

# Un modèle connexionniste pour l'intelligence en essaim : le système multi-agent logistique

Rodolphe Charrier, Christine Bourjot, François Charpillet

## ► To cite this version:

Rodolphe Charrier, Christine Bourjot, François Charpillet. Un modèle connexionniste pour l'intelligence en essaim : le système multi-agent logistique. Colloque de l'Association pour la Recherche Cognitive - ARCo'07: Cognition – Complexité – Collectif, ARCo - INRIA - EKOS, Nov 2007, Nancy, France. pp.19-32. inria-00170613

**HAL Id: inria-00170613**

**<https://hal.inria.fr/inria-00170613>**

Submitted on 26 Nov 2007

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

## **Un modèle connexionniste pour l'intelligence en essaim : Le système multi-agent logistique**

Rodolphe CHARRIER – Christine BOURJOT – François CHARPILLET

*LORIA – équipe MAIA*  
*Rodolphe.Charrier@univ-nancy2.fr*

**Résumé** – Les approches connexionnistes sont un courant fort pour la modélisation de phénomènes complexes tels que les processus cérébraux en sciences cognitives, mais plus généralement pour la modélisation de systèmes complexes rencontrés dans de nombreux domaines. Ces approches sont soutenues par une famille de modèles mathématiques dits connexionnistes, fondamentalement déterministes, mettant en jeu des fonctions de transition non linéaires couplées par un réseau de connexions fixé à la conception du modèle. L'intelligence en essaim en revanche relève actuellement d'autres types de modèles, fortement bio-inspirés eux aussi, mais qui n'entrent pas explicitement dans le paradigme connexionniste. Nous montrerons ici qu'une approche connexionniste reste possible dans l'intelligence artificielle en essaim, moyennant certaines modifications structurelles et sémantiques des modèles connexionnistes. Cette démarche nous amène à concevoir un système multi-agent logistique résultant d'une vision dynamique de l'intelligence collective. Ce système sera mis en œuvre dans le cadre de deux cas d'études caractéristiques de la phénoménologie de l'intelligence artificielle en essaim, relatifs au comportement des colonies de fourmis d'une part et à la formation des nuées d'oiseaux d'autres part.

**Mots-Clés** – Modèle connexionniste, Intelligence en essaim, Système dynamique, SMA, Chaos déterministe.

### **1. INTRODUCTION**

Le développement des modèles de la cognition artificielle est intéressant à plus d'un titre. Il est constitué de plusieurs courants d'inspirations différentes (Guillot, 2002) : le courant computationaliste inspiré par le cognitivisme et ses approches logico-symboliques, le courant connexionniste fortement bio-inspiré dont les modèles de référence sont les réseaux de neurones, et enfin un courant plus récent associé aux approches dynamiques mieux adaptées à la modélisation des systèmes adaptatifs. Dans ce dernier axe de recherche, l'accent est mis sur une abstraction mathématique croissante qui permet d'unifier et de théoriser les phénoménologies

abordées. Ce courant se fonde notamment sur un socle mathématique en plein développement qui propose des outils puissants d'analyse et de visualisation : la théorie des systèmes dynamiques non linéaires dont le chaos déterministe est une des facettes les plus fascinantes. Ce fondement mathématique sert également de base à l'étude des systèmes dits complexes, systèmes constitués de multiples entités en interaction, dont le comportement global émerge des interactions locales de façon non triviale. C'est dans ce courant de recherche des approches dynamiques que se situent les travaux évoqués dans le présent article.

