\_\_\_

Absorbk1 : capacité d'absorption pour le domaine 1

Mis-absorbk1 : capacité erronée d'absorption pour le domaine 1

Absorbk2 : capacité d'absorption du domaine 2

Mis-absorbk2 : capacité erronée d'absorption pour le domaine 2

: \_\_\_\_\_

: Paramètres liés à l'apprentissage

: \_\_\_\_\_

Ak1 : capacité d'apprentissage pour le domaine 1

Mis-ak1 : capacité erronée d'apprentissage pour le domaine 1

Ak1random

Ak2 : capacité d'apprentissage pour le domaine 2

Mis-ak2 : capacité erronée d'apprentissage pour le domaine 2

Ak2random

b : capacité à capter des nouveautés

Mis-b : capacité erronée à capter des nouveautés

B-random

Bpartk1 : capacité du partenaire à capter des nouveautés dans le domaine 1

Mis-bpartk1 : capacité erronée du partenaire à capter des nouveautés dans le domaine 1

Bpartk2 : capacité du partenaire à capter des nouveautés dans le domaine 2

Mis-bpartk2 : capacité erronée du partenaire à capter des nouveautés dans le domaine 2

beta :

betarandom :

:\_\_\_\_\_

: Paramètres liés à la volonté de partager des connaissances

:\_\_\_\_\_

Thetak1 : degré de partage des connaissances pour le domaine 1

Thetak1random

Thetak2 : degré de partage des connaissances pour le domaine 2

Thetak2random :

Thetapartk1 : degré de partage des connaissances, pour le domaine 1, du partenaire

Mis-thetapartk1 : degré erroné de partage des connaissances, pour le domaine 1, du partenaire

Thetapartk2 : degré de partage des connaissances, pour le domaine 2, du partenaire

Mis-thetapartk2 : degré erroné de partage des connaissances, pour le domaine 2, du partenaire

:\_\_\_\_\_

: Paramètres liés à la distance

:\_\_\_\_\_

Distancek1 : distance cognitive avec le partenaire pour le domaine 1

Mis-distancek1 : distance cognitive erronée avec le partenaire pour le domaine 1

Distancek2 : distance cognitive avec le partenaire pour le domaine 2

Mis-distancek2 : distance cognitive erronée avec le partenaire pour le domaine 2

DistanceK : distance totale en terme de connaissance (domaine 1 et 2) avec le partenaire

Mis-distanceK : distance erronée totale en terme de connaissance (domaine 1 et 2) avec le partenaire

Dk1 : Proportion de la distance entre deux agents dans le domaine 1 avec la distance maximale du domaine 1

Mis-dk1 : Proportion erronée de la distance entre deux agents dans le domaine 1 avec la distance maximale du domaine 1

Dk2 : Proportion de la distance entre deux agents dans le domaine 2 avec la distance maximale du domaine 2

Mis-dk2 : Proportion erronée de la distance entre deux agents dans le domaine 2 avec la distance maximale du domaine 2

Furthestturtle : l'agent le plus éloigné en matière de connaissances

Mis-furthestturtle : l'agent prétendument le plus éloigné en matière de connaissances

Furthestturtlek1 : l'agent le plus éloigné en matière de connaissances pour le domaine 1

Mis-furthestturtlek1 : l'agent prétendument le plus éloigné en matière de connaissances pour le domaine 1

Furthestturtlek2 : l'agent le plus éloigné en matière de connaissances pour le domaine 2

Mis-furthestturtlek2 : l'agent prétendument le plus éloigné en matière de connaissances pour le domaine 2

Nearestturtle : l'agent le plus proche en matière de connaissances

Nearestturtlek1 : l'agent le plus proche en matière de connaissances pour le domaine 1

Mis-nearestturtlek1 : l'agent prétendument le plus proche en matière de connaissances pour le domaine 1

Nearestturtlek2 : l'agent le plus proche en matière de connaissances pour le domaine 2

Mis-nearestturtlek2 : l'agent prétendument le plus proche en matière de connaissances pour le domaine 2

:-----

: Paramètres liés à la mauvaise perception

:-----

Deltak1 : Degré de mauvaise perception pour le domaine 1

Deltak1random

Deltak2 : Degré de mauvaise perception pour le domaine 2

Deltak2random

Fonction setup

Créer le nombre d'agents saisi par l'utilisateur

Distancemax = (racine carré ( ((largeur de l'espace)<sup>2</sup>) + ((longueur de l'espace)<sup>2</sup>) ))

-----

\*\*\*\*\* INITIALISATION DES AGENTS\*\*\*\*\*

-----

Pour chaque agent

Assigner des coordonnées (xcor ; ycor) aléatoires

Tant que (xcor > Longueur maximale de l'espace E) ou (xcor < 0)

Assigner des coordonnées (xcor ; ycor) aléatoires

Fin tant que

Tant que ycor > Largeur maximale de l'espace E) ou (ycor < 0)

Assigner des coordonnées (xcor ; ycor) aléatoires

Fin Tant que

$k1 = xcor$

Mis-k1 = k1

$k2 = ycor$

Mis-k2 = k2

$K = k1 + k2$

Set mis-K = mis-k1 + mis-k2

Assigner une valeur à ak1random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$ak1 = ak1\text{-initial} + ak1\text{random}$

Tant que  $ak1 > 1$  ou  $ak1 < 0$

Assigner une valeur à ak1random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$ak1 = ak1\text{-initial} + ak1\text{random}$

Fin Tant que

Assigner une valeur à ak2random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$ak2 = ak2\text{-initial} + ak2\text{random}$

Tant que  $ak2 > 1$  ou  $ak2 < 0$

Assigner une valeur à ak2random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$ak2 = ak2\text{-initial} + ak2\text{random}$

Fin Tant que

Assigner une valeur à b-random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$b = b\text{-initial} + b\text{-random}$

Tant que  $b > 1$  ou  $b < 0$

Assigner une valeur à b-random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$b = b\text{-initial} + b\text{-random}$

Fin Tant que

Assigner une valeur à thetak1random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$\text{thetak1} = \text{thetak1-initial} + \text{thetak1random}$

Tant que  $\text{thetak1} > 1$  ou  $\text{thetak1} < 0$

Assigner une valeur à thetak1random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$\text{thetak1} = \text{thetak1-initial} + \text{thetak1random}$

Fin Tant que

Assigner une valeur à thetak2random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$\text{thetak2} = \text{thetak2-initial} + \text{thetak2random}$

Tant que  $\text{thetak2} > 1$  ou  $\text{thetak2} < 0$

Assigner une valeur à thetak2random (loi normale de moyenne 0 et d'écart type saisie par l'utilisateur)

$\text{thetak2} = \text{thetak2-initial} + \text{thetak2random}$

Fin Tant que

$\text{Agentcolor} = k1 + k2$

Assigner une couleur à l'agent entre 0 et 600 et proportionnelle à sa propre valeur d'Agentcolor

$\text{size} = (10 * (K / 600))$

Fin

Pour chaque agent simultanément

Si l'utilisateur choisi l'option 1 en terme de stratégie alors

$\text{nearestturtle} = \text{l'agent le plus proche en terme de connaissance}$

nearestturtlek1 = l'agent le plus proche en terme de connaissance k1

nearestturtlek2 = l'agent le plus proche en terme de connaissance k2

Créer un lien avec nearestturtlek1

Créer un lien avec nearestturtlek2

Fin Si

Si l'utilisateur choisi l'option 2 en terme de stratégie alors

Furthestturtle = l'agent le plus éloigné en terme de connaissance

Furthestturtlek1 = l'agent le plus éloigné en terme de connaissance k1

Furthestturtlek2 = l'agent le plus éloigné en terme de connaissance k2

Créer un lien avec Furthestturtlek1

Créer un lien avec Furthestturtlek2

Fin Si

Distancek1 = racine carré (valeur k1 de nearestturtlek1 - k1)<sup>2</sup>

Distancek2 = racine carré (valeur k2 de nearestturtlek2 - k2)<sup>2</sup>

Fin

---

\*\*\*\*\* FIN INITIALISATION DES AGENTS\*\*\*\*\*

---

---

\*\*\*\*\*DEBUT DE L'ALGORITHMME \*\*\*\*\*

---



Fonction Go

    Répéter

        Fonction voisinage

        Incrementer le compteur

    Jusqu'à stop

Fin

    Fonction voisinage

        Pour chaque agent simultanément

            Distance $k_1$  = racine carré  $(k_{1part} - k_1)^2$

            Distance $k_2$  = racine carré  $(k_{2part} - k_2)^2$

        Si l'utilisateur choisi l'option 1 en terme de stratégie alors

            bpart $k_1$  = b de nearestturtle $k_1$

            Mis-bpart $k_1$  = b de mis-nearestturtle $k_1$

            bpart $k_2$  = b de nearestturtle $k_2$

            Mis-bpart $k_2$  = b de mis-nearestturtle $k_2$

            thetapart $k_1$  = thetak $k_1$  de nearestturtle $k_1$

            Mis-thetapart $k_1$  = thetak $k_1$  de mis-nearestturtle $k_1$

            thetapart $k_2$  = thetak $k_2$  de nearestturtle $k_2$

            Mis-thetapart $k_2$  = thetak $k_2$  de mis-nearestturtle $k_2$

            k1part = k1 de nearestturtle $k_1$

            Mis-k1part = k1 de mis-nearestturtle $k_1$

            k2part = k2 of nearestturtle $k_2$

            Mis-k2part = k2 of mis-nearestturtle $k_2$

            Distance $K$  = distance avec l'agent le plus proche

        Fin Si

    Si l'utilisateur choisi l'option 2 en terme de stratégie alors

        bpart $k_1$  = b de mis-furthestturtle $k_1$

Mis-bpartk1 = b de mis-furthestturtlek1

bpartk2 = b de mis-furthestturtlek2

Mis-bpartk2 = b de mis-furthestturtlek2

Thetapartk1 = thetak1 de mis-furthestturtlek1

Mis-thetapartk1 = thetak1 de mis-furthestturtlek1

Thetapartk2 = thetak2 de Furthestturtlek2

Mis-thetapartk2 = thetak2 de mis-furthestturtlek2

k1part = k1 de Furthestturtlek1

Mis-k1part = k1 de mis-furthestturtlek1

k2part = k2 of Furthestturtlek2

Mis-k2part = k2 of mis-furthestturtlek2

DistanceK = distance avec l'agent le plus éloigné

Fin Si

---

Calcul de la capacité d'absorption

---

$$Absorbk1 = ((ak1 * b * (distancek1/longueurdel'espaceE)) + (ak1 * b * (distancek1/longueurdel'espaceE)*(aci^{psi})) - (ak1 * bpartk1 * ((distancek1/largeurdel'espaceE) * (ak1 * bpartk1)) * (ak1 * b * (1 + (aci^{psi})))^2))$$

