

# Des systèmes multi-agents pour simuler le vivant

Jacques Ferber

LAFORIA-IBP  
Université Paris 6 - C169  
75252 Paris cedex 05  
France  
[ferber@laforia.ibp.fr](mailto:ferber@laforia.ibp.fr)

## 1. Introduction

Si la simulation consiste à expérimenter à l'aide d'outils informatiques sur des modèles, celle-ci s'appuie toujours sur une théorie, c'est à dire sur une description abstraite de certains aspects de la réalité. Généralement ces descriptions sont données sous la forme de relations mathématiques entre des variables représentant des grandeurs physiques mesurables dans la réalité. Les modèles les plus utilisés en écologie sont les équations différentielles, les matrices de transitions, etc... Elles reposent sur la définition d'une relation de cause à effet entre des variables d'entrées et des variables de sorties. L'un des exemple les plus connus est celui du modèle mathématique de dynamique des populations introduit par Lotka et Volterra [Volterra 1926] qui exprime le taux de croissance de populations de proies et de prédateurs occupant un même territoire.

$$\frac{dN_1}{dt} = r_1N_1 - PN_1N_2 \qquad \frac{dN_2}{dt} = aPN_1N_2 - d_2N_2$$

où  $P$  est le coefficient de prédation,  $N_1$  et  $N_2$  sont les effectifs de proies et de prédateurs,  $a$  est l'efficacité avec laquelle les prédateurs convertissent la nourriture en descendants,  $r_1$  détermine la fécondité des proies et  $d_2$  le taux de mortalité des prédateurs.

Bien qu'ayant permis de nombreuses avancées sur le plan théorique et pratiques [Pavé 1994], ces modèles et les techniques de simulation numériques associées, présentent néanmoins certains problèmes:

1. **Etanchéité du niveau d'analyse.** Les modèles mathématiques relient des paramètres qui se situent tous au même niveau d'analyse. Par exemple, il n'est pas possible de relier la taille d'un effectif aux prises de décisions effectuées par les individus. On peut dire que ces niveaux d'analyse sont "étanches" puisqu'il n'est pas possible de faire correspondre des comportements effectués au niveau "micro" à des variables globales mesurées au niveau "macro".
2. **Complexité et réalisme des paramètres.** Pour être utilisables et correspondre à la réalité, ces équations comportent souvent un

grand nombre de paramètres difficiles à estimer, et surtout qui manquent de réalisme. Par exemple, dans le modèle Proie-Prédateur de l'équation précédente, le coefficient  $a$  qui indique l'efficacité avec laquelle les prédateurs transforment la nourriture en descendance semble bien appauvrissant quand on pense à l'ensemble des comportements complexes (hiérarchies et dominances, stratégies sexuelles, utilisation du territoire et construction de nids) qui peuvent avoir un impact direct sur leur fécondité.

3. **Incapacité à modéliser l'action.** La critique peut être majeure que l'on pourrait faire aux modèles mathématique porte sur leur impossibilité à prendre en compte les actions des individus, et donc des modifications effectives de l'environnement qui découlent de leur comportement. La plupart des phénomènes collectifs (que l'on pense par exemple aux phénomènes boursiers) sont le résultat d'un ensemble de prises de décisions individuelles qui tiennent compte des comportements des autres acteurs du système. En ne considérant les actions que par leurs conséquences mesurables au niveau global ou par leur probabilité d'apparition, il s'avère impossible d'expliquer les phénomènes émergents dûs à l'interaction de ces comportements individuels, et en particulier tous ceux qui portent sur la coopération intra et inter spécifique.
4. **Les informations qualitatives.** De par leur nature même, les simulation numériques ne peuvent considérer que des paramètres quantitatifs et apparaissent désarmés devant la multitude d'informations qualitatives recueillies par les naturalistes. Devant l'intrication des jeux de régulations qui s'établissent entre les habitudes comportementales des espèces et leurs mécanismes de reproduction et d'occupation de l'espace, les modèles mathématiques abandonnent et laissent ainsi de

nombreux domaines de recherche dans l'incapacité à bénéficier des avantages que procurent la simulation.

## 2. Simulation multi-agents

Les systèmes multi-agents apportent une solution radicalement nouvelle au concept même de modèle et de simulation dans les sciences de l'environnement, en offrant la possibilité de représenter directement les individus, leurs comportements et leurs interactions.

La simulation multi-agents est fondée sur l'idée qu'il est possible de représenter le comportement d'un individu par un processus informatique, c'est à dire par un élément de programme disposant de sa propre autonomie opératoire.

Chaque individu peut être alors représenté informatiquement sous la forme d'un *agent*, c'est à dire d'un processus informatiques autonome, capable de percevoir et de réagir aux transformations de l'environnement, son comportement étant défini pour toutes les phases de son évolution (naissance, recherche de nourriture et de partenaire, reproduction et mort) avec tous les détails nécessaires.

Dans la terminologie multi-agents, un agent est une entité capable d'agir sur lui-même et sur son environnement, qui possède une représentation partielle de son environnement

*Définition: On appelle agent une entité physique ou informatique qui est capable de percevoir et d'agir sur son environnement, qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement (et parfois aucune), qui peut communiquer avec d'autres agents, qui poursuit un objectif individuel, qui possède des compétences, qui peut éventuellement se reproduire ,et dont le comportement est la conséquence de ses objectifs, de sa perception, de ses représentations, de ses compétences et des communications qu'ils peut avoir avec les autres agents.*

Chacun des termes de cette définition est important. D'abord, la notion d'agent dépend des nécessité de la modélisation. On peut par exemple, considérer qu'une fourmi est un agent, mais aussi qu'une colonie de fourmi est un agent. Dans le premier cas on ne considèrera que les interactions entre individus élémentaires, alors que dans l'autre cas, on s'intéressera aux

interactions mettant en jeu plusieurs colonies de fourmis. Ainsi une ville, un banc de poisson ou un ménage de pêcheurs peuvent être considérés comme des agents. Ceux-ci n'ont qu'une représentation partielle de leur environnement, c'est à dire qu'ils n'ont pas de vision globale de tout ce qui se passe. C'est exactement ce qui se passe dans toutes les réalisations humaines d'envergures, telles que la fabrication d'un Airbus, dans lesquelles personne ne connaît tous les détails de l'appareil, chaque spécialiste n'ayant qu'une vue partielle correspondant à son domaine de compétence.

