

Modélisation des systèmes complexes

—

Des systèmes complexes artificiels aux systèmes complexes naturels (notes de cours)

Philippe Preux*

3 décembre 1998

Résumé

Ces quelques notes ont pour unique objectif de servir de support au séminaire de DEA d'informatique du 18 novembre 1998. Aussi, le texte n'est pas rédigé selon les règles de l'art. J'y développe la problématique de la modélisation et la simulation de systèmes complexes naturels. Je présente deux approches : l'une, classique, consiste à décrire le système à l'aide d'un système d'équations différentielles ; l'autre, plus récente, consiste à le décrire à l'aide de systèmes d'agents informatiques. Mettant l'accent sur l'opérationnalité des modèles, nous discutons de ces deux approches et décrivons des travaux passés et des travaux en cours dans notre équipe.

Remarque

Des remarques comme celles-ci ponctuent le texte. Elles ont pour but essentiel de stimuler la réflexion et de donner des pistes pour approfondir certains points importants qu'il n'est pas envisageable d'aborder dans une introduction aussi courte au sujet. Certaines de ces questions nécessitent 2 minutes de réflexion ; d'autres ouvrent des horizons plus lointains...

1 Introduction — Généralités sur les systèmes complexes

1.1. Les systèmes complexes

Définition 1 *Un système $\mathcal{S} = (\mathcal{A}, \mathcal{I})$ est un ensemble d'agents $\mathcal{A} = \{a_i, 0 \leq i < n\}$ entre lesquels existent des interactions $\mathcal{I} = \{I_{i_0 i_1 \dots i_k}, 0 \leq i_0, i_1, \dots, i_k < n\}$ où $I_{i_0 i_1 \dots i_k}$ représente l'action des agents $a_{i_0}, a_{i_1} \dots$ sur l'agent a_{i_k} .*

*tout commentaire est bienvenu. Mes coordonnées sont : Laboratoire d'Informatique du Littoral, Université du Littoral – Côte d'Opale, Calais, Email: Philippe.Preux@lil.univ-littoral.fr, Url: www-lil.univ-littoral.fr/~preux

Définition 2 *Un système \mathcal{S} est complexe si et seulement s'il existe au moins deux agents $a_i, a_j \in \mathcal{A}$ tels que a_i agit sur a_j et a_j agit sur a_i (i.e., $I_{ij} \neq 0$, et $I_{ji} \neq 0$).*

Schématiquement : nous représentons un système par un graphe dans lequel un nœud représente un agent, un arc orienté est l'action d'un agent sur un autre. Avec cette représentation, un système complexe comprend nécessairement un cycle (cf. fig. 1).

Un système non complexe est qualifié de « linéaire », ce qui se comprend bien intuitivement sur le graphique, et qui signifie plus fondamentalement que sa dynamique est décrite par un système d'équations différentielles linéaires (donc, que l'on sait résoudre analytiquement).

Dans un système complexe, il y a des « rétro-actions », i.e. des réactions d'un agent sur l'agent qui agit sur lui. Aussi, cela modifie l'action de ce dernier sur le premier. Aussi, on débouche sur une « auto-régulation » du système¹.

Dans un système complexe, le comportement d'un agent est différent de son comportement lorsqu'il est isolé. Ainsi, le neutron est instable lorsqu'il est isolé, stable lorsqu'il est dans un noyau d'atome pas trop lourd, à nouveau instable dans un noyau lourd (responsable de la radio-activité de certains isotopes).

Les systèmes sont ubiquits : dans la nature, tous les systèmes sont complexes (même si on les linéarise pour en permettre l'étude mathématique).

Selon leur nature, les systèmes complexes sont étudiés dans telle ou telle discipline : physique, chimie, biologie (moléculaire, écologie, évolutionniste, ...), neurophysiologie, géologie, astronomie, ... Cependant, tous ont des traits communs. Aussi, l'étude des systèmes complexes transcende-t-elle les disciplines.

Quelques exemples de systèmes complexes : neutron, noyau atomique, molécule, génome, cellule vivante, bactérie, insecte, éco-système, ...

L'informaticien intervient à deux titres :

- sur l'étude des systèmes complexes artificiels : algorithmes stochastiques tels réseaux d'automates cellulaires, réseaux de neurones, algorithmes en essaim ;
- simulation — à partir d'un modèle — de la dynamique d'un système.