Si absorbk1 < 0 alors

$$absorbk1 = 0$$

Fin Si

$$Mis-absorbk1 = ((ak1 * b * (mis - distancek1/longueurdel'espaceE)) + (ak1 * b * (mis - distancek1/longueurdel'espaceE)*(aci^{psi})) - (ak1 * mis - bpartk1 * ((mis - distancek1/largeurdel'espaceE)^2)))/((1/(4 * ak1 * mis - bpartk1)) * (ak1 * b * (1 + (aci^{psi})))^2)$$

Si  $\text{mis-absorbk1} < 0$  alors

$$\text{Mis-absorbk1} = 0$$

Fin Si

$$\text{Absorbk2} = ((ak2 * b * (\text{distancek2} / \text{largeurdel'espaceE})) + (ak2 * b * (\text{distancek2} / \text{largeurdel'espaceE}) * (aci^{psi})) - (ak2 * b * \text{partk2} * ((\text{distancek2} / \text{largeurdel'espaceE})^2))) / ((1 / (4 * ak2 * b * \text{partk2})) * (ak2 * b * (1 + (aci^{psi}))))^2)$$

Si  $\text{absorbk2} < 0$  alors

$$\text{absorbk2} = 0$$

Fin Si

$$\text{Mis-absorbk2} = ((ak2 * b * (\text{mis} - \text{distancek2} / \text{largeurdel'espaceE})) + (ak2 * b * (\text{mis} - \text{distancek2} / \text{largeurdel'espaceE}) * (aci^{psi})) - (ak2 * \text{mis} - b * \text{partk2} * ((\text{mis} - \text{distancek2} / \text{largeurdel'espaceE})^2))) / ((1 / (4 * ak2 * \text{mis} - b * \text{partk2})) * (ak2 * b * (1 + (aci^{psi}))))^2)$$

Si  $\text{mis-absorbk2} < 0$  alors

$$\text{Mis-absorbk2} = 0$$

Fin Si

---

Calcul des nouveaux niveaux du stock de connaissances

---

$$k1 = k1 + Ik1 + (\text{absorbk1} * \text{thetapartk1} * k1\text{part})$$

$$\text{Mis-k1} = \text{mis-k1} + Ik1 + (\text{mis-absorbk1} * \text{mis-thetapartk1} * \text{mis-k1part})$$

$$k2 = k2 + Ik2 + (\text{absorbk2} * \text{thetapartk2} * k2\text{part})$$

$$\text{Mis-k2} = \text{mis-k2} + Ik2 + (\text{mis-absorbk2} * \text{mis-thetapartk2} * \text{mis-k2part})$$

Si  $k1 > \text{Longueur de l'espace E}$  alors

```
    k1 = Longueur de l'espace E
Fin Si
Si k1 < 0 alors
    k1 = 0
Fin Si
Si Mis-k1 > Longueur de l'espace E alors
    Mis-k1 = Longueur de l'espace E
Fin Si
Si Mis-k1 < 0 alors
    Mis-k1 = 0
Fin Si
Si k2 > Largeur de l'espace E alors
    k2 = Largeur de l'espace E
Fin Si
Si k2 < 0 alors
    k2 = 0
Fin Si
Si Mis-k2 > Largeur de l'espace E alors
    Mis-k2 = Largeur de l'espace E
Fin Si
Si Mis-k2 < 0 alors
    Mis-k2 = 0
Fin Si
K = k1 + k2
Mis-K = mis-k1 + mis-k2
Déplacer l'agent aux coordonnées (mis-k1 ;mis-k2)
```

---

---

 CALCUL des agents les plus proches
 

---

Si l'utilisateur choisi l'option 1 en terme de stratégie alors

Nearestturtle = agent le plus proche

Nearestturtlek1 = agent le plus proche en terme de connaissance  
k1

Nearestturtlek2 = agent le plus proche en terme de connaissance  
k2

Fin Si

Si l'utilisateur choisi l'option 2 en terme de stratégie alors

Furthestturtle = agent le plus éloigné

Furthestturtlek1 = agent le plus éloigné en terme de connaissances  
k1

Furthestturtlek2 = agent le plus éloigné en terme de connaissances  
k2

Fin Si

---

 CALCUL de la distance minimale en terme de connaissances
 

---

Si l'utilisateur choisi l'option 1 en terme de stratégie alors

Distancek1 = racine carré  $(k1 \text{ de } nearestturtlek1 - k1)^2$  Mis –  
 $distancek1 = racine carré (k1_{demis} - nearestturtlek1_{\sim mis} - k1)^2$

Distancek2 = racine carré  $(k2 \text{ de } nearestturtlek2 - k2)^2$  Mis –  
 $distancek2 = racine carré (mis - k2_{demis} - nearestturtlek2_{\sim mis} - k2)^2$

Fin Si

Si l'utilisateur choisi l'option 2 en terme de stratégie alors

Distance $k_1$  = racine carré  $(k_1 \text{ de Furthestturtlek}_1 - k_1)^2 \text{ Mis} -$   
*distancek1 = racine carré  $(k_1 \text{ de } \text{furthestturtlek}_1 - k_1)^2$*

Distance $k_2$  = racine carré  $(k_2 \text{ de Furthestturtlek}_2 - k_2)^2 \text{ Mis} -$   
*distancek2 = racine carré  $(k_2 \text{ de } \text{furthestturtlek}_2 - k_2)^2$*

Fin Si

D $k_1$  = distance $k_1$  / longueur de l'espace E

Mis-d $k_1$  = mis-distance $k_1$  / longueur de l'espace E

D $k_2$  = distance $k_2$  / largeur de l'espace E

Mis-d $k_2$  = mis-distance $k_2$  / largeur de l'espace E

Destruction des liens existants

Création d'un lien avec nearestturtle $k_1$

Création d'un lien avec nearestturtle $k_2$

Fin

Pour chaque agent

Agentcolor = mis- $k_1$  + mis- $k_2$

Assigner une couleur à l'agent entre 0 et 600 et proportionnelle à sa propre valeur d'Agentcolor

size =  $(10 * (\text{mis-K} / 600))$

Fin

Fin

## Pseudo code Article 4

### Variables globales

mindelta

maxdelta

meandelta

mediandelta

amplitudedelta

distancemoyenne

distancek2moyenne

distancemax

dk1moyen

dk2moyen

totalk1

total-mis-k1

totalk2

total-mis-k2

k1moyen

mis-k1moyen

k2moyen

mis-k2moyen

probpubk1moyenne

probpubk2moyenne

Publik1moyenne

Publik2moyenne

Trustmoyenk1

Trustmoyenk2

i

CI

RelationMatrixk1

Mis-RelationMatrixk1

RelationMatrixk2

Mis-RelationMatrixk2

TrustMatrixk1

Mis-TrustMatrixk1

TrustMatrixk2

Mis-TrustMatrixk2

Totalmatrixk1

Totalmatrixk2

MeanMatrixk1

---

Paramètres liés aux projets

---

Durée projet

Durée latence

p

projet ?



Entreprise1

RandomEntreprise1

Entreprise2

RandomEntreprise2

Entreprise3

RandomEntreprise3

Laboratoire1

RandomLaboratoire1

Laboratoire2

RandomLaboratoire2

Groupe [Entreprises Entreprise]

Groupe [Laboratoires Laboratoire]

Groupe [Plateformes Plateforme]

Groupe [Entreprisesprojet Entrepriseprojet]

Groupe [Labosprojet Laboprojet]

### **Variables propres aux agents**

---

Paramètres liés à la connaissance

---

K

mis-K

k1

mis-k1

k2

mis-k2

k1part

mis-k1part

k2part

mis-k2part

---

Paramètres liés à la capacité d'absorption

---

absorbk1

mis-absorbk1

absorbk2

mis-absorbk2

---

Paramètres liés à l'apprentissage

---

ak1

mis-ak1

ak1random

ak2

mis-ak2

ak2random

b

mis-b

b-random

bpartk1

mis-bpartk1

bpartk2

mis-bpartk2

beta

betarandom

---

Paramètres liés à la confiance

---

Trustrandom

Trust

Trustk1

Trustk2

Trustpartk1

Trustpartk2

Mis-Trustpartk1

Mis-Trustpartk2

Trustmoyenagentk1

Trustmoyenagentk2

---

Paramètres liés à la volonté de partager des connaissances

---

thetak1

thetak1random

thetak2

thetak2random

theta

thetapartk1

mis-thetapartk1

thetapartk2

mis-thetapartk2

---

Paramètres liés à la capacité de publier

---

Probpbk1

Probpbk2

Publik1

Publik2

---

Paramètres liés à la distance

---

distancek1

mis-distancek1

distancek2

mis-distancek2

distanceK

mis-distanceK

dk1

mis-dk1

dk2

mis-dk2

nearestturtle

mis-nearestturtle

farthestturtle

mis-farthestturtle

nearestturtlek1

mis-nearestturtlek1

farthestturtlek1

mis-farthestturtlek1

nearestturtlek2

mis-nearestturtlek2

farthestturtlek2

mis-farthestturtlek2

---

Paramètres liés mispercieving

---

deltak1

deltak1random

deltak2

deltak2random

delta

deltaAlpha

deltathéta

deltalambda

---

Paramètres liés aux projets

---

partenaire ?