Les agents sont capables d'agir, et non pas seulement de raisonner comme dans les systèmes d'intelligence artificielle classique. L'action est un concept fondamental qui repose sur le fait que les agents accomplissent des actions qui vont elles-mêmes modifier l'environnement des agents et donc leurs prises de décision futures.

Les agents sont doués d'autonomie, ou tout du moins d'une autonomie de comportements. Cela signifie qu'ils ne sont pas dirigés par des commandes venant de l'utilisateur, mais par un ensemble de buts propres à chaque agent. Enfin, *communication* et *comportement* sont deux notions très importantes en intelligence artificielle distribuée. Elles expriment le fait d'une part que les agents ne sont pas de purs "raisonneurs" mais que le fait qu'ils agissent est essentiel, et d'autre part qu'il est nécessaire à ces agents de communiquer pour coopérer et coordonner leurs actions. La figure 1 donne une illustration de la notion d'agent.

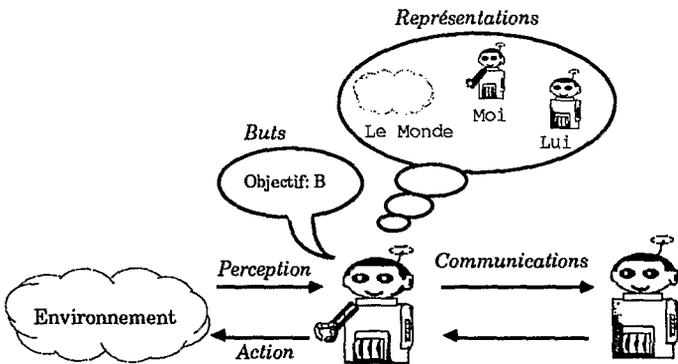


Figure 1. Une représentation schématique d'un agent qui interagit avec son milieu et avec d'autres agents en se composant éventuellement un modèle individuel du monde et des autres.

Il est maintenant possible de définir ce qu'est un système multi-agents.

**Définition:** on appelle système multi-agents, un système composé des éléments suivants:

1. Un espace environnemental  $\mathbb{E}$ , c'est à dire un espace muni au moins d'une topologie et plus généralement d'une notion de distance,
2. Un ensemble d'objets  $\mathbb{O}$ . Ces objets sont situés, c'est à dire que pour tout objet, il est possible, à un moment donné, d'associer une position dans  $\mathbb{E}$ .
3. Un sous-ensemble  $\mathbb{A}$  de  $\mathbb{O}$  qui représente les entités actives du système.
4. Un ensemble de relations  $\mathbb{R}$  qui unissent des objets (et donc des agents) entre eux (par exemple: le fait qu'un agent soit une des "accointances" d'un autre agent)
5. Un ensemble d'opérations  $\mathbb{F}$  permettant aux agents de  $\mathbb{A}$  de percevoir, produire, consommer, transformer et manipuler des objets de  $\mathbb{O}$ .

Les agents dans les systèmes *multi-agents* sont positionnés dans un espace, et prennent en compte le problème de la perception des objets dans cet espace (reconnaissance des objets situés dans l'univers, limitation de la perception du monde) et celui de l'action dans le monde, c'est à dire des transformations de l'état de l'univers physique dans lequel sont plongés les agents. Les interactions entre agents peuvent alors s'effectuer aussi bien par des mécanismes de communication direct que par l'intermédiaire d'actions dans l'environnement physique. Nous verrons en particulier que la plupart des systèmes multi-agents réactifs considèrent que la notion d'espace environnemental est fondamentale pour la coordination d'action entre plusieurs agents. Par exemple, dans un univers de fourmis (voir le projet MANTA ci-dessous), les agents  $\mathbb{A}$  sont les fourmis,  $\mathbb{E}$  est l'espace géométrique euclidien dans lequel se meuvent les robots et  $\mathbb{O}$  se compose

évidemment des agents, mais aussi de l'ensemble des objets physiques placés ici et là, et que les fourmis doivent éviter, prendre ou manipuler. Les opérations  $F$  sont les actions que les fourmis peuvent faire en se déplaçant, en bougeant des objets, en soignant des oeufs ou des larves ou en émettant des signaux pour les autres agents, et  $\mathbb{R}$  est l'ensemble des relations qui unissent certains agents à d'autres, telles que des relations d'accointances (certains agents en connaissent d'autres) et les relations de communicabilités (les agents peuvent communiquer avec certains agents mais pas nécessairement à tous). Par exemple dans le système SIMPOP (voir ci-dessous), certaines villes échangent des biens, des services et de l'argent avec les villes environnantes, mais aussi avec des villes situées plus loin mais qui bénéficient d'un réseau de transport moderne. Ainsi, Lyon, a plus d'échange avec Paris qu'avec d'autres villes situées pourtant plus près, mais qui ne bénéficie pas de voies de transports pratiques.