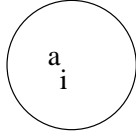
Notons bien que l'approche réductionniste n'est pas satisfaisante : quand on étudie deux agents en interaction, cela n'a pas de sens de restreindre son étude à chacun des agents pris indépendamment : certains de leurs états sont inaccessibles du fait même des interactions.

Il faut étudier la dynamique de l'ensemble en complément des propriétés individuelles des agents en présence. Ceci mène à une approche qualifiée de « globale » ou « systémique ».

Remarque

Les non-linéarités sont des propriétés auxquelles nous ne sommes pas habitués. Toute notre formation consiste, tout

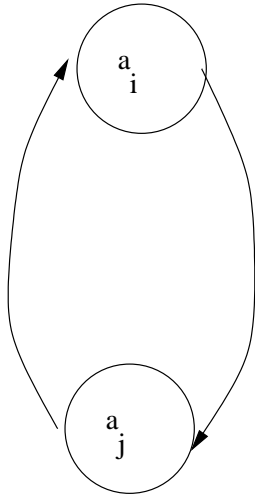
1. voir le robinet thermostatique d'un radiateur pour un exemple simple et quotidien d'un système auto-régulé



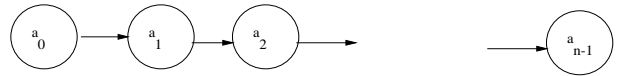
(a) Représentation graphique d'un agent



(b) Représentation graphique de l'action d'un agent sur un autre



(c) Un système complexe comprend nécessairement un cycle



(d) Un système de ce type n'est pas complexe

FIG. 1 – *Représentation graphique d'un système.*

d'abord, à faire comme si elles n'existaient pas, puis à dire qu'elles sont négligeables, puis à essayer de les éliminer. Hors, elles sont là et elles gouvernent la dynamique de notre monde. Aussi, il faut apprendre à les connaître, les comprendre intuitivement et les maîtriser. On constate que des phénomènes *a priori* incompréhensibles sont en fait très simples à comprendre dès que l'on utilise un mode de pensée non linéaire².

En guise de mise en bouche, on étudiera la très simple équation dite « équation logistique » :

$$x_{n+1} = rx_n(1 - x_n) \quad (1)$$

dans laquelle $0 \leq x_n \leq 1$ et $0 \leq r \leq 4$. Pour cela, on étudiera la suite des x_n pour des valeurs de r différentes (par exemple, 2, 3.3, 3.55, 3.56, 3.568, 3.82, 3.9). On pourra tracer une figure dans laquelle r est en abscisse et la suite des x_n , une fois la phase transitoire passée, est placée en ordonnées.

On pourra consulter (Preux, 1997).

1.2. Qu'est ce que la modélisation? et pourquoi modéliser?

Définition 3 *Un modèle d'un système est une représentation de ce système qui permet de le « manipuler », i.e. réfléchir dessus, prédire son comportement, comprendre son fonctionnement, ...*

Ainsi, ce modèle peut être exprimé dans des langages très différents comme une langue naturelle en philosophie, ou des équations différentielles en physique.

On distingue deux types de modèles fondamentalement différents :

phénoménologique : ce type de modèles s'appuie sur l'observation de certaines quantités caractéristiques d'un système sans chercher à comprendre les processus régulant la dynamique du système.

Remarque

Par exemple, un modèle de croissance d'une certaine espèce d'arbres qui consisterait à mesurer la hauteur d'un certain nombre de ceux-ci tous les ans et dont on déduirait une équation donnant la hauteur en fonction du nombre d'années de l'arbre. À aucun moment, on n'a cherché à comprendre comment croît un arbre (mécanismes biochimiques, influence des conditions climatiques, ...).

fonctionnement interne : on s'appuie ici sur une description des processus internes au système (les interactions et la dynamique des agents qui le compose). Dans ce type de modèles, on explicite des hypothèses sur le fonctionnement du système et l'on en tire un modèle.

Un modèle phénoménologique est plus facile à construire qu'un modèle reposant sur les processus internes du système. Par contre, un modèle du fonctionnement interne est généralement bien plus solide qu'un modèle phénoménologique. S'il est correct, il valide quelques peu les hypothèses sur les processus internes au système.