nearestpartenaire

mis-nearestpartenaire

farthestpartenaire

mis-farthestpartenaire

nearestpartenairek1

mis-nearestpartenairek1

farthestpartenairek1

mis-farthestpartenairek1

nearestpartenairek2

mis-nearestpartenairek2  
farthestpartenairek2  
mis-farthestpartenairek2  
plateformepartenairek1  
mis-plateformepartenairek1  
plateformepartenairek2  
mis-plateformepartenairek2

---

Paramètres liés aux listes

---

list-k1  
list-mis-k1  
list-k2  
list-mis-k2  
list-trust

---

Paramètres liés à l’affichage

---

agentcolor

#### **FONCTION SETUP**

Création du nombre d’agents “entreprises” saisi par l’utilisateur

Création du nombre d’agents “laboratoires” saisi par l’utilisateur

Création du nombre d’agents “plateforme” saisi par l’utilisateur

Distancemax = racine carrée de ( (largeur de l’espace connaissance S)<sup>2</sup> +  
(longueur de l’espace connaissance S)<sup>2</sup>)

---

CALCUL de la variation de la croissance de la confiance

---

$$CI = ((MaxXTrust - MinXTrust) / MaxTrust)$$

---

### INITIALISATION DES AGENTS

---

Pour chaque agent

---

SETUP ALEA des coordonnées de l'agent ( $x = k1$  et  $y = k2$ )

---

Tirage aléatoire des coordonnées de l'agent dans l'espace connaissance S

Tant que les coordonnées  $x > x$  maximal de l'espace initial ou les coordonnées  $x < 0$  faire

Tirage aléatoire des coordonnées de l'agent dans l'espace connaissance S

Fin Tant que

Tant que les coordonnées  $y > y$  maximal de l'espace initial ou les coordonnées  $y < 0$  faire

Tirage aléatoire des coordonnées de l'agent dans l'espace connaissance S

Fin Tant que

$k1 = xcor$

$mis-k1 = k1$

$k2 = ycor$

$mis-k2 = k2$

---

SETUP ALEA de  $ak1$  et  $ak2$ , distribution normale de moyenne 0 et écart type prédéterminé

---

ak1random = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 0  
et écart type = ecarttype-ak1

ak1 = ak1-initial + ak1random

Tant que ak1 > 1 ou ak1 < 0 faire

    ak1random = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne  
    0 et écart type = ecarttype-ak1

    ak1 = ak1-initial + ak1random

Fin Tant que

Ak2random = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 0  
et écart type = ecarttype-ak2

Ak2 = ak2-initial + ak2random

Tant que ak2 > 1 ou ak1 < 0 faire

    Ak2random = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne  
    0 et écart type = ecarttype-ak2

    Ak2 = ak2-initial + ak2random

Fin Tant que

---

SETUP ALEA de b, distribution normale de moyenne 0 et ecart type  
prédéterminé

---

b-random = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 0 et  
écart type = ecarttype-b

b = b-initial + b-random

Tant que b > 1 ou b < 0 faire

    b-random = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne  
    0 et écart type = ecarttype-b

    b = b-initial + b-random



Fin Tant que

---

CALCUL de la confiance

---

Trustrandom = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 0  
et écart type = ecarttype-trust

Trust = trust-initial + trustrandom

Tant que trust > 1 ou trust < 0 faire

Trustrandom = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne  
0 et écart type = ecarttype-trust

Trust = trust-initial + trustrandom

Fin Tant que

Trustpartk1 = trust

Trustpartk2 = trust

---

SETUP ALEA de thetak1 et thetak2, distribution normale de moyenne  
0 et ecart type prédéterminé

---

Si Trust? = vrai alors

thetak1 = trustpartk1

thetak2 = trustpartk2

Fin Si

Si Trust? = faux alors

thetak1random = tirage aléatoire suivant une loi normale de  
moyenne 0 et écart type = ecarttype-thetak1)

thetak1 = thetak1-initial + thetak1random

Tant que thetak1 > 1 ou thetak1 < 0 faire

thetak1random = tirage aléatoire suivant une loi normale de  
moyenne 0 et écart type = ecarttype-thetak1)

thetak1 = thetak1-initial + thetak1random

Fin Tant que

thetak2random = tirage aléatoire suivant une loi normale de  
moyenne 0 et écart type = ecarttype-thetak2)

thetak2 = thetak2-initial + thetak2random

Tant que thetak2 > 1 ou thetak2 < 0 faire

thetak2random = tirage aléatoire suivant une loi normale de  
moyenne 0 et écart type = ecarttype-thetak2)

thetak2 = thetak2-initial + thetak2random

Fin Tant que

Fin Si

---

SETUP ALEA de Deltak1 et Deltak2 distribution normale de moyenne  
0 et ecart type prédéterminé

---

deltak1random = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne  
0 et écart type = ecarttypedelta

deltak2random = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne  
0 et écart type = ecarttypedelta)

deltak1 = deltainitial + deltak1random

Tant que deltak1 > 1 ou deltak1 < 0 faire

deltak1random = tirage aléatoire suivant une loi normale de  
moyenne 0 et écart type = ecarttypedelta)

deltak1 = deltainitial + deltak1random

Fin Tant que

deltak2 = deltainitial + deltak2random

Tant que  $\text{deltak2} > 1$  ou  $\text{deltak2} < 0$  faire

$\text{Deltak2random}$  = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 0 et écart type =  $\text{ecarttypedelta}$ )

$\text{Deltak2} = \text{deltainitial} + \text{deltak2random}$

Fin Tant que

Fin Pour chaque agent

---

AFFICHAGE des agents

---

Pour chaque agent "Entreprises"

$\text{agentcolor} = k1 + k2$

Donner une teinte de rouge à l'agent suivant la valeur de  $\text{agentcolor}$

$\text{size} = 10 * ((K) / 600)$

Fin pour chaque agent "Entreprises"

Pour chaque agent "Laboratoires"

$\text{agentcolor} = k1 + k2$

Donner une teinte de vert à l'agent suivant la valeur de  $\text{agentcolor}$

$\text{size} = 10 * ((K) / 600)$

Fin pour chaque agent "Laboratoires"

Pour chaque agent "Plateformes"

$\text{agentcolor} = k1 + k2$

Donner une teinte de bleu à l'agent suivant la valeur de  $\text{agentcolor}$

$\text{size} = 10 * ((K) / 600)$

Fin pour chaque agent "Plateformes"

---

CREATION des matrices relationnelle

---

Créer une matrice RelationMatrixk1 de dimension (nombre d'agents, nombre d'agents) avec comme valeur 0 pour chaque coefficient

Créer une matrice Mis-RelationMatrixk1 de dimension (nombre d'agents, nombre d'agents) avec comme valeur 0 pour chaque coefficient

Créer une matrice RelationMatrixk2 de dimension (nombre d'agents, nombre d'agents) avec comme valeur pour chaque coefficient 0

Créer une matrice Mis-RelationMatrixk2 de dimension (nombre d'agents, nombre d'agents) avec comme valeur pour chaque coefficient 0

---

#### CREATION des matrices de confiance

---

Créer une matrice TrustMatrixk1 de dimension (nombre d'agents, nombre d'agents) avec comme valeur 0 pour chaque coefficient

Créer une matrice Mis-TrustMatrixk1 de dimension (nombre d'agents, nombre d'agents) avec comme valeur 0 pour chaque coefficient

Créer une matrice TrustMatrixk2 de dimension (nombre d'agents, nombre d'agents) avec comme valeur pour chaque coefficient 0

Créer une matrice Mis-TrustMatrixk2 de dimension (nombre d'agents, nombre d'agents) avec comme valeur pour chaque coefficient 0

Pour chaque agent simultanément

---

Projet

---

partenaire? = faux

Fin Pour chaque agent simultanément

---

Projet

---

duréelatence = arrondi du tirage aléatoire suivant une loi normale de  
 moyenne = Duréelatence-initial et écart type = 1

projet ? = false

distancek2moyenne = moyenne de distancek2 de tous les agents

Fin SETUP

---

FIN D'INITIALISATION DES AGENTS

---



---

;; \*\*\*\*\*DEBUT DE L'ALGORITHME \*\*\*\*\*

---

PROCEDURE GO

---

Boucle

---

Appel sous programme de mja des AGENTS

---

Appel de la fonction neighbors-and-function

Appel de la fonction projet

Incrémentation du compteur

Fin procedure GO

---

FIN De boucle

---

---

### FONCTION PROJET

Si duréeprojet = 0 alors

    projet ? = faux

Fin Si

---

### GENERATION D'UN PROJET SELON CONDITIONS

---

Si duréelatence = 0 et projet ? = faux alors

    duréelatence = arrondi du tirage aléatoire suivant une loi normale de  
    moyenne = Duréelatence-initial et écart type = 1

    projet ? = true

    duréeprojet = arrondi du tirage aléatoire suivant une loi normale de  
    moyenne = Duréeprojet-initial et écart type = 1

---

### TIRAGE DES PARTENAIRES

---

RandomEntreprise1 = tirage au sort d'un numéro d'agent du groupe «  
Entreprises »

Tant que Randomentreprise1 = 0 faire

    RandomEntreprise1 = tirage au sort d'un numéro d'agent du  
    groupe « Entreprises »

Fin Tant que

Entreprise1 = agent tiré au sort du groupe « Entreprises »

RandomEntreprise2 = tirage au sort d'un numéro d'agent du groupe «  
Entreprises »