Les simulations multi-agents permettent de modéliser des situations complexes dont les structures globales émergent des interactions entre individus. L'intérêt de ces simulations est de pouvoir considérer aussi bien des paramètres quantitatifs (c'est à dire des paramètres numériques) que qualitatifs (des comportements individuels). On utilise aussi parfois le terme de modèles *micro-analytique* [Collins & Jefferson 1991] ou de simulation *individu-centrés* pour bien indiquer que les représentations se situent au niveau de l'individu, ces derniers interagissant aussi bien entre eux qu'avec l'environnement simulé. Il s'agit ainsi de construire des "micro-mondes artificiels" dont il est possible de contrôler toutes les caractéristiques, et de reproduire des séries d'expérimentations comme s'ils s'agissait de situations de laboratoire. Il s'agit donc d'une modélisation analogique, semblable aux maquettes en format réduit utilisées en aéronautique ou en construction navale, la différence essentielle provenant du fait que le modèle réduit est exprimé sous la forme d'une entité informatique et non d'une structure physique.

De ce fait, l'utilisateur d'un tel simulateur a un rôle actif, et emploie un système multi-agent comme s'il s'agissait d'un laboratoire miniature, en déplaçant des individus, en changeant leur comportement, et en modifiant les conditions environnementales. Chaque agent est évidemment "marqué" comme pourrait l'être un être naturel, mais ce marquage est évidemment plus facile, puisque l'individu peut être suivi à tout moment dans son évolution et avec le degré de finesse désiré. On exploite alors les capacités des

ordinateurs pour traiter les données obtenues, les agréger et les traiter de manière statistiques afin de vérifier les hypothèses émises.

De ce fait, à la différences des approches classiques, la simulation multi-agents ne se réduit pas à l'implémentation d'un modèle puis à l'analyse de la réponse de ce modèle en fonction des paramètres d'entrées, mais participe au processus de recherche de modèle.

Les principales qualités des modélisations multi-agents sont leur capacité d'intégration et leur flexibilité. En effet, il est possible d'intégrer dans la même modélisation des variables quantitatives, des équations différentielles, et des comportements fondés sur des règles symboliques. Il est de plus très facile d'intégrer des modifications, chaque enrichissement du modèle étant réalisé par l'adjonction de règles comportementales qui agissent au niveau de l'individu. De plus, les individus étant toujours distingués les uns des autres, il est possible d'ajouter de nouveaux types d'agents qui disposent de leur propre modèle de comportement et qui viennent interagir avec les agents déjà définis. Par exemple dans une modélisation forestière, on pourrait introduire de nouvelles espèces animales ou végétales qui viennent interagir avec les espèces déjà modélisées.

Enfin, les simulations multi-agent permettent de simuler l'émergence d'organisations à partir des interactions locales entre agents, c'est à dire de faire surgir des structures du niveau macro à partir de modélisations du niveau micro. Comme le montre la figure 2, un système multi-agent se situe au carrefour des notions d'agents et d'organisation, le concept d'interaction servant de lien entre ces différents niveaux.

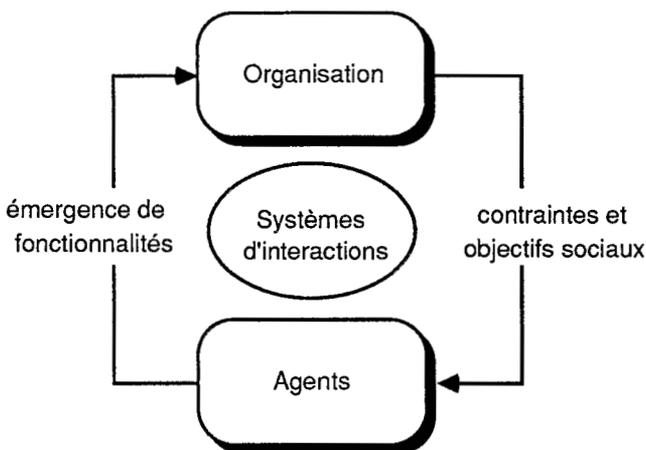


Figure 2. Les systèmes multi-agents permettent l'étude des phénomènes émergents découlant des interactions sociales entre individus.

Les agents, de par leurs actions font apparaître des structures organisationnelles, mais en retour subissent des contraintes provenant de ces structures. Par exemple, si la différenciation comportementale et la constitution de spécialistes peuvent être vues comme des fonctionnalités émergentes de certains systèmes multi-agents, l'attribution d'un rôle à chaque agent réduit d'autant la marge de manoeuvre de chacun et impose donc des contraintes à chacun des agents sur l'ensemble de ses comportements possibles.

### 3. Agents cognitifs et réactifs

On distingue généralement les agents cognitifs des agents réactifs. Les premiers sont capables d'avoir des représentations partielles de leur univers et de communiquer directement avec des agents qu'ils connaissent. De ce fait, ces agents sont capables de prendre des décisions à partir des informations dont ils disposent et de planifier leurs actions à l'avance. Ils sont donc le lieu de comportements réfléchis issus d'un acte de délibération. A l'inverse les agents réactifs sont beaucoup plus frustrés. Leur comportement se réduit à un simple stimulus/réponse, et ils ne disposent pas d'une mémoire leur permettant de connaître les autres agents et d'avoir des représentations sur le monde dans lequel ils évoluent. De ce fait,

individuellement, les agents réactifs sont très faibles. Mais leur force vient de leur capacité à se mettre en groupe, c'est à dire de constituer des colonies capables de s'adapter à leur environnement. Ainsi, ce n'est pas au niveau de l'individu que les agents réactifs sont intéressants, mais au niveau de la population et des capacités d'adaptation et d'évolution qui émergent des interactions entre ses membres [Ferber 1994].