2. combien de gens savent répondre immédiatement et correctement au problème suivant : une population de nénuphars double son nombre tous les jours. Au bout de 30 jours, le bassin est couvert. Au bout de combien de jours était-il à moitié couvert ?

Remarque

Que pensez-vous de cette dernière remarque ? Si un modèle basé sur des hypothèses du fonctionnement interne parvient à prédire la dynamique d'un système avec une bonne précision, les hypothèses sont-elles forcément bonnes ? Que peut-on dire de sûr ? N'hésitez pas à y réfléchir et consulter quelques livres sur l'histoire des sciences et l'épistémologie (les ouvrages de K. Popper par exemple).

Il ne faut surtout pas rejeter les modèles phénoménologiques parce qu'ils seraient moins scientifiques que les seconds. La description phénoménologique d'une dynamique est déjà un certain succès lorsque l'on s'attaque à des systèmes véritablement complexes³.

Remarque

Pensez-vous que les modèles de fonctionnement interne soient réellement de cette nature et non pas des modèles phénoménologiques déguisés ?

Une fois un modèle obtenu, celui-ci inclut généralement de nombreux paramètres ; il faut alors « caler » le modèle en fixant ces paramètres et comparer ce que donne le modèle avec ce que le système fait réellement. Ensuite, il faut « valider » le modèle en le mettant à l'épreuve de situations nouvelles qui n'ont pas été utilisées pour le bâtir. Si le modèle résiste à ces mises à l'épreuve, il gagne en robustesse, d'autant plus que les situations testées s'éloignent des situations initialement considérées pour bâtir le modèle.

Lorsque l'on a une certaine confiance en son modèle, on peut l'exploiter. On peut chercher à atteindre des objectifs très différents. Par exemple, il peut s'agir d'améliorer notre connaissance du monde comme en physique : en effet, si l'on sait modéliser un système, cela signifie qu'on en a vraisemblablement compris quelque chose. On peut aussi chercher à prédire l'évolution possible d'un système pour valider une machine (fusée, avion, résistance aux chocs d'une automobile, du TGV, ...), ou étudier l'expansion d'une maladie dans une population.

2 Comment modéliser ? — Approche analytique

Nous distinguons deux approches très différentes pour la modélisation menant à des simulations informatiques. D'une part, il y a l'approche classique basée sur la description d'un système à l'aide d'équations différentielles. D'autre part, il y a une approche basée sur la simulation du système à l'aide d'agents informatiques (« agent » au sens des langages d'agents ou objets en informatique).

Cette section est dédiée aux modèles analytiques et nous montrons pourquoi une approche basée sur des agents se révèle nécessaire. Celle-ci sera discutée dans la section suivante.

2.1. Les modèles analytiques

Pour étudier un système, on se concentre sur l'étude d'un certain nombre de quantités mesurables et de leur évolution au cours du temps. Ces quantités doivent être choisies avec soin pour qu'elles soient pertinentes et effectivement mesurables. Par exemple, on peut utiliser la taille d'une

3. par système véritablement complexe, nous entendons un système du type écosystème par exemple