Tant que RandomEntreprise2 = RandomEntreprise1 ou RandomEn-  
treprise2 = 0 faire

```
    RandomEntreprise1 = tirage au sort d'un numéro d'agent du
    groupe « Entreprises »
Fin Tant que
Entreprise2 = agent tiré au sort du groupe « Entreprises »
RandomEntreprise3 = tirage au sort d'un numéro d'agent du groupe «
Entreprises »
Tant que RandomEntreprise3 = RandomEntreprise1 ou RandomEn-
treprise3 = RandomEntreprise2 ou RandomEntreprise3 = 0 faire
    RandomEntreprise3 = tirage au sort d'un numéro d'agent du
    groupe « Entreprises »
Fin Tant que
Entreprise3 = agent tiré au sort du groupe « Entreprises »
Laboratoire1 = agent tire au sort dans le groupe "Laboratoires"
Laboratoire2 = agent tire au sort dans le groupe "Laboratoires"
Pour chaque agent « Plateformes » simultanément
    partenaire? = vrai
Fin pour chaque agent « Plateforme » simultanément
Pour chaque agent "Laboratoires" simultanément
    Si agent = Laboratoire1 ou agent = Laboratoire2 alors
        partenaire? = true
    Fin Si
    partenaire? true
Fin pour chaque agent « Laboratoires » simultanément
Pour chaque agent « Entreprises » simultanément
    Si agent = Entreprise1 ou agent = Entreprise2 ou agent = entre-
    prise3
        partenaire? = vrai
    Fin Si
```

Fin pour chaque agent « Entreprises » simultanément

Fin Si

---

#### DEROULEMENT D'UN PROJET

---

Si projet ? = vrai alors

Pour chaque agent simultanément avec partenaire ? = vrai

---

CALCUL des partenaires du projet (supposés les plus proches ou les plus éloignés + plateforme)

---

Si l'hypothèse H1 a été sélectionnée alors

Nearestpartenaire = l'agent avec partenaire ? = vrai étant le plus proche en terme de distance

Nearestpartenairek1 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant le plus proche en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 1

Mis-nearestpartenairek1 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant perçu comme le plus proche en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 1

Nearestpartenairek2 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant le plus proche en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Mis-nearestpartenairek2 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant perçu comme le plus proche en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Si l'agent appartient au groupe « Entreprises » ou au groupe « Laboratoires » alors



Plateformepartenairek1 = l'agent avec partenaire? = vrai et appartenant au groupe « Plateformes » étant le plus proche en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 1

Mis-plateformepartenairek1 = l'agent avec partenaire? = vrai et appartenant au groupe « Plateformes » étant perçu comme le plus proche en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 1

Plateformepartenairek2 = l'agent avec partenaire? = vrai et appartenant au groupe « Plateformes » étant le plus proche en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Mis-plateformepartenairek2 = l'agent avec partenaire? = vrai et appartenant au groupe « Plateformes » étant perçu comme le plus proche en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Fin Si

Fin Si

Si l'hypothèse H2 a été sélectionnée alors

Farthestpartenaire = l'agent avec partenaire? = vrai étant le plus éloigné en terme de distance

Farthestpartenairek1 = l'agent avec partenaire? = vrai étant le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 1

Mis-farthestpartenairek1 = l'agent avec partenaire? = vrai étant perçu comme le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 1

Farthestpartenairek2 = l'agent avec partenaire? = vrai étant le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Mis-farthestpartenairek2 = l'agent avec partenaire? = vrai étant perçu comme le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Si l'agent appartient au groupe « Entreprises » ou au groupe « Laboratoires » alors

Platformepartenairek1 = l'agent avec partenaire? = vrai et appartenant au groupe « Plateformes » étant le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 1

Mis-platformepartenairek1 = l'agent avec partenaire? = vrai et appartenant au groupe « Plateformes » étant perçu comme le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 1

Platformepartenairek2 = l'agent avec partenaire? = vrai et appartenant au groupe « Plateformes » étant le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Mis-platformepartenairek2 = l'agent avec partenaire? = vrai et appartenant au groupe « Plateformes » étant perçu comme le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Fin Si

Fin Si

---

Création de liens

---

Création d'un lien avec mis-nearestpartenairek1

Création d'un lien avec mis-nearestpartenairek2

---

SEQUENCE LIEE AUX PARTENAIRES HORS PLATEFORME

---

Récupération de certains paramètres des partenaires

---

$b_{partk1} = b$  de nearestpartenairek1

$mis-b_{partk1} = b$  de mis-nearestpartenairek1) x (1 - deltak1)

$b_{partk2} = b$  de nearestpartenairek2

$mis-b_{partk2} = b$  de mis-nearestpartenairek2 x (1 - deltak2)

$thetapartk1 = thetak1$  de nearestpartenairek1

$mis-thetapartk1 = thetak1$  de mis-nearestpartenairek1 x (1 - deltak1)

$thetapartk2 = thetak2$  de nearestpartenairek2

$mis-thetapartk2 = thetak2$  de mis-nearestpartenairek2 x (1 - deltak2)

$k1_{part} = k1$  de nearestpartenairek1

$mis-k1_{part} = k1$  de mis-nearestpartenairek1 x (1 - deltak1)

$k2_{part} = k2$  de nearestpartenairek2

$mis-k1_{part} = k2$  de mis-nearestpartenairek2 x (1 - deltak2)

Si l'hypothèse H1 a été sélectionnée alors

$distanceK =$  distance la plus faible avec les agents du groupe  
"Entreprises"

Fin Si

Si l'hypothèse H2 a été sélectionnée alors

$distanceK =$  distance la plus importante avec les agents du groupe  
"Entreprises"

Fin Si

---

ACTUALISATION des matrices relationnelles

---

Dans la matrice RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestpartenairek1 = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestpartenairek1 = 1

Dans la matrice RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestpartenairek2 = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestpartenairek2 = 1

---

#### ACTUALISATION des matrices de confiance

---

Si l'hypothèse H1 a été sélectionnée alors

Si, dans la matrice Relationmatrixk1, à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestpartenairek1 = 1 alors

Dans la matrice Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestpartenairek1 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestpartenairek1 + MaxX-Trust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestpartenairek1

Dans la matrice Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestpartenairek1 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestpartenairek1

+ MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestpartenairek1

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestpartenairek2 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestpartenairek2 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestpartenairek2

Dans la matrice Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestpartenairek2 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestpartenairek2 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestpartenairek2

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Fin Si

Fin Si

Si l'hypothèse H2 a été sélectionnée alors

Si, dans la matrice Relationmatrixk1, à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestpartenairek1 = 1 alors

Dans la matrice Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestpartenairek1 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestpartenairek1 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestpartenairek1

Dans la matrice Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestpartenairek1 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestpartenairek1 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestpartenairek1)

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestpartenairek2 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestpartenairek2 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestpartenairek2)

Dans la matrice Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestpartenairek2 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestpartenairek2 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestpartenairek2)

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Fin Si

Fin Si

---

ACTUALISATION de la confiance avec chacun des partenaires

---

Si l'hypothèse H1 a été sélectionnée alors

Trustpartk1 = Valeur à l'Intersection de la ligne Nearestpartenairek1 et de la colonne Agent dans la matrice

Mis-Trustpartk1 = Valeur à l'Intersection de la ligne mis-nearestpartenairek1 et de la colonne Agent dans la matrice

Trustpartk2 = Valeur à l'Intersection de la ligne Nearestpartenairek2 et de la colonne Agent dans la matrice

Mis-Trustpartk2 = Valeur à l'Intersection de la ligne mis-nearestpartenairek2 et de la colonne Agent dans la matrice

Fin Si

Si l'hypothèse H2 a été sélectionnée alors

Trustpartk1 = Valeur à l'Intersection de la ligne Farthestpartenairek1 et de la colonne Agent dans la matrice

Mis-Trustpartk1 = Valeur à l'Intersection de la ligne mis-farthestpartenairek1 et de la colonne Agent dans la matrice

Trustpartk2 = Valeur à l'Intersection de la ligne Farthestpartenairek2 et de la colonne Agent dans la matrice

Mis-Trustpartk2 = Valeur à l'Intersection de la ligne mis-farthestpartenairek2 et de la colonne Agent dans la matrice

Fin Si

Si trust? = vrai alors

thetapartk1 = trustpartk1

thetapartk2 = trustpartk2

mis-thetapartk1 = mis-trustpartk1

mis-thetapartk2 = mis-trustpartk2

Fin Si

---

#### Calcul de la capacité d'absorption

---

$$absorbk1 = (ak1 * b * (distancek1 / world - width)) + (ak1 * b * (distancek1 / world - width) * (aci^{psi})) - (ak1 * b * partk1 * ((distancek1 / world - width)^2)) / ((1 / (4 * ak1 * b * partk1)) * (ak1 * b * (1 + (aci^{psi})))^2)$$

Si absorbk1 < 0 alors

absorbk1 = 0

Fin Si

$$\text{mis-absorbk1} = (ak1 * b * (\text{mis-distancek1/world-width}) + (ak1 * b * (\text{mis-distancek1/world-width}) * (aci^{psi})) - (ak1 * \text{mis-bpartk1} * ((\text{mis-distancek1/world-width})^2))) / ((1 / (4 * ak1 * \text{mis-bpartk1})) * (ak1 * b * (1 + (aci^{psi})))^2)$$

Si  $\text{mis-absorbk1} < 0$  alors

$$\text{Mis-absorbk1} = 0$$

Fin Si

$$\text{absorbk2} = (ak2 * b * (\text{distancek2/world-height}) + (ak2 * b * (\text{distancek2/world-height}) * (aci^{psi})) - (ak2 * \text{bpartk2} * ((\text{distancek2/world-height})^2))) / ((1 / (4 * ak2 * \text{bpartk2})) * (ak2 * b * (1 + (aci^{psi})))^2)$$