Nous allons illustrer les propos précédents à l'aide de quelques exemples tirés des recherches effectuées dans l'équipe MIRIAD du LAFORIA. L'intérêt de cette présentation est de montrer la diversité des applications des systèmes multi-agents dans le cadre de simulations de systèmes réels.

#### 4. le projet MANTA

##### 4.1. Description générale

Le projet MANTA, qui est né de la rencontre de deux domaines de recherches, l'éthologie et l'intelligence artificielle distribuée, a porté sur la modélisation par systèmes multi-agents d'une colonie de fourmis *Ectatomma Ruidum* au cours de son évolution. Les expérimentations ont porté notamment sur sa sociogénèse, c'est à dire sur la constitution d'une colonie mature à partir d'une (ou plusieurs) reines, sur l'adaptation d'une colonie à son environnement et en particulier sur la division des tâches (polyéthisme) et la spécialisation des ouvrières, et enfin sur la polygynie [Drogoul et al. 1992].

Il s'agissait en particulier de tester une hypothèse éthologique concernant l'aspect distribué de la prise de décision dans une colonie de fourmis. Le comportement des individus suffisent-ils à expliquer la génération et la stabilité des formes sociales observées (division du travail, polyéthisme d'âge, dynamique de la fondation de la société, etc...)? D'après cette hypothèse, en effet, l'organisation du travail dans une colonie de fourmis est le fruit d'un ensemble d'interactions et de contrôles locaux, sans qu'il soit nécessaire de faire intervenir une quelconque entité centrale de régulation, les performances adaptatives de la société étant le résultat des comportements, forcément élémentaires, de chacun de ses membres.

On ne présentera ici que quelques uns des traits saillants de cette étude. Le lecteur intéressé pour obtenir des informations plus détaillées pourra se

référer à [Drogoul 1993] qui présente la problématique, le système et les expériences avec toute la précision nécessaire.

## 4.2. L'architecture du système

### Les agents

Une colonie de fourmis peut être divisée en trois groupes d'agents: le groupe des "assistés" qui comprend les oeufs, les larves et les cocons, celui des "assistants" qui inclue la reine, les ouvrières et les mâles, et celui des "divers" qui regroupe toutes les autres entités "actives" du nid, avec en particulier la nourriture, les cadavres de fourmis ainsi que les sources de lumière et d'humidité. La figure 3 montre l'écran servant à la définition du nid et à l'observation directe du comportement de la fourmilière. Les boutons de contrôle sur la droite permettent de rajouter des fourmis ou d'autres agents, et de modifier ou d'inspecter l'état de l'environnement et des agents qui y circulent à tout instant.

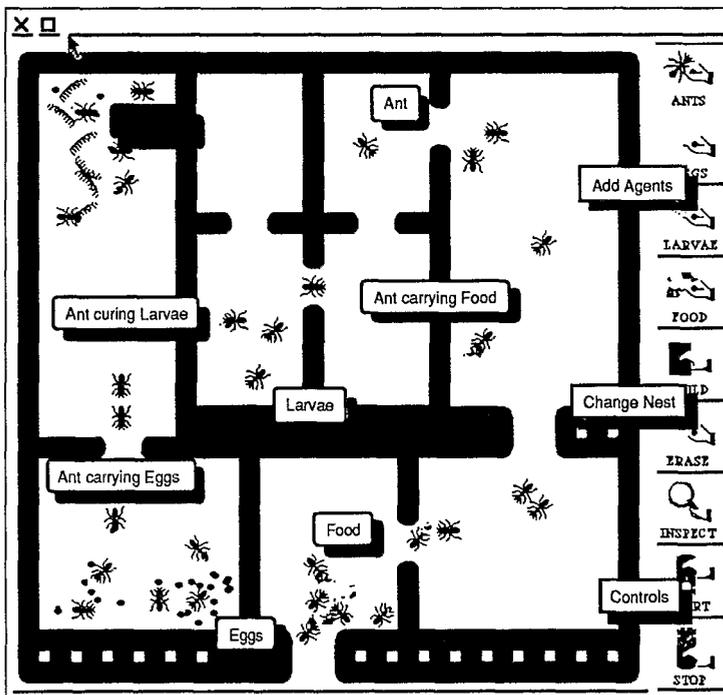


Figure 3. Un nid de fourmis tel qu'il est visualisé par MANTA

Chaque agent est représenté sous la forme d'un petit automate qui possède la capacité de choisir parmi un ensemble de tâches en compétition, chaque tâche s'exprimant sous la forme d'une séquence de *primitives de comportement*, c'est à dire d'une suite d'actions atomiques exécutables par l'agent.

A chaque stimulus de l'environnement est associé une tâche et une seule, et un agent ne perçoit que les stimuli associés à ses propres tâches. Les stimuli sont caractérisés par leur *intensité*, c'est à dire par le niveau du signal correspondant au stimulus à la position où se trouve l'agent.

Les tâches sont sélectionnées par un contrôleur à partir d'un ensemble de paramètres, tels que son seuil de déclenchement et son poids. Pour qu'une nouvelle tâche soit sélectionnée, il faut que son *niveau d'activation*, obtenu par le produit du *poids de la tâche* et de l'intensité du stimulus soit supérieur au *seuil de déclenchement* de la tâche et au *niveau d'activité* de la tâche courante.

Les tâches sont en compétition, c'est à dire que si plusieurs tâches sont sélectionnables, le contrôleur choisit celle dont le niveau d'activation est le plus grand. La figure 4 montre l'architecture générale d'un tel agent.