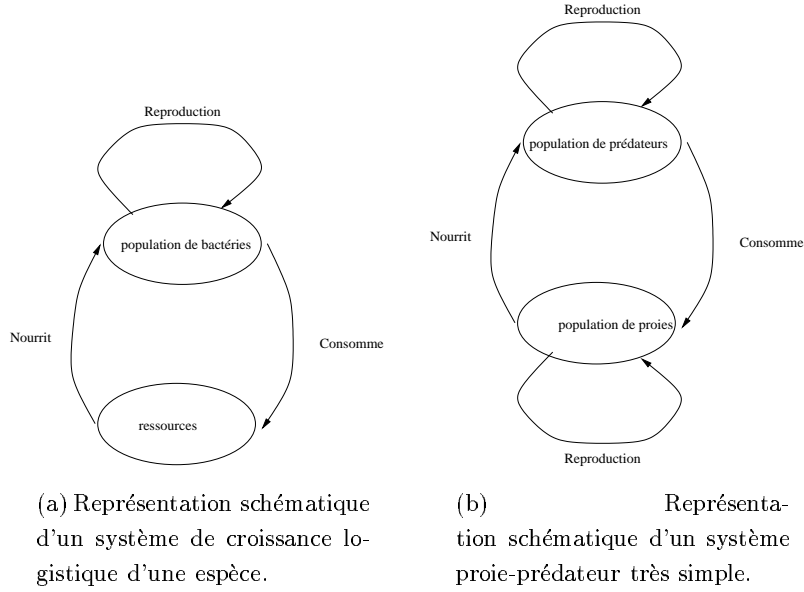


FIG. 2 – Voir le texte pour les explications

population pour l'étude d'une souche de bactéries, les mesures de températures, pression et degré d'hygrométrie pour un modèle atmosphérique, les coordonnées dans le ciel d'une planète, ...

À partir de ces quantités que nous notons \mathbf{x} (en gras pour indiquer qu'il s'agit d'une variable multidimensionnelle — si on écrit x , il s'agit d'une variable monodimensionnelle), on cherche à exprimer son évolution au cours du temps :

$$\frac{d\mathbf{x}}{dt} \quad (2)$$

encore notée $\dot{\mathbf{x}}$.

Cela fournit non pas une équation, mais un système d'équations différentielles ordinaires (EDO).

Exemple 1 : croissance d'une population de bactéries dans un environnement pouvant en nourrir K , les bactéries se reproduisant à un rythme r . Schématiquement, ce système est représenté à la figure 2(a). Cette croissance peut être décrite par l'équation

$$\dot{x} = rx\left(1 - \frac{x}{K}\right) \quad (3)$$

dans laquelle le terme $\frac{x}{K}$ limite la croissance de la population lorsque celle-ci atteint la limite de ce que peut accueillir l'environnement.

Remarque

Nous sommes ici dans un cas exceptionnellement simple où l'équation peut être résolue analytiquement :

$$x(t) = \frac{Kx(0)e^{rt}}{K + x(0)(e^{rt} - 1)}.$$

L'équation 3 peut être mise sous la forme de l'équation logistique 1.

Exemple 2 : modèle proie-prédateur (équation de Lotka-Volterra)

Un modèle célèbre des relations proie-prédateurs a été proposé sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{x} = x(a - by) \\ \dot{y} = y(-c + dx) \end{cases} \quad (4)$$

où x est la taille de la population de proies, y la taille de la population de prédateurs.

Remarque

Comprendre le sens de ce système d'équations.

La représentation schématique de ce système est donnée à la figure 2(b).

Notons tout d'abord que l'on ne peut pas résoudre analytiquement le système d'équations (à cause des non linéarités bxy et dxy). Il faut alors se livrer à son étude (un peu comme on étudie une fonction au lycée). On peut également résoudre numériquement le système à l'aide de méthodes d'intégration numérique (Runge-Kutta).

Le système d'équations 4 fournit une solution dans laquelle x et y oscillent : quand la population de prédateurs croît, celle de proies diminue ; lorsque la population de proies a trop diminué, les prédateurs ont du mal à se nourrir et leur nombre diminue entraînant une diminution de la pression sur les proies, donc une augmentation de leur nombre, ...

Le système décrit très imparfaitement une relation proie/prédateur (*cf.* (Murray, 1993) ou (Hofbauer & Sigmund, 1998)).

2.2. Modèle analytique non déterministe

À côté des modèles déterministes dont il vient d'être question, il existe également des modèles non déterministes. On exprime alors la probabilité que le système soit dans un état donné à un instant t en fonction de ses états antérieurs. Cette équation porte le nom d'« équation-maîtresse ».

Une classe particulière de système est constituée par ceux dont l'état à l'instant t dépend uniquement de leur état à l'instant $t - 1$; ce sont les systèmes de Markov.

2.3. Critique de l'approche analytique

Il est indéniable que l'approche analytique est utilisée dans des cas divers avec grand succès : dynamique des fluides (hydrodynamique), processus de diffusion, chimie, ... Ces succès rendent cette approche extrêmement importante dans la pratique. On ne peut cependant également qu'exprimer un certain nombre de critiques importantes qui limitent son utilisation, à l'heure actuelle en tout cas, pour l'étude de différents types de systèmes complexes. Cette section en explicite un certain nombre.