Si  $\text{absorbk2} < 0$  alors

$$\text{Absorbk2} = 0$$

Fin Si

$$\text{mis-absorbk2} = ((ak2 * b * (\text{mis-distancek2/world-height}) + (ak2 * b * (\text{mis-distancek2/world-height}) * (aci^{psi})) - (ak2 * \text{mis-bpartk2} * ((\text{mis-distancek2/world-height})^2))) / ((1 / (4 * ak2 * \text{mis-bpartk2})) * (ak2 * b * (1 + (aci^{psi})))^2)$$

Si  $\text{mis-absorbk2} < 0$  alors

$$\text{Mis-absorbk2} = 0$$

Fin Si

---

Calcul des nouveaux niveaux du stock de connaissance

---

$$k1 = ((1 - \text{obsk1}) * k1) + Ik1 + (\text{absorbk1} * \text{thetapartk1} * k1\text{part})$$

$$\text{mis-k1} = ((1 - \text{obsk1}) * \text{mis-k1}) + Ik1 + (\text{mis-absorbk1} * \text{mis-thetapartk1} * \text{mis-k1part})$$

$$k2 = ((1 - \text{obsk2}) * k2) + Ik2 + (\text{absorbk2} * \text{thetapartk2} * k2\text{part})$$



$$\text{mis-k2} = ( (1 - \text{obsk2}) * \text{mis-k2}) + \text{Ik2} + (\text{mis-absorbk2} * \text{mis-thetapartk2} * \text{mis-k2part}) )$$

Si  $k1 > \text{max-pxcor}$  alors

$k1 = \text{max-pxcor}$

Fin Si

Si  $k1 < 0$  alors

$k1 = 0$

Fin Si

Si  $\text{mis-k1} > \text{max-pxcor}$  alors

$\text{Mis-k1} = \text{max-pxcor}$

Fin Si

Si  $\text{mis-k1} < 0$  alors

$\text{Mis-k1} = 0$

Fin Si

Si  $k2 > \text{max-pycor}$  alors

$k2 = \text{max-pycor}$

Fin Si

Si  $k2 < 0$  alors

$k2 = 0$

Fin Si

Si  $\text{mis-k2} > \text{max-pycor}$  alors

$\text{Mis-k2} = \text{max-pycor}$

Fin Si

Si  $\text{mis-k2} < 0$  alors

$\text{Mis-k2} = 0$

Fin Si

$K = k1 + k2$

$$\text{mis-K} = \text{mis-k1} + \text{mis-k2}$$

---

#### PARTENAIRE PLATEFORME

---



---

#### Récupération de certains paramètres des partenaires

---

Si l'agent est membre du groupe « Entreprises » ou du groupe « Laboratoires » alors

$$\text{bpartk1} = \text{b de plateformepartenairek1}$$

$$\text{mis-bpartk1} = \text{b de mis-plateformepartenairek1} \times (1 - \text{deltak1})$$

$$\text{bpartk2} = \text{b de plateformepartenairek2}$$

$$\text{mis-bpartk2} = \text{b de mis-plateformepartenairek2} \times (1 - \text{deltak2})$$

$$\text{thetapartk1} = \text{thetak1 de plateformepartenairek1}$$

$$\text{mis-thetapartk1} = \text{thetak1 de mis-plateformepartenairek1} \times (1 - \text{deltak1})$$

$$\text{thetapartk2} = \text{thetak2 de plateformepartenairek2}$$

$$\text{mis-thetapartk2} = \text{thetak2 de mis-plateformepartenairek2} \times (1 - \text{deltak2})$$

$$\text{k1part} = \text{k1 de plateformepartenairek1}$$

$$\text{mis-k1part} = \text{k1 de mis-plateformepartenairek1} \times (1 - \text{deltak1})$$

$$\text{k2part} = \text{k2 de plateformepartenairek2}$$

$$\text{mis-k2part} = \text{k2 de mis-plateformepartenairek2} \times (1 - \text{deltak2})$$

Si l'hypothèse H1 est sélectionnée alors

$$\text{distanceK} = \text{distance entre la plateforme ayant partenaire?} = \text{vrai la plus proche de l'agent et l'agent}$$

Fin Si

Si l'hypothèse H2 est sélectionnée alors

distanceK = distance entre la plateforme ayant partenaire ? =  
vrai la plus éloignée de l'agent et l'agent

Fin Si

Fin Si

---

#### ACTUALISATION des matrices relationnelles

---

Dans la matrice RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et  
de la colonne Agent = 1

Si l'agent est membre du groupe « Entreprises » ou du groupe « Labo-  
ratoires » alors

Dans la matrice RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent  
et de la colonne plateformepartenairek1 = 1

Fin Si

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent  
et de la colonne Agent = 1

Si l'agent est membre du groupe « Entreprises » ou du groupe « Labo-  
ratoires » alors

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne  
Agent et de la colonne plateformepartenairek1 = 1

Fin Si

Dans la matrice RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et  
de la colonne Agent = 1

Si l'agent est membre du groupe « Entreprises » ou du groupe « Labo-  
ratoires » alors

Dans la matrice RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent  
et de la colonne plateformepartenairek2 = 1

Fin Si

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent  
et de la colonne Agent = 1

Si l'agent est membre du groupe « Entreprises » ou du groupe « Laboratoires » alors

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne plateformepartenairek2 = 1

Fin Si

---

#### ACTUALISATION des matrices de confiance

---

Si l'agent est membre du groupe « Entreprises » ou du groupe « Laboratoires » alors

Si, dans la matrice Relationmatrixk1, à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne plateformepartenairek1 = 1 alors

Dans la matrice Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne plateformepartenairek1 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne plateformepartenairek1 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne plateformepartenairek1

Fin Si

Dans la matrice Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = MaxTrust

Fin Si

Si l'agent est membre du groupe « Entreprises » ou du groupe « Laboratoires » alors

Si, dans la matrice Mis-Relationmatrixk1, à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-plateformepartenairek1 = 1 alors

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-plateformepartenairek1 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-plateformepartenairek1 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-plateformepartenairek1

Fin Si

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = MaxTrust

Fin Si

Si l'agent est membre du groupe « Entreprises » ou du groupe « Laboratoires » alors

Si, dans la matrice Relationmatrixk2, à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne plateformepartenairek2 = 1 alors

Dans la matrice Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne plateformepartenairek2 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne plateformepartenairek2 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne plateformepartenairek2

Fin Si

Dans la matrice Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = MaxTrust

Fin Si

Si l'agent est membre du groupe « Entreprises » ou du groupe « Laboratoires » alors

Si, dans la matrice Mis-Relationmatrixk2, à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-plateformepartenairek2 = 1 alors

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-plateformepartenairek2 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-plateformepartenairek2 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-plateformepartenairek2

Fin Si

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = MaxTrust

Fin Si

---

ACTUALISATION de la confiance avec chacun des partenaires

---

Si l'agent est membre du groupe « Entreprises » ou du groupe « Laboratoires » alors

Trustpartk1 = Valeur à l'Intersection de la ligne Plateformepartenairek1 et de la colonne Agent dans la matrice

Mis-Trustpartk1 = Valeur à l'Intersection de la ligne mis-plateformepartenairek1 et de la colonne Agent dans la matrice

Trustpartk2 = Valeur à l'Intersection de la ligne Plateformepartenairek2 et de la colonne Agent dans la matrice

Mis-Trustpartk2 = Valeur à l'Intersection de la ligne mis-plateformepartenairek2 et de la colonne Agent dans la matrice

Si trust ? = vrai alors

thetapartk1 = trustpartk1

thetapartk2 = trustpartk2

mis-thetapartk1 = mis-trustpartk1

mis-thetapartk2 = mis-trustpartk2

Fin Si

Fin Si

---

Calcul de la capacité d'absorption

---

$$absorbk1 = (ak1 * b * (distancek1 / world - width)) + (ak1 * b * (distancek1 / world - width) * (aci^{psi})) - (ak1 * b * partk1 * ((distancek1 / world - width)^2)) / ((1 / (4 * ak1 * b * partk1)) * (ak1 * b * (1 + (aci^{psi})))^2)$$

Si absorbk1 < 0 alors

absorbk1 = 0

Fin Si

$$\text{mis-absorbk1} = (ak1 * b * (\text{mis-distancek1/world-width})) + (ak1 * b * (\text{mis-distancek1/world-width}) * (aci^{psi})) - (ak1 * \text{mis-bpartk1} * ((\text{mis-distancek1/world-width})^2)) / ((1 / (4 * ak1 * \text{mis-bpartk1})) * (ak1 * b * (1 + (aci^{psi})))^2)$$

Si  $\text{mis-absorbk1} < 0$  alors

$$\text{Mis-absorbk1} = 0$$

Fin Si

$$\text{absorbk2} = (ak2 * b * (\text{distancek2/world-height})) + (ak2 * b * (\text{distancek2/world-height}) * (aci^{psi})) - (ak2 * \text{bpartk2} * ((\text{distancek2/world-height})^2)) / ((1 / (4 * ak2 * \text{bpartk2})) * (ak2 * b * (1 + (aci^{psi})))^2)$$

Si  $\text{absorbk2} < 0$  alors

$$\text{Absorbk2} = 0$$

Fin Si

$$\text{mis-absorbk2} = (ak2 * b * (\text{mis-distancek2/world-height})) + (ak2 * b * (\text{mis-distancek2/world-height}) * (aci^{psi})) - (ak2 * \text{mis-bpartk2} * ((\text{mis-distancek2/world-height})^2)) / ((1 / (4 * ak2 * \text{mis-bpartk2})) * (ak2 * b * (1 + (aci^{psi})))^2)$$