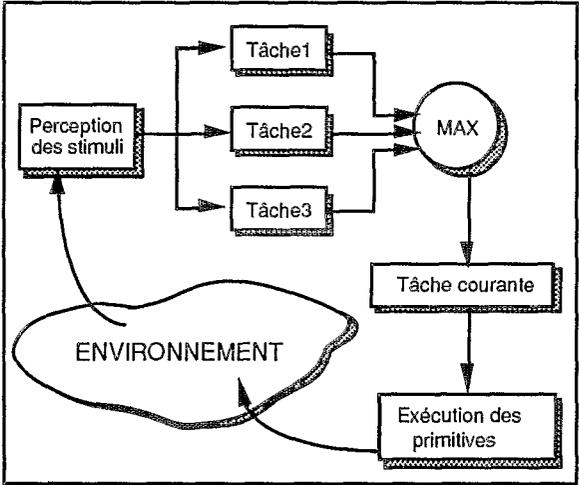


Figure 4. Architecture générale d'un agent MANTA

Lorsqu'une tâche est sélectionnée elle devient la tâche courante, elle exécute son *comportement d'activation* et son niveau d'activité prend la valeur de son

niveau d'activation. Au contraire lorsqu'une tâche est désactivée, elle exécute son *comportement de désactivation*. Chaque agent dispose d'une tâche spéciale qui est choisie lorsqu'aucune tâche n'est sélectionnable et lorsque le niveau d'activité de la tâche courante devient nul. Cette tâche, appelée *default*, spécifie le comportement par défaut d'un agent lorsque son environnement est peu attractif, c'est à dire pauvre en stimuli.

### **Le processus de renforcement**

Les créatures "réelles" voient souvent leur comportement renforcé, c'est à dire qu'elles utilisent leur expérience passée pour décider du comportement à adopté. Dans le système EMF, un simple mécanisme de renforcement de comportement a été implémenté, qui peut être paraphrasé ainsi: "plus un agent accomplit une tâche plus il aura tendance à l'accomplir de nouveau". Il s'agit donc d'une véritable rétroaction positive qui est implémentée dans chaque agent. Le processus de renforcement consiste à augmenter le poids d'une tâche lorsque celle-ci vient d'être sélectionnée et à sélectionner la tâche dont le produit du poids par l'intensité du stimulus déclencheur est le plus fort. De ce fait, plus une agent effectue une tâche plus il apparait comme sensible aux stimuli de l'environnement.

### **L'environnement et les communications**

L'environnement est au moins aussi important que les agents eux-mêmes, car il est le lieu où les interactions s'exercent. L'environnement est défini comme un espace dans lequel des signaux peuvent se propager, ces signaux produisant des champs attractifs pour les agents qui les perçoivent. En effet, les agents de EMF ne communiquent pas directement entre eux, mais interagissent indirectement en propageant leur signature dans l'environnement. Chaque agent dispose d'un spectre de signaux qu'il émet en fonction de son "état interne". Par exemple, une larve qui a faim va propager un signal de larve-affamée qui pourra être perçu par une ouvrière et éventuellement déclencher sa tâche nourrir-larve, cette action ayant pour conséquence de diminuer l'émission de signal de la larve. Les signaux se propagent dans l'environnement en perdant de l'intensité avec la distance. Si l'on suppose que la propagation est rapide devant le mouvement des fourmis, cette intensité est donnée par l'équation:

$$I(x) = \frac{k}{\text{dist}(x, x_0)^2} \text{ ou } I(x) = \frac{k}{\text{dist}(x, x_0)}$$

où  $k$  est une constante qui représente l'intensité maximale du signal à la source. Bien que la deuxième équation, qui stipule que l'intensité d'un signal décroît linéairement avec la distance, n'ait pas de répondant physique immédiat, elle est souvent utilisée en pratique du fait de sa simplicité de mise en oeuvre, et qu'elle ne modifie en rien les phénomènes globaux émergents.

La dégradation de l'intensité des signaux en fonction de la distance introduit une différence dans les agents qui perçoivent ce signal. Il y a ceux qui se trouvent proches de la source et pour lesquels le signal sera fort, et ceux qui se trouveront plus éloigné et qui dont ne recevront qu'un signal atténué. Il y a donc un déclenchement différencié du comportement en fonction de la distance des agents à la source.

Par exemple si un agent  $A$  peut effectuer l'une des deux tâches  $T_1$  ou  $T_2$  et qu'à ces tâches soient associées respectivement les signaux  $S_1$  et  $S_2$ , il exécutera la tâche pour laquelle le stimulus est le plus fort, c'est à dire le signal pour lequel l'intensité est la plus grande:

exécuter( $T_1$ ) si  $S_1 > S_2$

exécuter( $T_2$ ) si  $S_2 < S_1$

Lorsque les intensités sont identiques, et pour éviter le célèbre blocage de l'âne de Buridan qui ne pouvait choisir entre deux tas de foin s'il se trouve à égale distance des deux tas, on tire aléatoirement entre les deux actions.

Ce déclenchement différentiel introduit dans les systèmes multi-agents deux formes de compétition.

1. La première porte sur l'ensemble des tâches qu'un agent peut accomplir. La prise de décision d'un agent dépend de quatre facteurs: l'intensité initiale du signal, la distance à la source, le poids de la tâche et la capacité de perception de l'agent. Deux signaux qui ont même intensité pourront être différenciés par un même agent en fonction de ses propres mécanismes de perception. Par exemple, un prédateur ne portera pas le même intérêt à un signal lui indiquant la position d'une proie s'il a le ventre creux ou s'il vient de manger. Ces facteurs se combinent pour donner un stimulus dont l'intensité décide du choix de la tâche à déclencher.