Plus précisément, notre objet d'étude est l'intelligence en essaim, vue à la fois comme une modalité distribuée de l'intelligence artificielle et comme phénomène émergeant au sein des systèmes complexes considérés. L'intelligence artificielle en essaim constitue une famille d'algorithmes dont les dénominateurs communs sont la forte bio-inspiration, l'aspect situé des problèmes traités et par conséquent la nécessité de définir et de prendre en compte l'influence d'un environnement dans les systèmes étudiés. Le caractère adaptatif et auto-organisé de ces systèmes constitue également une question centrale dans les recherches actuelles sur l'intelligence en essaim. Cependant les algorithmes qui existent dans ce domaine, même s'ils ont prouvé leur performance sur un plan opérationnel, ne fournissent qu'une explication assez partielle des mécanismes mis en œuvre. De fait, il n'y a encore, à notre connaissance, aucune approche théorique réellement unificatrice pour ce domaine qui puisse fournir un socle mathématique et une sémantique communs à sa modélisation. Nous pensons que ce socle théorique se trouve dans la modélisation connexionniste, moyennant certains choix de conception et une formalisation relevant de l'approche dynamique. L'objectif de cet article est de vérifier la pertinence de cette assertion en présentant un modèle d'approche à la fois connexionniste et dynamique répondant aux problématiques de l'intelligence en essaim : le système multi-agent logistique (SMA logistique). Les systèmes multi-agents réactifs ont en effet une sémantique particulièrement adaptée à la modélisation de ce type d'intelligence, où les entités sont le plus souvent mobiles dans un environnement. Cet article montre en quoi le SMA logistique intègre à la fois les aspects connexionnistes et l'approche dynamique. Pour ce faire, nous mettons en vis-à-vis dans la section 2 ce modèle et les modèles neuronaux existants, afin de préciser son positionnement au sein de la famille des modèles connexionnistes et d'exhiber une analogie en termes d'évolution des modèles avec les réseaux neuronaux. Puis nous abordons dans la section 3 l'application du SMA logistique à deux phénomènes d'intelligence

en essaim déjà simulés informatiquement depuis une vingtaine d'années : la formation de nuées d'oiseaux et le comportement de colonies de fourmis en situation de fourragement, qui ont inspiré de nombreuses méta-heuristiques pour les problèmes d'optimisation.

## 2. DES MODÈLES CONNEXIONNISTES AU SMA LOGISTIQUE

Il s'agit de préciser ici nos concepts de travail et leur description mathématique, le plus souvent par une équation maîtresse locale. Bien que les modèles connexionnistes soient généralement identifiés aux réseaux de neurones (RN), nous marquons volontairement une distinction entre ces deux classes de modèles, l'une étant incluse dans l'autre. Mais l'approche connexionniste recouvre aussi d'autres types de modèles moins bio-inspirés que les RN, et davantage orientés systèmes dynamiques. Ainsi, nous considérerons comme sous-classe des modèles connexionnistes les réseaux d'itérations couplées (RIC), issus de l'étude et de la simulation des phénomènes de chaos spatio-temporel (Kaneko 1996). Ce dernier type de modèle constitue la base théorique du SMA logistique.

### 2.1. Formulation du modèle connexionniste

Nous nous restreignons dans cet article à des modèles connexionnistes utilisant une sommation pondérée comme fonction d'agrégation, pour simplifier notre discours sans pour autant en réduire la portée. Ainsi nous définissons un modèle connexionniste comme un ensemble de cellules computationnelles connectées selon un réseau ou graphe de connections, et dont l'état interne résulte du calcul d'une fonction de transition non linéaire  $f$ , prenant en entrée la sommation pondérée des valeurs précédentes des cellules connectées. Nous considérons ici des modèles à temps discrets, mieux adaptés à la simulation informatique. Nous utilisons donc l'équation maîtresse générique suivante pour définir un modèle connexionniste, pour la mise à jour d'une cellule  $i$  donnée :

$$x_i(t+1) = f\left(\sum_j w_{ij}x_j(t)\right)$$

Volontairement, nous ne précisons pas les limites du terme de sommation, car elles sont liées à la topologie des connexions. Les modèles qui en découlent, dépendront globalement, comme nous allons le voir dans les exemples suivants, du choix de  $f$ , du type et de la topologie des connexions, et du caractère récursif du calcul.