Dans le système de Lotka-Volterra (*cf.* équation 4), il n'existe pas de notion d'espace : seules les variations dans le temps sont considérées. Si on le spatialise, on passe de l'opérateur $\frac{d}{dt}$ à $(\frac{\partial}{\partial t}, \frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y}, \frac{\partial}{\partial z})$ ce qui pose de très nombreux problèmes mathématiques : les EDO ne sont déjà pas faciles à résoudre dès qu'il existe des non-linéarités. La résolution des EDP est encore bien plus difficile.

Même avec cette généralisation, il est encore très difficile de modéliser des discontinuités spatiales comme les interfaces eau/sol, sol/air, les îles, ...

L'environnement est statique (s'il est dynamique, on tombe sur un système d'équations dit « non autonome » ce qui entraîne de gros problèmes analytiques).

Tout cela fournit une analyse en moyenne d'un système: on néglige les événements rares qui, même rares, surviennent de temps en temps et peuvent modifier profondément la dynamique du système.

Il est impossible, par exemple dans la description d'une relation proie-prédateur de décrire un comportement « intelligent » des bêtes en présence.

Considérons maintenant l'approche analytique pour l'étude d'algorithmes complexes :

- réseau de neurones : on ne sait pas prouver grand chose sur la dynamique d'un réseau comprenant plusieurs neurones ;
- on sait montrer la convergence du recuit simulé. Mais, à quoi cela sert-il pratiquement puisque la convergence est acquise pour une durée d'exécution asymptotique. (voir cependant les travaux sur l'accélération de la convergence) ;
- algorithme génétique canonique : les meilleurs travaux ne prennent pas en compte la recombinaison : est-ce un algorithme génétique dans ces conditions? Les opérateurs et la fonction objectif sont triviaux. Aussi, ces travaux n'ont pas de réel intérêt dans l'application des algorithmes génétiques à la résolution de vrais problèmes.

Hors, on sait, empiriquement, des choses sur les systèmes complexes (notamment sur l'utilisation des algorithmes génétiques ou du recuit simulé pour faire de l'optimisation de fonctions).

Aussi, il y a de la place pour une approche alternative, moins formelle et plus qualitative.

3 Modélisation à base d'agents

3.1. Principe

Utiliser un langage d'expression bien plus puissant et maniable que les équations: objets et langages informatiques.

On peut résumer le changement de perspectives à l'aide de la table de traduction ci-dessous :

	Approche analytique	Approche par agents
\mathcal{A}	variables / opérateurs	« agents »
\mathcal{I}	non-linéarités	message
\mathcal{S}	EDO / EDP	programme objet

Notons que pour nous, un « agent » est un objet (de type objet Smalltalk) qui peut posséder un comportement propre ; aussi, il n'a pas besoin de recevoir un message pour être actif. Il peut être toujours actif, en ayant un comportement autonome.

3.2. Quelques exemples pour démarrer

3.2.1. Algorithme génétique canonique et biologie évolutionniste

La dynamique de l'AGC montre des parallèles frappants avec la génétique : épistasie, convergence dans une niche, dérive génétique, gènes auto-stoppeurs, nichage (*cf.* (Preux, 1995)).

(Hinton et Nowlan, 1987) ont étudié l'impact de l'apprentissage sur la vitesse d'adaptation montrant qu'une population de bêtes qui apprennent au cours de leur vie s'adapte plus vite au cours des générations qu'une population qui n'apprend pas.

Voir également (Mitchell & Forrest, 1994).

3.2.2 Systèmes écologiques et biologie évolutionniste

Contrairement à l'AGC, dans un système écologique, les agents sont situés et plusieurs « espèces » d'agents interagissent. En outre, la longueur du génome d'un agent peut varier, s'allonger ou raccourcir, au gré des mutations et recombinaisons. On met en évidence des mécanismes de « course aux armements biologiques » durant lesquels les individus se complexifient pour survivre, la complexification d'une espèce entraînant, par sélection « naturelle » la complexification des autres. On observe également des alternances de phases de complexification puis simplification extrême des individus, un individu simple ayant plus de facilité qu'un individu complexe de se reproduire (ce fait étant en opposition à sa probabilité de survivre une rencontre avec un autre individu). (*cf.* (Cuvelier *et al.*, 1997)).