2. La seconde concerne la relation respective des agents vis à vis de la source du signal. Du fait que l'intensité relative est plus forte lorsqu'on se trouve près de la source, les agents les plus proches auront plus tendance à accomplir les tâches liées à ce stimulus que les plus éloignés. Du fait que la plupart des tâches ont pour conséquence de réduire l'intensité du signal (comme pour nourrir les larves ci-dessus), il s'ensuit que le système fait l'objet d'une rétroaction négative qui tend à réguler l'émission des sources de signaux, et nous en verrons les conséquences sur la stabilité du système.

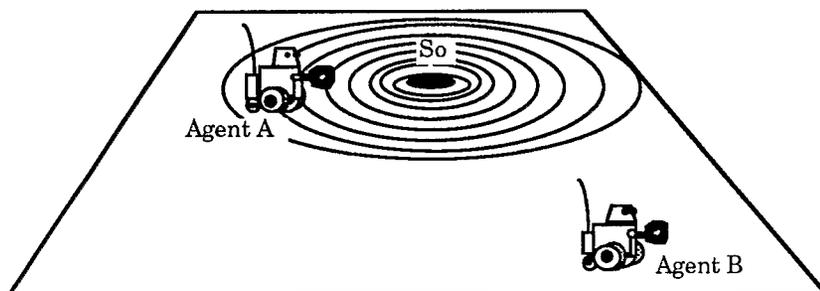


Figure 5: L'importance des relations spatiales. L'agent A aura plus tendance accomplir l'action induite par le signal issu de la source  $S_0$  que B.

L'environnement de MANTA est directement accessible à l'écran, et représente un nid de fourmis semblable à ceux qui sont quotidiennement employés dans des laboratoires. Il est possible de modifier le nid de manière à étudier l'importance de la topologie sur une population. La figure 5 montre un exemple de l'interface permettant d'observer et de modifier les paramètres pendant la simulation.

### 4.3. Les expérimentations

Dans les premières versions de MANTA [Drogoul et al. 1992][Drogoul & Ferber 1992] nous nous étions intéressé au problème de la différenciation sociale. Il s'agissait d'étudier l'apparition d'une organisation sociale caractérisée par une division du travail au sein d'ouvrières initialement identiques. Bien qu'il ne s'agissait pas alors de modéliser un véritable nid, les expériences montrèrent une division du travail caractérisée par cinq groupes fonctionnels qui apparurent au cours de la simulation, comme le montre la figure 6.

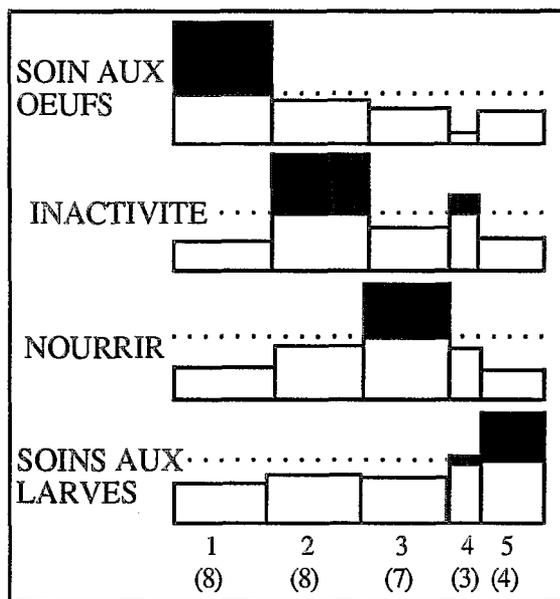


Figure 6. Sociogramme d'un nid de fourmis, montrant la différenciation comportementale des fourmis.

Dans un deuxième temps les expériences portèrent sur la problématique de la sociogénèse. Elles permirent de montrer l'influence des interactions pour le démarrage d'une colonie de fourmis [Drogoul et al. 1993], et en particulier l'importance des compétitions spatiales lorsque plusieurs reines sont en présence (polygynie) pour l'augmentation de la probabilité de survie d'une colonie naissante.

## 5. SimDelta

Le simulateur SimDelta a été utilisé pour synthétiser les connaissances d'un ensemble de spécialistes (halieuthes, écologistes, pédologues, biologistes, anthropologues, etc..) ayant travaillé pendant plusieurs années sur l'étude du système de pêche du delta central du Niger au Mali. Il s'agissait de pouvoir modéliser des informations tant quantitatives (concernant l'évolution des crues du Niger par exemple) que qualitatives (telles que les techniques de pêches).

Ce simulateur, réalisé par François Bousquet et Cristophe Cambier [Cambier et al. 1992], permet de simuler en même temps la dynamique de population

des poissons, en tenant compte des nombreux facteurs biologiques et topologiques qui peuvent affecter son évolution, et la prise de décision des pêcheurs. Les agents sont ici les bancs de poissons et les pêcheurs. La technique employée est un peu différente de celle de MANTA puisqu'elle met en présence trois types d'agents (fig. 7): les biotopes qui représentent des portions d'environnement, les poissons qui ont un comportement plutôt réactif et les pêcheurs qui se comportent comme des agents cognitifs.