## 2.2. Réseaux connexionnistes neuronaux

Nous ne reviendrons pas ici sur l'historique de ces réseaux, dont les premières versions furent abandonnées momentanément dans les années 70, mais sur les grandes étapes de leur évolution. En effet les diverses variations autour des réseaux de neurones, du premier modèle de Mac Culloch et Pitts, aux neurones fluides, en passant par les cartes auto-organisatrices de Kohonen, sont autant d'exemples des stades d'évolution que peut suivre un modèle connexionniste. Nous analysons ces diverses évolutions essentiellement sous l'angle des modifications sur la topologie des connexions, étant entendu que l'on raisonne alors sur un modèle formel. Mais nous ne prendrons pas en considération dans cet article les mécanismes d'apprentissage associés à ces réseaux, pourtant essentiels.

### 2.2.1. Typologie succincte des RN artificiels

Les réseaux de neurones artificiels se particularisent relativement au modèle connexionniste précédent par le choix de fonctions de transitions inspirées des mécanismes physicochimiques des neurones biologiques d'une part, et des structures du graphe de connexions d'autre part (exception faite des neurones fluides traités dans le chapitre suivant). Nous allons tenter d'esquisser ici une typologie grossière des RN artificiels en mettant en avant les différences fondamentales intégrées lors de chaque évolution.

Ainsi les fonctions  $f$  mises en jeu sont-elles des fonctions à seuil, discontinue comme la fonction de Heaviside à un échelon (ou fonction « signe »), ou continue comme la fonction sigmoïde avec une valeur de seuil à paramétrer. Nous ne considérerons pas ici les neurones à décharges (« spiking neurons ») qui utilisent des fonctions intégratives. Pour ce qui concerne les graphes de connexions, qui ont eu un impact important sur le renouveau des modèles de réseaux de neurones dans les années 80 avec le modèle de Hopfield, on peut distinguer deux grandes classes de graphes de connexions, associées à deux classes de modèles :

- d'une part les réseaux « feed forward » à sens unique dont la dynamique de propagation est non cyclique et dont les connexions sont structurées en couches successives,
- d'autre part les réseaux récurrents aux fonctionnements plus complexes, souvent complètement connectés avec une dynamique de propagation typiquement cyclique (Beslon, & Daucé, 2002).

### 2.2.2. *Neurones fluides pour l'intelligence en essaim*

Ainsi, une de ces dernières évolutions consiste en la définition des neurones fluides, qui s'affranchit de la topologie fixe du graphe de connexions. Ici, les neurones peuvent se déplacer sur le réseau et reçoivent seulement les informations des plus proches voisins (Solé & Miramontes, 1995). Ces neurones fluides ont permis de traiter certains problèmes qui sortent du cadre biologique neuronal, comme la modélisation de l'état d'activité dans les colonies de fourmis (Delgado, & Solé, 2000). Nous n'entrerons pas davantage dans le détail de ce type de neurones, et nous renvoyons le lecteur vers les articles cités. Il s'agit simplement de noter dans ce cas précis la nécessité d'une topologie dynamique des connexions, pour pouvoir aborder les problématiques de l'intelligence en essaim. Cette modification structurelle peut se réaliser soit en définissant uniquement les voisinages de transmission des messages neuronaux, c'est-à-dire des graphes dynamiques de connexions, soit en utilisant des graphes aléatoires de connexions. Cette tentative de traitement de l'intelligence en essaim par un modèle neuronal reste selon nous insuffisante, car trop spécifique à la modélisation d'un comportement limité à l'activation, déjà largement présent dans les réseaux neuronaux classiques.

## 2.3. Réseaux connexionnistes « dynamiques »

### 2.3.1. *Les réseaux d'itérations couplés (RIC)*

Développés en 86 par le physicien japonais K. Kaneko, les réseaux d'itérations couplées (RIC) ont servi de modèle théorique pour l'étude du chaos déterministe spatio-temporel (Kaneko, 1996) dans les systèmes complexes. Nous nous intéressons dans cet article plus particulièrement à la version logistique de ces réseaux récurrents, qui utilisent comme fonction de transition une application logistique dont la forme paramétrée usuelle s'écrit par la formule à temps discret suivante :

$$x(t+1) = f(x(t)) = 4a x(t)(1-x(t))$$

Le comportement de l'application est totalement décrit par son diagramme de bifurcations (cf. Figure 1), qui visualise le comportement asymptotique des itérations de l'application, en fonction de la valeur initiale  $x_0$  et du paramètre de contrôle initial  $a$ , sur l'intervalle réel  $[0,1]$  invariant par  $f$ .  $f$  est gouvernée par le paramètre de contrôle  $a$  qui détermine entièrement son type de comportement : ainsi, pour des valeurs de  $a$  croissantes, la

séquence des itérés de la fonction reste stable autour d'un point fixe, puis autour de cycles périodiques, pour devenir chaotique lorsque le paramètre de contrôle dépasse un certain seuil (lorsque  $a \rightarrow 1$ ).