Si  $\text{mis-absorbk2} < 0$  alors

$$\text{Mis-absorbk2} = 0$$

Fin Si

---

Calcul des nouveaux niveaux du stock de connaissance

---

$$k1 = ((1 - \text{obsk1}) * k1) + Ik1 + (\text{absorbk1} * \text{thetapartk1} * k1\text{part})$$

$$\text{mis-k1} = ((1 - \text{obsk1}) * \text{mis-k1}) + Ik1 + (\text{mis-absorbk1} * \text{mis-thetapartk1} * \text{mis-k1part})$$

$$k2 = ((1 - \text{obsk2}) * k2) + Ik2 + (\text{absorbk2} * \text{thetapartk2} * k2\text{part})$$

$$\text{mis-k2} = ( (1 - \text{obsk2}) * \text{mis-k2}) + \text{Ik2} + (\text{mis-absorbk2} * \text{mis-thetapartk2} * \text{mis-k2part}) )$$

Si  $k1 > \text{max-pxcor}$  alors

$k1 = \text{max-pxcor}$

Fin Si

Si  $k1 < 0$  alors

$k1 = 0$

Fin Si

Si  $\text{mis-k1} > \text{max-pxcor}$  alors

$\text{Mis-k1} = \text{max-pxcor}$

Fin Si

Si  $\text{mis-k1} < 0$  alors

$\text{Mis-k1} = 0$

Fin Si

Si  $k2 > \text{max-pycor}$  alors

$k2 = \text{max-pycor}$

Fin Si

Si  $k2 < 0$  alors

$k2 = 0$

Fin Si

Si  $\text{mis-k2} > \text{max-pycor}$  alors

$\text{Mis-k2} = \text{max-pycor}$

Fin Si

Si  $\text{mis-k2} < 0$  alors

$\text{Mis-k2} = 0$

Fin Si

$K = k1 + k2$



mis-K = mis-k1 + mis-k2

---

Déplacement des agents

---

Déplacement de l'agent aux coordonnées mis-k1 mis-k2

---

Calcul de la probabilité de publier

---

Si l'agent est membre du groupe "Laboratoires" alors

$$\text{probpubk1} = (1 / (1 + \exp(-1 * (((k1 / \text{world-width}) * 100) / 5 - 10))))$$

$$\text{probpubk2} = (1 / (1 + \exp(-1 * (((k2 / \text{world-height}) * 100) / 5 - 10))))$$

Fin Si

---

Génération du nombre de publications Laboratoire 1 : distribution normale de moyenne 54 et écart type 20 Laboratoire 2 : distribution normale de moyenne 7 et écart type 5

---

Si l'agent est membre du groupe "Laboratoires" alors

Si l'agent = Laboratoire1 alors

Si le tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 0.5 et d'écart type 0.25 probpubk1 alors

Publik1 = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 54 et d'écart type 20

Tant que Publik1 < 0 faire

Publik1 = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 54 et d'écart type 20

```
    Fin tant que
    Sinon
    Publik1 = 0
  Fin Si
  Si le tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 0.5
  et d'écart type 0.25 probpubk2 alors
    Publik2 = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne
    54 et d'écart type 20
    Tant que Publik2 < 0 faire
      Publik2 = tirage aléatoire suivant une loi normale de
      moyenne 54 et d'écart type 20
    Fin tant que
    Sinon
    Publik2 = 0
  Fin Si
Fin Si
Si l'agent = Laboratoire2 alors
  Si le tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 0.5
  et d'écart type 0.25 probpubk1 alors
    Publik1 = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne
    7 et d'écart type 5
    Tant que Publik1 < 0 faire
      Publik1 = tirage aléatoire suivant une loi normale de
      moyenne 7 et d'écart type 5
    Fin tant que
    Sinon
    Publik1 = 0
  Fin Si
```

---

```
Si le tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 0.5
et d'écart type 0.25 probpubk2 alors
    Publik2 = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne
    7 et d'écart type 5
    Tant que Publik2 < 0 faire
        Publik2 = tirage aléatoire suivant une loi normale de
        moyenne 7 et d'écart type 5
    Fin tant que
Sinon
    Publik2 = 0
Fin Si
Fin Si
Fin Si
```

---

#### CALCUL des agents les plus proches

---

```
Si l'hypothèse H1 est sélectionnée alors
    Nearestpartenaire = l'agent avec partenaire ? = vrai étant le plus
    proche en terme de distance
    Nearestpartenairek1 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant le plus
    proche en terme de connaissances dans le domaine de connais-
    sances 1
    Mis-nearestpartenairek1 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant
    perçu comme le plus proche en terme de connaissances dans le
    domaine de connaissances 1
    Nearestpartenairek2 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant le plus
    proche en terme de connaissances dans le domaine de connais-
    sances 2
```

Mis-nearestpartenairek2 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant perçu comme le plus proche en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Fin Si

Si l'hypothèse H2 est sélectionnée alors

Farthestpartenaire = l'agent avec partenaire ? = vrai étant le plus éloigné en terme de distance

Farthestpartenairek1 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 1

Mis-Farthestpartenairek1 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant perçu comme le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 1

Farthestpartenairek2 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Mis-Farthestpartenairek2 = l'agent avec partenaire ? = vrai étant perçu comme le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine de connaissances 2

Fin Si

Fin Pour chaque agent simultanément avec partenaire ? = vrai

Fin Si

Si projet ? = faux alors

duréelatence = duréelatence - 1

Fin Si

Si projet ? = vrai alors

duréeprojet = duréeprojet - 1

Fin Si

**FIN FONCTION PROJET**

**FONCTION NEIGHBORS-AND-FUNCTION**

Chaque agent simultanément

---

CALCUL des agents supposés les plus proches ou les plus éloignés

---

Si l'hypothèse H1 est sélectionnée alors

Nearestturtle = l'agent le plus proche en terme de distance

nearestturtlek1 = l'agent le plus proche en terme de connaissance dans le domaine 1

mis-nearestturtlek1 = l'agent perçu comme le plus proche en terme de connaissances dans le domaine 1

nearestturtlek2 = l'agent le plus proche en terme de connaissance dans le domaine 2

mis-nearestturtlek2 = l'agent perçu comme le plus proche en terme de connaissances dans le domaine 2

Fin Si

Si l'hypothèse H2 est sélectionnée alors

Farthestturtle = l'agent le plus éloigné en terme de distance

Farthestturtlek1 = l'agent le plus éloigné en terme de connaissance dans le domaine 1

mis-Farthestturtlek1 = l'agent perçu comme le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine 1

Farthestturtlek2 = l'agent le plus éloigné en terme de connaissance dans le domaine 2

mis-Farthestturtlek2 = l'agent perçu comme le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine 2

Fin Si

---

CALCUL de la distance minimale en terme de connaissances

---

distancek1 = distance entre l'agent et nearestturtlek1 en terme de connaissances dans le domaine 1

mis-distancek1 = distance perçue entre l'agent et nearestturtlek1 en terme de connaissances dans le domaine 1

distancek2 = distance entre l'agent et nearestturtlek1 en terme de connaissances dans le domaine 2

mis-distancek2 = distance perçue entre l'agent et nearestturtlek1 en terme de connaissances dans le domaine 2

---

#### Création de liens

---

Création d'un lien entre l'agent et mis-nearestturtlek1

Création d'un lien entre l'agent et mis-nearestturtlek2

Fin chaque agent simultanément

---

#### MISE A ZERO des matrices relationnelles

---

Réinitialisation de la matrice RelationMatrixk1

Réinitialisation de la matrice Mis-RelationMatrixk1

Réinitialisation de la matrice RelationMatrixk2

Réinitialisation de la matrice Mis-RelationMatrixk2

Chaque agent simultanément

---

#### Récupération de certains paramètres des partenaires

---

bpartk1 = b de nearestturtlek1

mis-bpartk1 = b de mis-nearestturtlek1 \* (1 - deltak1)

$b_{partk2} = b$  de  $nearestturtlek2$

$mis-b_{partk2} = b$  de  $mis-nearestturtlek2 * (1 - \delta_{k2})$

$\theta_{partk1} = \theta_{k1}$  de  $nearestturtlek1$

$mis-\theta_{partk1} = \theta_{k1}$  de  $mis-nearestturtlek1 * (1 - \delta_{k1})$

$\theta_{partk2} = \theta_{k2}$  de  $nearestturtlek2$   $mis-\theta_{partk2} = \theta_{k2}$   
de  $mis-nearestturtlek2 * (1 - \delta_{k2})$

$k1_{part} = k1$  de  $nearestturtlek1$

$mis-k1_{part} = k1$  de  $mis-nearestturtlek1 * (1 - \delta_{k1})$

$k2_{part} = k2$  de  $nearestturtlek2$

$mis-k2_{part} = k2$  de  $mis-nearestturtlek2 * (1 - \delta_{k2})$

Si l'hypothèse H1 est sélectionnée alors

$distanceK =$  distance minimale parmi les autres agents

Fin Si

Si l'hypothèse H2 est sélectionnée alors

$distanceK =$  distance maximale parmi les autres agents

Fin Si

Fin Chaque agent simultanément

Chaque agent simultanément

---

#### ACTUALISATION des matrices relationnelles

---

Si l'hypothèse H1 a été sélectionnée alors

Dans la matrice  $RelationMatrixk1$ , l'intersection de la ligne Agent  
et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice  $RelationMatrixk1$ , l'intersection de la ligne Agent  
et de la colonne  $nearestturtlek1 = 1$

Dans la matrice  $Mis-RelationMatrixk1$ , l'intersection de la ligne  
Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestturtlek1 = 1

Dans la matrice RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestturtlek2 = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestturtlek2 = 1

Fin Si

Si l'hypothèse H2 a été sélectionnée alors

Dans la matrice RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestturtlek1 = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestturtlek1 = 1

Dans la matrice RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestturtlek2 = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent = 1

Dans la matrice Mis-RelationMatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestturtlek2 = 1