3.2.3. Système immunitaire

Modélisation du système immunitaire (*cf.* les travaux de Forrest, Perelson, ... au Santa Fe Institute, et Weisbuch).

3.2.4. Sociétés d'insectes sociaux

- simulation de la construction d'une termitière dans un champ de phéromone ;
- utilisation comme algorithme d'optimisation (plus court chemin, ...).

3.3. Simuler un « vrai » système

3.3.1. Les problèmes qui se posent

3.3.1.1. Le temps

L'écoulement du temps est difficile à bien simuler. Dans les modèles à base d'agents, en tout cas une fois implantés, le temps est discret et non continu. Par ailleurs, un événement n'a pas

naturellement une durée : dans le simulateur, sa durée est celle de l'exécution des instructions qui le simule ; cette durée n'a rien à voir avec la durée réelle du processus tel qu'il se déroule. Pendant la durée de réalisation d'un événement dans le système réel, celui-ci capte et répond en continu aux contraintes de l'environnement.

Choisir un pas de temps très faible rend la simulation impossible. Choisir un pas de temps trop grand ne permet pas de simuler correctement des événements courts.

3.3.1.2. L'espace

La discrétisation de l'espace dans un modèle à base d'agents pose des problèmes un peu similaire au temps. Le grain choisi, s'il est faible, rend la simulation irréalisable car trop longue en temps d'exécution et trop lourde en terme du nombre d'agents qui représentent l'espace.

La 3D est très problématique du fait de la multiplication du nombre d'agents.

3.3.1.3. Problèmes d'ordre ontologique

Quand on aborde l'étude d'un « vrai » système, c'est-à-dire un système naturel, une question fondamentale est celle de la nature des agents : que sont-ils ?

Dans un système artificiel, la notion d'agents est claire : ils sont donnés. Ils forment le niveau fondamental de définition du système (un automate dans un réseau d'automates cellulaires, un neurone dans un réseau neuronal, un gène dans un algorithme génétique, une fourmi dans un algorithme en essaim, ...). Dans un système naturel, ce niveau fondamental n'existe pas (même si les quarks forment ce niveau fondamental, ce n'est pas satisfaisant : on ne peut pas ramener l'étude d'un écosystème au niveau des quarks !). Aussi, on doit considérer un niveau associé à un type d'agents particulier comme ce niveau fondamental, tout en sachant bien que ce niveau n'est qu'une émergence des niveaux inférieurs (un neurone est une cellule très complexe qui baigne dans des substances chimiques et des champs électrique et magnétique ; un gène est une molécule complexe, membre d'un réseau de molécules en interaction et en interaction avec son milieu ; une fourmi est un organisme vivant au sein duquel, les neurones et les gènes ne sont que quelques-uns de ses constituants). L'approximation liée à la décision de considérer un certain niveau d'organisation comme LE niveau fondamental entraîne *ipso facto* une validité locale (au sens spatio-temporel) du modèle.

Remarque

Même s'il n'en a pas été question à propos de l'approche analytique, on a en fait exactement le même genre de questions de fond pour ces modèles. Seulement, on a été conditionné depuis les débuts de notre scolarité à ne pas être choqué par le fait de considérer que le temps et l'espace sont représentés par des variables continues, et toute grandeur mesurable ramenée à une grandeur réelle. Hors, cela ne va pas si aisément que cela quand on se pose des questions. Cela ne va tellement pas sans dire qu'en fait, la physique quantique a révolutionné ce point de vue en considérant les grandeurs non pas comme des variables, mais des opérateurs, c'est-à-dire des fonctions. On n'a pas fini d'essayer de digérer les conséquences épistémologiques de ce changement fondamental de perception du monde (*cf.* (Schmitt, 1997) (D'Espagnat, 1997) par exemple pour commencer).

3.3.1.4. Maîtriser les imbrications dans le système

Un système complexe naturel est constitué de (sous-)systèmes (complexes) en interaction. Ces composants évoluent à des échelles spatiales et temporelle plus petites, donc plus rapidement.

Le passage d'un niveau d'échelle au niveau supérieur est un problème majeur à l'heure actuelle, loin d'être maîtrisé.

3.3.1.5. Simuler effectivement le système

Si on ne peut pas simuler le système modélisé, alors cela ne sert pas à grand chose (même si, on l'a dit, le fait de savoir modéliser signifie que l'on a une certaine idée du fonctionnement du système).