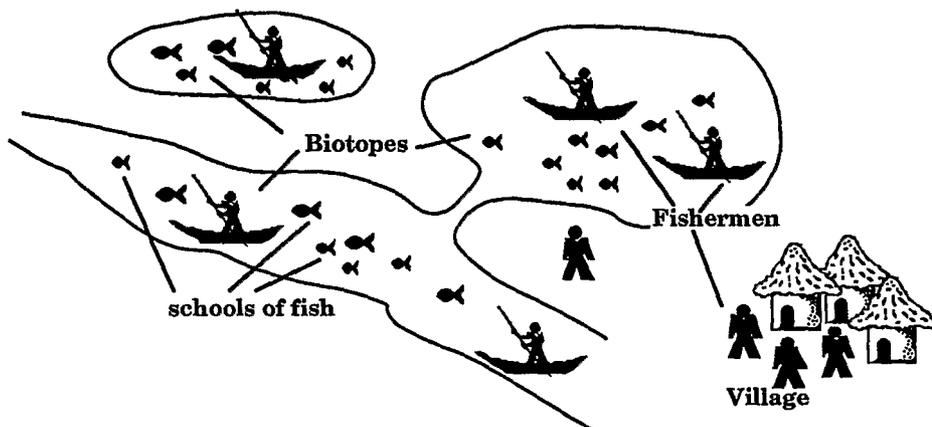


Figure 7. Le monde artificiel de SimDelta

L'environnement est constitué de biotopes dont les connections peuvent être modifiées dynamiquement lorsque le niveau de l'eau change. Pour chaque biotope, une fonction de ressource indique la quantité de nourriture disponible pour une population de poissons en fonction du temps. Les bancs de poissons sont des agents qui représentent des ensembles de poissons et dont les paramètres (taille et nombre d'oeufs, processus de migration, régime, etc.) caractérisent leur stratégie d'adaptation.

Chaque pêcheur est représenté sous la forme d'un agent cognitif et son comportement est décrit par un système à base de connaissance composé d'une base de donnée qui contient ses croyances et sa mémoire de pêcheur, et d'un système de règle qui décrit sa stratégie cognitive pour exploiter son environnement.

Deux séries d'expérimentations ont été réalisées. La première a porté sur l'étude de la dynamique de population des poissons en fonction d'un effort de pêche de plus en plus grand. La simulation de la dynamique de ces poissons est basée sur le comportement des poissons d'eau douce sahéliens et en particulier sur les connaissances des biologistes sur la reproduction, la croissance, la migration et la mortalité de ces poissons. Cette simulation a permis de reproduire la courbe en trois phases caractéristique de l'évolution d'un système de pêche limité, mais surtout de faire apparaître des modifications portant sur la composition spécifique et la taille des poissons.

La seconde a eu pour objet de modéliser des pêcheurs qui prennent des décisions et agissent sur la réserve renouvelable. Cette modélisation a permis de mettre en évidence l'importance du mécanisme de décision sur la dynamique des poissons. En particulier des décisions fondées sur des critères de rationalité économiques sont globalement moins performantes à termes que des stratégies intégrant des règles d'accès à l'espace [Bousquet et al. 1993].

## 6. SIMPOP

Si les entités mobiles peuvent naturellement profiter des avantages des simulations multi-agents, il en va de même pour les agents fixes. L'exemple du système SIMPOP en constitue une bonne illustration [Bura et al. 1993]. Il s'agit ici de modéliser la dynamique de l'évolution d'un système de villes et plus particulièrement la genèse, développement et concentration des fonctions urbaines à différents niveaux durant une longue période de temps (environ 2000 ans).

L'environnement est représenté comme dans MANTA par un ensemble de "places" de tailles et de forme variées (essentiellement des carrés et des hexagones). Elle sont caractérisées par leur nature (plaines, montagnes, mer, marais), leurs ressources naturelles (agriculture, pêche, minéral), ainsi que des caractéristiques particulières telles que la présence d'une voie de communication (rivière, route, ...). Les ressources correspondent au potentiel qu'une population peut exploiter, la productivité dépendant de facteurs tels que les possibilités techniques ou l'activité d'un peuplement voisin.

Chaque place comprend un agent "peuplement" que l'on appelle communément une ville (en fait ces "villes" peuvent aller d'un simple hameau à une grande métropole). Les villes sont caractérisées par la taille de

leur population, leur richesse économique et les fonctions qu'elles possèdent (agriculture, économie, industrie, administration). Le comportement d'une ville est donné par la somme des comportements de ses habitants, ces derniers étant représentés par des compartiments correspondant aux principaux groupes sociaux économiques. Par exemple, les hameaux voient la majeure partie de leur population concernée par la fonction agricole.

Les villes sont donc les principaux agents du système, et, du fait qu'elles ne bougent pas, les interactions s'effectuent essentiellement par des transferts de biens, de monnaies, de services et d'habitants qui s'expriment sous la forme de mécanismes d'offres et de demandes entre villes. De ce fait, certaines villes tendent à grossir et de nombreux phénomènes locaux tendent à renforcer les différences qui apparaissent entre elles, et à former ce que l'on appelle une "hiérarchie" de villes, en ce qui concerne leur taille et leur richesse, comme le montre la figure 8.