Dans le cas d'un réseau de  $N$  applications logistiques globalement couplées, qui correspond au RIC logistique, l'équation maîtresse pour une cellule du réseau devient :

$$x_i(t+1) = f\left((1-\varepsilon)x_i(t) + \frac{\varepsilon}{N} \sum_{j=1}^N x_j(t)\right)$$

où  $f$  est l'équation logistique et  $\varepsilon$  le coefficient de couplage d'une cellule avec toutes les autres. La similitude d'écriture avec les modèles connexionnistes génériques est évidente, à ceci près que l'on fixe les coefficients de pondération dès la conception à partir du coefficient de couplage. Le comportement de ce type de réseau est étudié en partie selon une approche théorique, mais surtout selon une approche numérique à haute précision pour pallier aux difficultés de l'analyse théorique dans certains cas.

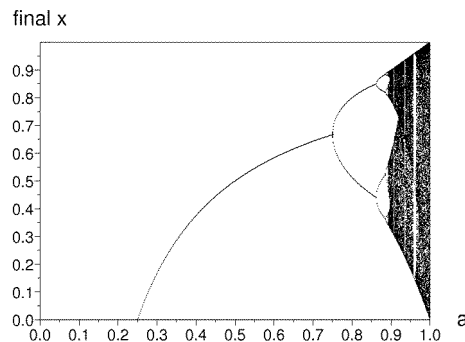


Figure 1. Diagramme de bifurcation de l'application logistique

Sur un plan phénoménologique, le concept clé est celui de synchronisation des états des cellules, situation où elles possèdent la même valeur et la même évolution de leur variable d'état  $x$ . En effet, selon les valeurs du coefficient de couplage et du paramètre de contrôle distribué en chacune des fonctions de calcul, des phénomènes de synchronisation totale peuvent se produire dans un réseau chaotique globalement couplé (Kaneko, 1990) ; dans d'autres cas, des clusters de synchronisation peuvent apparaître lorsque le couplage n'est plus global mais local ou bien que le graphe des connexions devient aléatoire ; nous reviendrons sur ce point lorsque nous évoquerons la simulation des nuées d'oiseaux par SMA logistique.

### 2.3.2. Des RIC Logistiques aux SMA logistiques

Les RIC logistiques se situent dans notre démarche comme le sont les réseaux de Hopfield dans les réseaux de neurones, et le SMA Logistique apparaît comme une évolution semblable aux neurones fluides vis-à-vis des réseaux de Hopfield. Le principe de la transformation vers le SMA logistique consiste essentiellement en une individualisation des cellules transformées en agents mobiles sur le réseau et en boucle sensorimotrice perception-décision-action. Les connexions n'existent entre agents que dans leur voisinage propre, limité et centré sur chaque agent. Enfin, ces agents sont situés dans un environnement extérieur sur lequel ils influent et dont ils subissent à leur tour la rétroaction par le biais de mécanismes stimulus-réponses. Ceci est conforme à la description du modèle influence-réaction initié par Ferber et Müller (Ferber, & Müller, 1996). L'état d'un agent logistique est défini par le tuple  $\langle x, a, \varepsilon \rangle$  :

- $x$  : variable de décision qui gouverne les actions de l'agent ;
- $a$  : variable de contrôle qui gouverne la fonction de décision logistique de l'agent ;
- $\varepsilon$  : variable de couplage qui règle le poids de la connexion aux autres agents.