Fin Si



Fin chaque agent simultanément

Chaque agent simultanément

---

ACTUALISATION des matrices de confiance

---

Si l'hypothèse H1 a été sélectionnée alors

Si, dans la matrice Relationmatrixk1, à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestturtlek1 = 1 alors

Dans la matrice Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestturtlek1 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestturtlek1 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestturtlek1

Dans la matrice Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestturtlek1 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestturtlek1 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestturtlek1

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestturtlek2 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestturtlek2 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne nearestturtlek2

Dans la matrice Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestturtlek2 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestturtlek2 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-nearestturtlek2

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Fin Si

Fin Si

Si l'hypothèse H2 a été sélectionnée alors

Si, dans la matrice Relationmatrixk1, à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestturtlek1 = 1 alors

Dans la matrice Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestturtlek1 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestturtlek1 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestturtlek1

Dans la matrice Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestturtlek1 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestturtlek1 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestturtlek1

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk1, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestturtlek2 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestturtlek2 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne farthestturtlek2

Dans la matrice Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestturtlek2 = valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestturtlek2 + MaxXTrust - (CI x valeur à l'intersection de la ligne Agent et de la colonne mis-farthestturtlek2

Dans la matrice Mis-Trustmatrixk2, l'intersection de la ligne Agent et de la colonne Agent =MaxTrust

Fin Si

Fin Si

---

ACTUALISATION de la confiance avec chacun des partenaires

---

Si l'hypothèse H1 a été sélectionnée alors

Trustpartk1 = Valeur à l'Intersection de la ligne Nearestturtlek1 et de la colonne Agent dans la matrice

Mis-Trustpartk1 = Valeur à l'Intersection de la ligne mis-nearestturtlek1 et de la colonne Agent dans la matrice

Trustpartk2 = Valeur à l'Intersection de la ligne Nearestturtlek2 et de la colonne Agent dans la matrice

Mis-Trustpartk2 = Valeur à l'Intersection de la ligne mis-nearestturtlek2 et de la colonne Agent dans la matrice

Fin Si

Si l'hypothèse H2 a été sélectionnée alors

Trustpartk1 = Valeur à l'Intersection de la ligne Farthestturtlek1 et de la colonne Agent dans la matrice

Mis-Trustpartk1 = Valeur à l'Intersection de la ligne mis-farthestturtlek1 et de la colonne Agent dans la matrice

Trustpartk2 = Valeur à l'Intersection de la ligne Farthestturtlek2 et de la colonne Agent dans la matrice

Mis-Trustpartk2 = Valeur à l'Intersection de la ligne mis-farthestturtlek2 et de la colonne Agent dans la matrice

Fin Si

Si Trust? = vrai alors

thetak1 = trustpartk1

thetak2 = trustpartk2

mis-thetapartk1 = mis-trustpartk1

mis-thetapartk2 = mis-trustpartk2

Fin Si

Fin chaque agent simultanément

Chaque agent simultanément

---

Calcul de la confiance moyenne de chaque agent en k1 et k2

---

Trustmoyenagentk1 = moyenne des valeurs de confiance de la colonne de l'agent dans la matrice TrustMatrixk1

Trustmoyenagentk2 = moyenne des valeurs de confiance de la colonne de l'agent dans la matrice TrustMatrixk2

---

Calcul de la capacité d'absorption

---


$$absorbk1 = (ak1 * b * (distancek1 / world - width)) + (ak1 * b * (distancek1 / world - width) * (aci^{psi})) - (ak1 * b * partk1 * ((distancek1 / world - width)^2)) / ((1 / (4 * ak1 * b * partk1)) * (ak1 * b * (1 + (aci^{psi})))^2)$$

Si absorbk1 < 0 alors

absorbk1 = 0

Fin si

$$\begin{aligned} \text{mis-absorbk1} = & (ak1 * b * (\text{mis-distancek1/world-width})) + (ak1 * \\ & b * (\text{mis-distancek1/world-width}) * (\text{aci}^{psi})) - (ak1 * \text{mis-bpartk1} * \\ & ((\text{mis-distancek1/world-width})^2)) / ((1 / (4 * ak1 * \text{mis-bpartk1})) * \\ & (ak1 * b * (1 + (\text{aci}^{psi}))))^2 \end{aligned}$$

Si mis-absorbk1 < 0 alors

$$\text{Mis-absorbk1} = 0$$

Fin si

$$\begin{aligned} \text{absorbk2} = & (ak2 * b * (\text{distancek2/world-height})) + (ak2 * b * (\text{distancek2/world-} \\ & \text{height}) * (\text{aci}^{psi})) - (ak2 * \text{bpartk2} * ((\text{distancek2/world-height})^2)) / ((1 / (4 * \\ & ak2 * \text{bpartk2})) * (ak2 * b * (1 + (\text{aci}^{psi}))))^2 \end{aligned}$$

Si absorbk2 < 0 alors

$$\text{Absorbk2} = 0$$

Fin si

$$\begin{aligned} \text{mis-absorbk2} = & (ak2 * b * (\text{mis-distancek2/world-height})) + (ak2 * \\ & b * (\text{mis-distancek2/world-height}) * (\text{aci}^{psi})) - (ak2 * \text{mis-bpartk2} * \\ & ((\text{mis-distancek2/world-height})^2)) / ((1 / (4 * ak2 * \text{mis-bpartk2})) * \\ & (ak2 * b * (1 + (\text{aci}^{psi}))))^2 \end{aligned}$$

Si mis-absorbk2 < 0 alors

$$\text{Mis-absorbk2} = 0$$

Fin si

---

Calcul des nouveaux niveaux du stock de connaissance

---

$$k1 = ( (1 - \text{obsk1}) * k1 ) + Ik1 + (\text{absorbk1} * \text{thetapartk1} * k1\text{part} )$$

$$\text{mis-k1} = ( ( (1 - \text{obsk1}) * \text{mis-k1} ) + Ik1 + (\text{mis-absorbk1} * \text{mis-thetapartk1} * \text{mis-k1part} ) )$$

$$k2 = ( ( (1 - \text{obsk2}) * k2 ) + Ik2 + (\text{absorbk2} * \text{thetapartk2} * k2\text{part} ) )$$

$$\text{mis-k2} = ( (1 - \text{obsk2}) * \text{mis-k2} + \text{Ik2} + (\text{mis-absorbk2} * \text{mis-thetapartk2} * \text{mis-k2part}) )$$

Si  $k1 > \text{max-pxcor}$  alors

$k1 = \text{max-pxcor}$

Fin Si

Si  $k1 < 0$  alors

$k1 = 0$

Fin Si

Si  $\text{mis-k1} > \text{max-pxcor}$  alors

$\text{mis-k1} = \text{max-pxcor}$

Fin Si

Si  $\text{mis-k1} < 0$  alors

$\text{mis-k1} = 0$

Fin Si

Si  $k2 > \text{max-pxcor}$  alors

$k2 = \text{max-pxcor}$

Fin Si

Si  $k2 < 0$  alors

$k2 = 0$

Fin Si

Si  $\text{mis-k2} > \text{max-pxcor}$  alors

$\text{mis-k2} = \text{max-pxcor}$

Fin Si

Si  $\text{mis-k2} < 0$  alors

$\text{mis-k2} = 0$

Fin Si

$K = k1 + k2$

mis-K = mis-k1 + mis-k2

---

Déplacement des agents

---

Déplacement de l'agent aux coordonnées mis-k1 mis-k2

---

Calcul de la probabilité de publier

---

Si l'agent est membre du groupe "Laboratoires" alors

$$\text{probpubk1} = (1 / (1 + \exp(-1 * ((k1 / \text{world-width}) * 100 / 5) - 10)))$$

$$\text{probpubk2} = (1 / (1 + \exp(-1 * ((k2 / \text{world-height}) * 100 / 5) - 10)))$$

Fin Si

---

Calcul du nombre de publications distribution normale de  
moyenne 54 et ecart type 20

---

Si l'agent est membre du groupe "Laboratoires" alors

Si l'agent = Laboratoire1 alors

Si le tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne  
0.5 et d'écart type 0.25 probpubk1 alors

Publik1 = tirage aléatoire suivant une loi normale de  
moyenne 54 et d'écart type 20

Tant que Publik1 < 0 faire

Publik1 = tirage aléatoire suivant une loi normale de  
moyenne 54 et d'écart type 20

Fin tant que

```
Sinon
  Publik1 = 0
Fin Si
Si le tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne
0.5 et d'écart type 0.25 probpubk2 alors
  Publik2 = tirage aléatoire suivant une loi normale de
moyenne 54 et d'écart type 20
  Tant que Publik2 < 0 faire
    Publik2 = tirage aléatoire suivant une loi normale de
moyenne 54 et d'écart type 20
  Fin tant que
Sinon
  Publik2 = 0
Fin Si
Fin Si
Si l'agent = Laboratoire2 alors
  Si le tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne
0.5 et d'écart type 0.25 probpubk1 alors
    Publik1 = tirage aléatoire suivant une loi normale de
moyenne 7 et d'écart type 5
    Tant que Publik1 < 0 faire
      Publik1 = tirage aléatoire suivant une loi normale de
moyenne 7 et d'écart type 5
    Fin tant que
  Sinon
    Publik1 = 0
  Fin Si
Si le tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne
0.5 et d'écart type 0.25 probpubk2 alors
```



Publik2 = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 7 et d'écart type 5 Tant que Publik2 < 0 faire

    Publik2 = tirage aléatoire suivant une loi normale de moyenne 7 et d'écart type 5

Fin tant que

Sinon

    Publik2 = 0

Fin Si

Fin Si

Fin Si

---

Calcul des agents les plus proches

---

Si l'hypothèse H1 est sélectionné alors

    nearestturtle = l'agent le plus proche en terme de distance

    nearestturtlek1 = l'agent le plus proche en terme de connaissances dans le domaine 1

    mis-nearestturtlek1 = l'agent perçu comme le plus proche en terme de connaissances dans le domaine 1

    nearestturtlek2 = l'agent le plus proche en terme de connaissances dans le domaine 2

    mis-nearestturtlek2 = l'agent perçu comme le plus proche en terme de connaissances dans le domaine 2