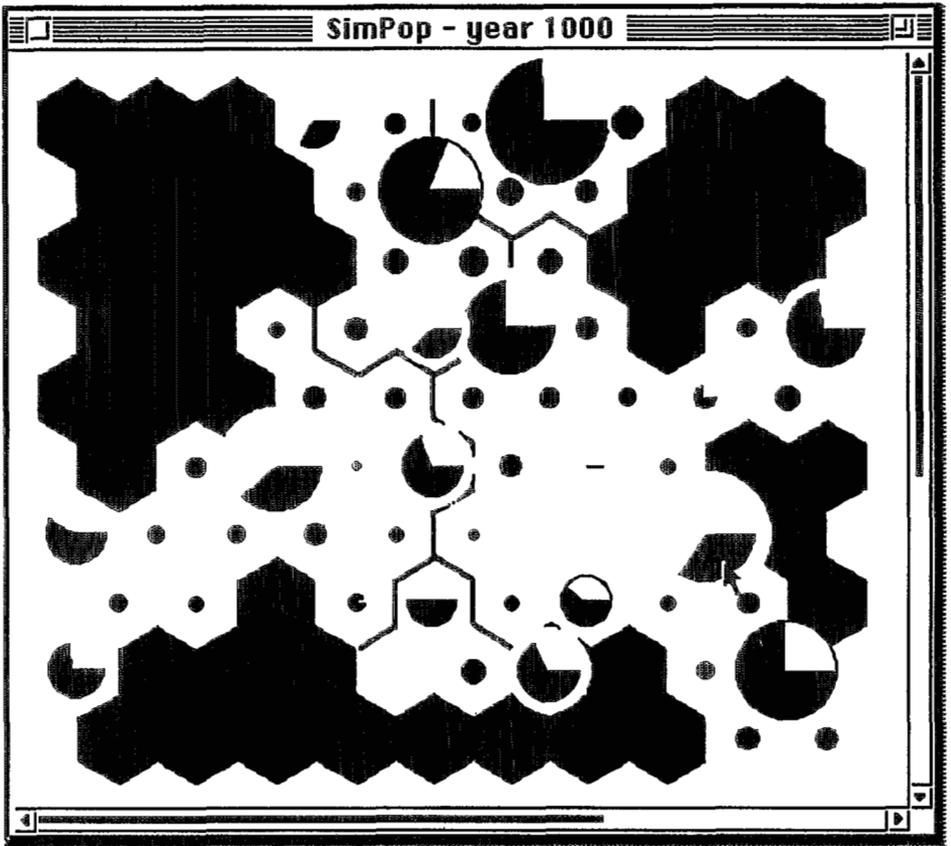


Figure 8. L'état d'un peuplement après mille années simulées dans SIMPOP.

## 7. Conclusion

Nous avons montré dans cet article l'usage qui pouvait être fait de la modélisation multi-agents dans des domaines aussi variés que l'étude des fourmis, celle de l'écologie de la pêche en Afrique ou l'analyse de l'évolution de systèmes de villes au cours du temps. Chaque entité du monde réel est représenté sous la forme d'un agent capable d'agir et d'interagir avec d'autres agents. L'ordinateur devient alors une sorte de "laboratoire virtuel" dans

lequel le chercheur peut faire varier les conditions d'expérimentations et ainsi vérifier – à la fois par l'observation qualitative et la mesure des paramètres qui l'intéresse – la pertinence de son modèle.

Les simulations multi-agents, en mettant l'accent sur les interactions entre les entités modélisées, permet d'appréhender plus facilement des domaines complexes dans lesquels le nombre et l'importance des interactions rendent les modèles classiques plus difficiles d'emplois. Nul doute que de tels modèles pourraient s'avérer particulièrement utiles dans l'étude et la modélisation de la forêt tropicale par sa capacité à prendre en compte la particularité de chaque espèce animale ou végétale ainsi que la richesse des interactions qui existent entre elles.

## 8. Bibliographie

- [Bousquet et al. 1993] **F. Bousquet et al.** *Simulating the interaction between a society and a renewable resource*. Journal of Biological Systems 1 (2), 199-214, 1993.
- [Bura et al. 1993] **S. Bura, F. Guérin-Pace, H. Mathian, D. Pumain et L. Sanders.** *Multi-Agents Systems and the Dynamics of a Settlement System*. Simulating Societies Symposium, C. CastelFranchi (Ed.), Siena, 1993.
- [Cambier et al. 1992] **C. Cambier, F. Bousquet et D. Dansoko.** *Un univers multi-agents pour la modélisation du système de la pêche du Delta Central du Niger*. Premier colloque Africain sur la Recherche en Informatique (CARI'92), Yaoundé, 1992.
- [Collins & Jefferson 1991] **R. J. Collins et D. R. Jefferson.** *Representation for Artificial Organisms*. From Animal to Animats, Jean-Arcady Meyer et Stewart W. Wilson (Ed.), MIT Press, pp 382-390, Paris, 1991.
- [Drogoul 1993] **A. Drogoul.** *De la simulation multi-agents à la résolution collective de problèmes. Une étude de l'émergence de structures d'organisation dans les systèmes multi-agents*. Thèse de Doctorat, Université P. & M. Curie (Paris 6), 1993.
- [Drogoul et al. 1993] **A. Drogoul, B. Corbara et D. Fresneau.** *MANTA: New Experimental Results on the Emergence of (Artificial) Ant Societies*. Simulating Societies Symposium, C. CastelFranchi (Ed.), Siena, 1993.
- [Drogoul et al. 1992] **A. Drogoul, J. Ferber, B. Corbara et D. Fresneau.** *A Behavioral Simulation Model for the Study of Emergent Social Structures*. Towards a Practice of Autonomous Systems, Paul Bourgin et Francisco Varela (Ed.), M.I.T. Press, pp 161-170, Paris, 1992.
- [Ferber 1994] **J. Ferber.** *Reactive Multi-Agent Systems: Principles and Applications*. In Fundamentals of Distributed Artificial Intelligence, Vol. Nick Jennings (Ed.), North Holland, 1994.
- [Ferber & Drogoul 1992] **J. Ferber et A. Drogoul.** *Using Reactive Multi-Agent Systems in Simulation and Problem Solving*. In Distributed Artificial Intelligence: Theory and Practice, Vol. Les Gasser et Nicholas Avouris (Ed.), Kluwer Academic Publishers, 1992.

[Pavé 1994] **A. Pavé.** *Modélisation en biologie et en écologie.* Lyon, Aléas, 1994.

[Volterra 1926] **V. Volterra.** *Variation and fluctuations of the number of individuals of animal species living together.* In *Animal Ecology*, Vol. (Ed.), Mc Graw-Hill, 1926.