Dans sa phase perceptive, l'agent perçoit les valeurs des variables  $x$  des agents de son voisinage de perception, et les valeurs des ses deux autres variables d'état. La phase de décision se traduit par le calcul de la nouvelle valeur de  $x$  via l'équation maîtresse des RIC précédemment décrite, restreinte au voisinage de l'agent. Enfin les actions de l'agent sont directement liées à la valeur mise à jour  $x(t+1)$  pour effectuer un déplacement ou un dépôt de phéromone dans l'environnement par exemple (cas des fourmis).

## 2.4. Synthèse

Le tableau 1 montre une classification grossière des modèles connexionnistes évoqués précédemment, mais elle suffit à mettre en lumière la diversité des modèles générés à partir d'une même écriture connexionniste ainsi que l'analogie entre les évolutions des modèles Hopfield - neurones fluides et RIC - SMA logistique. Dans la suite, nous montrons quelques résultats de l'application du SMA logistique à la simulation de deux phénomènes emblématiques de l'intelligence en essaim, à savoir la formation de nuées d'oiseaux et l'expérience du double pont pour le fourragement des fourmis.



Tableau 1. Récapitulatif des modèles connexionnistes artificiels considérés.

	Type du réseau	Type de transition	Structuration des connexions	Type de dynamique
<b>Réseaux neuronaux</b>	Mac Culloch	Fonction sign( )	Mono-couche	À sens unique
	Perceptrons	Fonction de Heaviside,	Mono ou multi-couches	À sens unique
	Cartes de Kohonen	Fonction sigmoïde	Multi-couches avec voisinage	À sens unique
	Réseaux de	Fonction	Complètement	Récurrent
	Fluide de neurones	Fonction sigmoïde	Connexion par voisinage	Récurrent
<b>Réseaux dynamiques</b>	RIC logistique	Application	Complètement	Récurrent
	SMA logistique	Application logistique	Connexion par voisinage	Récurrent

### 3. TRAITEMENT DE L'INTELLIGENCE EN ESSAIM PAR SMA LOGISTIQUE

#### 3.1. Principes fondateurs de l'intelligence artificielle en essaim

L'intelligence artificielle en essaim recouvre un ensemble d'algorithmes utilisés en informatique qui ont la particularité de faire interagir de multiples processus élémentaires de façon décentralisée, c'est-à-dire sans contrôleur global, afin de résoudre des problèmes. Elle est née de la modélisation mathématique et informatique des phénomènes biologiques rencontrés en éthologie (Bonabeau, Dorigo, & Theraulaz, 1999) sur la base d'études statistiques comportementales chez les espèces étudiées. Ses domaines d'applications sont maintenant nombreux pour l'informatique, en recherche opérationnelle notamment et dans les réseaux de communications informatiques. Nous n'évoquons ici que deux exemples phares d'algorithmes de l'intelligence artificielle en essaim : les algorithmes fourmis et les algorithmes de type « flocking ». Les premiers sont inspirés du comportement de certaines colonies de fourmis et sont devenus des méta-heuristiques puissantes dans le traitement de problèmes d'optimisation combinatoires (Dorigo, & Stützle, 2004). Ils sont fondés sur des fonctions de décisions stochastiques que l'on retrouve dans de nombreuses modélisations de phénomènes collectifs. Les seconds s'inspirent des comportements collectifs d'agrégation que l'on observe dans la formation des nuées d'oiseaux ou des bancs de poissons ; ils ont donné naissance aux premiers algorithmes déterministes de nuées pour la réalité virtuelle (Reynolds, 1987) et par

dérivation au courant de recherche d'optimisation par essaim particulaire (Kennedy, & Eberhart, 1995) où l'algorithmique devient stochastique. En revanche, comme il a été dit précédemment, le SMA logistique est fondé sur une approche déterministe qui puise sa source dans les systèmes dynamiques non linéaires et les modèles connexionnistes. Cette caractéristique le positionne comme alternative aux modèles existants.