Fin Si

Si l'hypothèse H1 est sélectionné alors

    farthestturtle = l'agent le plus éloigné en terme de distance

    farthestturtlek1 = l'agent le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine 1

$\text{mis-farthestturtlek1}$  = l'agent perçu comme le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine 1

$\text{farthestturtlek2}$  = l'agent le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine 2

$\text{mis-farthestturtlek2}$  = l'agent perçu comme le plus éloigné en terme de connaissances dans le domaine 2

Fin Si

---

Calcul de la distance minimale en terme de connaissances

---

$\text{distancek1}$  = distance entre l'agent et  $\text{nearestturtlek1}$  en terme de connaissances dans le domaine 1

$\text{mis-distancek1}$  = distance perçue entre l'agent et  $\text{mis-nearestturtlek1}$  en terme de connaissances dans le domaine 1

$\text{distancek2}$  = distance entre l'agent et  $\text{nearestturtlek2}$  en terme de connaissances dans le domaine 2

$\text{mis-distancek2}$  = distance perçue entre l'agent et  $\text{mis-nearestturtlek2}$  en terme de connaissances dans le domaine 2

$\text{dk1}$  =  $\text{distancek1} / \text{world-width}$

$\text{mis-dk1}$  =  $\text{mis-distancek1} / \text{world-width}$

$\text{dk2}$  =  $\text{distancek2} / \text{world-height}$

$\text{mis-dk2}$  =  $\text{mis-distancek2} / \text{world-height}$

---

Destruction des liens

---

Destructions des liens avec les partenaires

---

Création des liens

---

Création d'un lien avec mis-nearestturtlek1  
Création d'un lien avec mis-nearestturtlek2  
Fin chaque agent simultanément

---

Affichage des agents

---

Pour chaque agent "Entreprises"  
     $agentcolor = k1 + k2$   
    Donner une teinte de rouge à l'agent suivant la valeur de  
     $agentcolor$   
     $size = 10 * ((K) / 600)$   
Fin pour chaque agent "Entreprises"  
Pour chaque agent "Laboratoires"  
     $agentcolor = k1 + k2$   
    Donner une teinte de vert à l'agent suivant la valeur de  
     $agentcolor$   
     $size = 10 * ((K) / 600)$   
Fin pour chaque agent "Laboratoires"  
Pour chaque agent "Plateformes"  
     $agentcolor = k1 + k2$   
    Donner une teinte de bleu à l'agent suivant la valeur de  
     $agentcolor$   
     $size = 10 * ((K) / 600)$   
Fin pour chaque agent "Plateformes"

**FIN FONCTION NEIGHBORS-AND-FUNCTION**

**FIN**



# Table des matières

<b>Remerciements</b>	<b>xi</b>
<b>Résumé</b>	<b>xiii</b>
<b>Sommaire</b>	<b>xv</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>xvii</b>
<b>Table des figures</b>	<b>xxi</b>
<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
Positionnement scientifique de la recherche . . . . .	2
Problématique centrale et démarche de la recherche . . .	9
Plan de la thèse . . . . .	10
<b>1 Capacité d'absorption et stratégie partenariale</b>	<b>13</b>
1.1 Introduction . . . . .	14
1.2 Etat de l'art . . . . .	15
1.3 Le modèle . . . . .	22
1.3.1 Principe . . . . .	22
1.3.2 Formalisation du modèle multi-agents . . . .	26
1.3.3 Conditions expérimentales . . . . .	30
1.3.4 Validation du modèle . . . . .	33
1.4 Résultat des simulations et analyse . . . . .	34
1.4.1 SAKAKIBARA (2003) . . . . .	35
1.4.2 EGBETOKUN et SAVIN (2012) . . . . .	52
1.5 Principaux résultats et perspectives de recherches . .	72
1.5.1 Résultats principaux . . . . .	73
1.5.2 Perspectives de recherche . . . . .	74

<b>2</b>	<b>Information sharing to reduce misperceptions</b>	<b>77</b>
2.1	Introduction . . . . .	78
2.2	The model . . . . .	80
2.2.1	TGM Principle . . . . .	80
2.2.2	ABM Model formalization . . . . .	84
2.2.3	Experimental conditions . . . . .	85
2.2.4	Model validation . . . . .	88
2.3	Simulation results and analysis . . . . .	89
2.3.1	Behavior analysis of the global performance through time and under conditions of perfect information . . . . .	89
2.3.2	Impact of strategic information distortion (Hypothesis 1) on global performance . . . . .	100
2.3.3	Impact of assessment errors (Hypothesis 2) on global performance . . . . .	105
2.3.4	Effect of the neighborhood size . . . . .	105
2.4	Synthesis and research outlooks . . . . .	107
2.5	Acknowledgements . . . . .	110
<b>3</b>	<b>Diffusion des connaissances et mauvaise perception</b>	<b>111</b>
3.1	Introduction . . . . .	112
3.2	Le modèle . . . . .	113
3.2.1	Principe . . . . .	113
3.2.2	Formalisation du modèle multi-agents . . . . .	116
3.2.3	Conditions expérimentales . . . . .	120
3.2.4	Validation du modèle . . . . .	123
3.3	Résultat des simulations et analyse . . . . .	124
3.3.1	Les agents choisissent l'agent le plus proche au sein de l'espace connaissance (H1) . . . . .	125
3.3.2	Pour chaque domaine $s$ , les agents choisissent l'agent le plus éloigné au sein de l'espace connaissance (H2) . . . . .	139
3.4	Principaux résultats et perspectives de recherches . . . . .	150
3.4.1	Résultats principaux . . . . .	152
3.4.2	Perspectives de recherche . . . . .	154

---

<b>4 Diffusion des connaissances dans les pôles de compétitivité</b>	<b>155</b>
4.1 Introduction . . . . .	156
4.2 Etat de l'art . . . . .	159
4.3 Le modèle . . . . .	165
4.3.1 Principe . . . . .	165
4.3.2 Formalisation du modèle multi-agents . . . . .	168
4.3.3 Conditions expérimentales . . . . .	176
4.3.4 Validation du modèle . . . . .	179
4.4 Résultat des simulations et analyse . . . . .	184
4.4.1 Pour chaque domaine $s$ , les agents choisissent l'agent le plus proche au sein de l'espace connais- sance (H1) . . . . .	187
4.4.2 Pour chaque domaine $s$ , les agents choisissent l'agent le plus éloigné au sein de l'espace connais- sance (H2) . . . . .	194
4.5 Principaux résultats et perspectives de recherches . .	203
4.5.1 Résultats principaux . . . . .	203
4.5.2 Perspectives de recherche . . . . .	204
<b>Conclusion générale</b>	<b>207</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>217</b>
<b>A Pseudo code Article 1</b>	<b>229</b>
<b>B Pseudo code Article 2</b>	<b>235</b>
<b>3 Pseudo code Article 3</b>	<b>239</b>
<b>4 Pseudo code Article 4</b>	<b>253</b>
<b>Table des matières</b>	<b>307</b>

**Résumé en Français :** Cette thèse sur travaux, composée de quatre articles, s'intéresse à la dynamique de la diffusion des connaissances entre les acteurs internes d'un pôle de compétitivité français au travers de modélisations multi-agents individu-centrées. Les trois premiers articles constituent un ensemble de réflexions théoriques sur la diffusion inter organisationnelle des connaissances et, comme prolongement, le quatrième article intègre des spécificités d'un pôle de compétitivité. L'article 1 propose une extension dynamique de l'impact de la capacité d'absorption de Sakakibara (2003) et d'Egbetokun et Savin (2012) sur le stock de connaissances d'entreprises partenaires. L'article 2 porte sur des acteurs qui essaient de minimiser le déficit causé par une perception erronée des interactions de deux projets dans lesquels ils investissent régulièrement. Nous avons travaillé sur un grand nombre de décideurs partageant de l'information avec leurs voisins les plus proches. L'article 3 effectue une extension du modèle de l'article 1 en intégrant la mauvaise perception des informations échangées entre acteurs et étudie son impact sur l'accumulation de connaissances. L'article 4, transpose le modèle précédent en y intégrant la notion de confiance et certaines spécificités des pôles de compétitivité.

**Agent based model of knowledge transfer : theoretical considerations and application to a french competitiveness cluster**

**Résumé en anglais :** This thesis, consisting of four articles, deals with the dynamics of the diffusion of knowledge among the internal stakeholders of a French competitiveness cluster through multi-agent modeling. The first three articles are a set of theoretical reflections on inter-organizational knowledge sharing and, as an extension of this, the fourth article includes the specifics of a cluster. Article number 1 provides a dynamic extension of the impact of the absorptive capacity of Sakakibara (2003) and Egbetokun and Savin (2012) on the stock of knowledge of partner companies. Article number 2 focuses on players who try to minimize the deficit caused by a misperception of interactions of two projects in which they invest regularly. It analyzes a large number of decision makers sharing information with their closest neighbors. Article number 3 carries out an extension of the model of article number 1 based on article number 2, incorporating misperception of information exchanged between stakeholders and examines its impact on the accumulation of knowledge. The last article transposes the previous model by incorporating the notion of trust and certain specificities of French competitiveness clusters.

**Discipline :** Sciences de gestion.

**Mots-clés :** Transfert de connaissances, Capacité d'absorption, Confiance, Diffusion, Innovation, Modèles multi-agents, Perception erronée, Pôle de compétitivité, Stock de connaissances.

**Intitulé et adresse du laboratoire :** Centre d'Économie de Paris Nord, 99 avenue Jean-Baptiste Clément, 93430 Villetaneuse.