### 3.2. Simulation de nuées d'oiseaux avec le SMA logistique

L'objectif est ici de reproduire artificiellement la formation de groupements plus ou moins stabilisés d'agents mobiles dans un environnement sans obstacle. Nous associons ces groupements à des clusters définis par un critère de distance séparant les variables de décision des agents. Ce concept est également employé dans l'étude des RIC pour mesurer la synchronisation qui émerge dans les groupes de cellules. Un cluster est donc défini récursivement comme suit : au départ, tous les agents sont des clusters individuels, ensuite un agent  $i$  appartient à un cluster quelconque s'il existe dans son voisinage un agent  $j$  de ce cluster dont les variables de décision internes vérifient la relation  $|x_i - x_j| < \delta$ , où  $\delta$  est la précision de définition du cluster.

L'action unique de l'agent est son propre déplacement dans l'environnement. La variable de décision fixe la direction de ce déplacement. Les conditions initiales des simulations effectuées correspondent à une distribution uniforme de 100 agents dans un environnement grille de dimension  $30 \times 30$ . Les agents ont un voisinage de perception de rayon 2 et deux situations ont été explorées. La première situation renvoie aux deux premières images de la fig.2 : tous les agents sont initialement chaotiques ( $a = 1$ ). Malgré ce comportement, des clusters d'agents définis à  $\delta = 10^{-10}$  près sont observés à partir d'une valeur de couplage  $\varepsilon = 0,5$  quel que soit la taille du voisinage. Ce résultat théorique établi dans le domaine des RIC (voisinage fixe sur réseau) est vérifié dans notre cas (voisinage variable) expérimentalement. De plus ces clusters sont relativement stables. En revanche la seconde situation (fig. 2, dernière image) correspond à des agents dotés de variables de contrôle uniformément réparties sur  $[0,1]$ ; dans ce cas les clusters sont plus difficiles à obtenir, c'est-à-dire pour des couplages plus forts, et sont très instables. Cependant la simulation y est visuellement plus réaliste en termes de « flocking ».

Les détails relatifs au modèle et à l'algorithme utilisé sont exposés dans l'article (Charrier, Bourjot, & Charpillet, 2007b). La formation de nuées

constitue un phénomène typique d’auto-organisation.

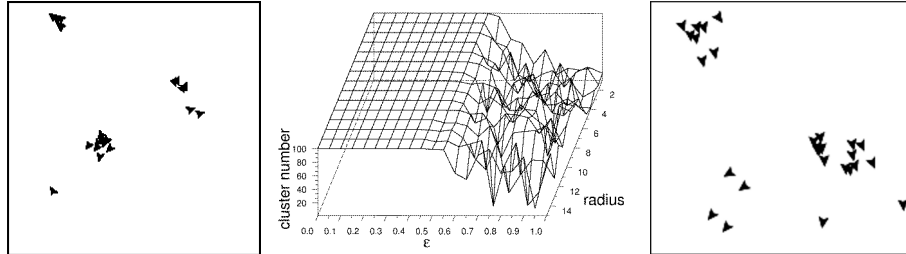


Figure 2. Copies d’écrans après 1100 pas de temps de la simulation dans un environnement 30x30 avec un rayon de voisinage de 2. A gauche formation de clusters d’agents chaotiques avec  $\varepsilon=0,6$  ; au centre les résultats d’une série de simulations liées à la configuration précédente ; à droite clusters d’agents à variable de contrôle uniformément distribuée sur  $[0,1]$  avec  $\varepsilon=0,96$

### 3.3. Comportement des colonies de fourmis avec le SMA logistique

Pour traiter le comportement de fourragement des fourmis par le SMA logistique, nous avons choisi de reprendre l’expérience d’origine mise en place par Deneubourg, l’expérience du double pont. Nous n’explicitons pas en détails ici cette expérience, nous renvoyons le lecteur à l’article original (Deneubourg *et al.*, 1990). Nous en rappelons brièvement les conditions expérimentales : les fourmis se déplacent de leur nid vers une source de nourriture en traversant un pont composé de deux branches d’égale distance. Au bout de quelques heures un chemin est sélectionné par toute la colonie, empruntant une des deux branches. Notons qu’il s’agit d’un comportement spécifique à une espèce particulière de fourmis, d’autres espèces étant capables d’exploiter les deux voies simultanément. Ce phénomène pose question quant aux mécanismes qui permettent cette décision collective. Ce type de phénomène macroscopique est habituellement interprété comme une brisure de symétrie du problème.

La modélisation réalisée pour reproduire artificiellement cette expérience, est à la base de tous les algorithmes fourmis conçus depuis lors. Elle consiste en une fonction de décision stochastique des fourmis pour choisir la branche sur laquelle traverser. La probabilité d’aller sur la branche A est donnée par la formule suivante (on nomme A et B les deux branches,  $\tau_a$  et  $\tau_b$  les quantités cumulées de phéromone déposées sur chaque branche) :

$$P_A = \frac{\tau_a^2}{\tau_a^2 + \tau_b^2}$$

Cette formule donne des résultats en accord avec les résultats expérimentaux.

Le principe de la simulation de ce même phénomène de brisure de symétrie avec le SMA logistique consiste à ne pas faire intervenir la variable de couplage  $\varepsilon$  de chaque agent (on pose  $\varepsilon = 0$ ), interdisant ainsi tout échange direct d'information entre agents ; nous sommes alors dans le cas que l'on peut identifier à un recrutement de masse des fourmis, uniquement gouverné par l'influence indirecte de la phéromone. En revanche, l'agent logistique est effectivement rendu sensible à la phéromone par sa capacité à la percevoir dans l'environnement et à privilégier les lieux où elle est maximale. Cette perception se traduit par une modification de la variable de contrôle interne à l'agent, inversement proportionnelle à la quantité de phéromone perçue. Ainsi, plus la quantité de phéromone augmente sur une des branches, plus la variable de contrôle des agents qui la sélectionnent diminue, ce qui a pour effet de réduire l'aspect aléatoire des décisions de l'agent. En définitive, l'algorithme se lit directement sur le diagramme de bifurcation de l'application logistique (Fig. 1) : on part d'une situation où tous les agents sont chaotiques ( $a = 1$ ) à droite du diagramme, ils explorent les deux branches de façon équivalente, puis arrive un moment où la quantité de phéromone d'une des branches surpasse significativement celle de l'autre, induisant un choix préférentiel des agents pour cette branche, et corrélativement une diminution plus forte de la variable de contrôle ainsi qu'une décision plus stable. La brisure se produit lorsque toutes les décisions prises sont identiques et cela de façon irréversible (vers la gauche du diagramme Fig.1).

La figure 3 montre graphiquement le résultat moyen sur 10 simulations avec le SMA logistique. Les courbes affichées sont relatives au taux de fourmis sur chaque branche, la branche gagnante étant celle où ce taux atteint 100%. Il faut préciser que la branche gagnante n'est pas la même à chaque simulation. La variation de la variable de contrôle est également tracée et montre son effet sur l'évolution des taux de fourmis. La première partie des courbes correspond à la phase aléatoire puis on constate un resserrement des courbes avant la brisure de symétrie. Pour des compléments sur cet algorithme et son analyse, nous invitons le lecteur à consulter l'article (Charrier, Bourjot, & Charpillet, 2007a).

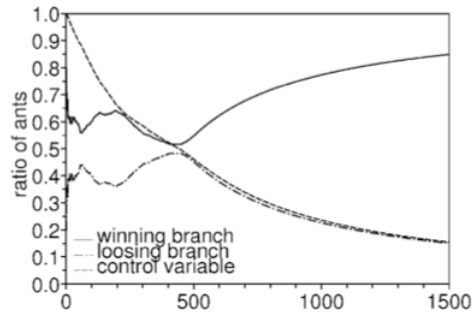


Figure 3. Évolution des taux de fourmis sur les branches gagnantes et perdantes et de la variable de contrôle. Courbes moyennées sur 10 simulations. Pas de temps est en abscisse et taux en ordonnée.

L'allure des courbes obtenues est en accord avec celle du modèle original et avec les courbes expérimentales.

#### 4. DISCUSSION ET PERSPECTIVES

Comme nous venons de le montrer, le modèle de SMA logistique est susceptible de traiter deux grands types d'intelligence en essaim, et sans doute d'autres, tant la variété des comportements du système est grande. Sur le plan théorique, les outils mathématiques dédiés à l'étude des systèmes dynamiques non linéaires sont des aides précieuses pour prédire globalement l'évolution du système, interpréter et valider les résultats expérimentaux. Toutefois, le recours à la simulation informatique reste déterminante dans ce domaine. Le SMA logistique est encore un modèle en phase exploratoire, même s'il puise ses racines sur un socle théorique et une phénoménologie bien établis aujourd'hui. Concernant l'intelligence en essaim, il n'en est qu'à ses débuts. A ce stade, notre objectif affiché consiste à apporter un complément sémantique à des phénomènes collectifs encore mal compris et un éclairage nouveau sur les mécanismes mis en oeuvre. Nous considérons que le SMA logistique atteint de ce point de vue son objectif.

Au-delà de cet aspect, ce modèle, présenté comme une instance hybride d'un modèle connexionniste transformé par une approche dynamique, contribue à construire une vision unificatrice non seulement pour l'intelligence en essaim mais aussi pour la cognition artificielle du point de vue connexionniste. Sur ce dernier point, il pose en effet certaines questions conceptuelles et épistémologiques : comment interpréter le fait qu'une écriture connexionniste puisse servir à la fois pour la modélisation d'un réseau

de neurones et d'une intelligence en essaim ? Ces deux domaines de l'Intelligence Artificielle paraissent en effet éloignés phénoménologiquement, alors qu'ils sont proches sur le plan de la modélisation connexionniste. Nous estimons que le modèle de SMA logistique est un maillon essentiel pour comprendre les liens qui unissent ces deux domaines.

## 5. BIBLIOGRAPHIE

- Beslon, G., & Daucé, E. (2002). Modularité et apprentissage dans les réseaux de neurones récurrents. In A. Guillot & E. Daucé (Eds.). *Approche dynamique de la cognition artificielle* (pp. 61-80). Paris : Lavoisier, Hermès Sciences.
- Bonabeau, E., Dorigo, M., & Theraulaz, G. (Eds.). (1999). *Swarm Intelligence. From Natural to Artificial Systems*. New York : Oxford University Press.
- Charrier, R., Bourjot, C., & Charpillat, F., (2007b). A Nonlinear Multi-agent System designed for Swarm Intelligence : the Logistic MAS. *SASO'07, International Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems, Boston*.
- Charrier, R., Bourjot, C., & Charpillat, F., (2007a). Deterministic Nonlinear Modeling of Ant Algorithm with a Logistic Multi-Agent System. *AAMAS '07, International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems , Hawaii*.
- Delgado, J., & Solé, R.V. (2000). Self-synchronization and Task Fulfilment in Ant Colonies. *Journal of Theoretical Biology, 205*, 433-441.
- Deneubourg, J.L., Aron, S., Goss, S., & Pasteels, J.M. (1990). The Self-organizing Exploratory Pattern of the Argentine Ant. *Insect Behavior, 3*, 159-168.
- Dorigo, M., & Stützle, T. (Eds.). (2004). *Ant Colony Optimization*. The MIT Press.
- Ferber, J. & Müller, J.-P., (1996). Influences and reactions : A model of situated multiagent systems. *Second International Conference on Multiagent Systems (ICMAS-96)*, The AAAI Press, 72-79
- Guillot, A. (2002). Introduction. In A. Guillot & E. Daucé (Eds.). *Approche dynamique de la cognition artificielle*. (pp. 17-30). Paris : Lavoisier, Hermès Sciences.
- Kaneko, K. (1990). Clustering, Coding, Switching, Hierarchical Ordering and Control in Network of Chaotic Elements. *Physica D, vol. 41*, 137-172.
- Kaneko, K. (1996). *Theory and applications of coupled map lattices*. J. Wiley & Sons.
- Kennedy, J. & Eberhart, R.C., (1995). Particle swarm optimization. *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Neural Networks, IEEE Service Center*, 1942-1948
- Reynolds, C.W., (1987). Flocks, Herds, and Schools : A Distributed Behavioral Model. *Computer Graphics, 21*, 25-34
- Solé, R.V. & Miramontes, O., (1995). Information at the edge of chaos in fluid neural networks. *Physica D, vol. 80*, 171-180.