La simulation effective a des conséquences sur la définition des agents et la prise en compte des échelles ; elle a également des conséquences sur l'implantation du simulateur.

3.3.2. Objectif : construire un laboratoire virtuel

Notre objectif est d'obtenir un modèle, effectivement simulable sur ordinateur dans des temps raisonnables qui :

- permet de définir un système à étudier ;
- fournit une représentation graphique du système permettant d'interagir avec le système au cours de la simulation (ajouter ou retirer des agents dans la simulation, modifier des paramètres, ...);
- fournit des outils de mesure du système (sondes).

3.3.3. Exemples

3.3.3.1. Projet RIVAGE : Ruissellement et Infiltration Vue par des AGENTS

Il s'agit de simuler le ruissellement de l'eau de pluie sur une surface géographique. L'objectif était avant tout de démontrer la faisabilité et l'utilité de ce type de modèles pour un problème physique.

Une réflexion a été menée sur la notion d'agents « eau ». Il est inconcevable de simuler chaque gouttelettes d'eau. Aussi, il a été définie la notion de « boule d'eau » qui est un amas de gouttelettes. Lorsqu'une boule d'eau tombe sur le sol, une certaine partie s'infiltre dans le sol, l'autre partie ruisselle, tout en poursuivant son infiltration durant sa course. Quand elle rencontre un creux, la boule d'eau s'y arrête. D'autres boules d'eau peuvent s'y fondre pour créer une flaque. Lorsque le creux est plein, la flaque fuit des gouttelettes pour, éventuellement, créer un filet d'eau puis un ruisseau.

Ce travail a été coordonné par Christophe Cambier et réalisé en collaboration avec le Laboratoire d'Informatique Appliquée de l'ORSTOM (*cf.* (Perrier & Cambier, 1997) (Cambier *et al.*, 1997)).

3.3.3.2. Projet Simdelta

Le projet Simdelta a consisté à étudier un écosystème anthropisé situé au Mali, le Delta Central du Niger. Ce projet a été coordonné par l'ORSTOM à partir de 1986.

Le Delta Central du Niger est une zone géographique de grande envergure et plate dans laquelle coule le fleuve Niger qui l'inonde régulièrement, y créant un écosystème très productif en poissons.

Le Delta Central du Niger est une source de revenus importants pour ses riverains : 200000 personnes y vivent de la pêche et de la culture. À partir de 1976, la quantité de poissons pêchés à chuter brutalement, appauvrissant les populations riveraines et posant donc des problèmes économiques.

Une approche pluridisciplinaire a été adoptée, mêlant des démographes, des anthropologues, des économistes et des biologistes, pour étudier ce système et sa subite crise.

Un outil de réflexion commune, un laboratoire virtuel, a fédéré les différents points de vue sur le système. Cet outil a été réalisé par Christophe Cambier dans le cadre de sa thèse de doctorat d'informatique (Cambier, 1994). Cet outil permet de paramétrer l'écosystème simulé (régime des crues du fleuve, nombre d'habitants et leur structuration sociale, diverses espèces de poissons, ...). Il a permis aux différents spécialistes, en testant différents scénarii, de mieux comprendre la dynamique de ce système (très) complexe.

3.3.3.3. Projets en cours

Nous décrivons ici nos travaux en cours. Nous travaillons à la définition d'une plate-forme à base d'agents réactifs pour la modélisation et la simulation de systèmes complexes naturels. Nous présentons un travail en cours en collaboration avec des biologistes marins. Voir (Ramat *et al.*, 1998).

4 Conclusion

Il est évident que les deux approches présentées ne sont pas incompatibles mais complémentaires. L'approche analytique fournit des résultats quantitatifs ; l'approche à base d'agents fournit des résultats qualitatifs. Chaque approche a donc son intérêt et possède sa niche de situations où elle est pertinente.

Par ailleurs, une approche hybridant les deux est parfaitement envisageable. C'est même l'un de nos sujets de réflexion.

Il faut aussi réfléchir quant à la pertinence des simulations par rapport à la réalité : quand on simule la sélection naturelle par un algorithme génétique, on simplifie à l'extrême la réalité ; cela a-t-il encore un sens ? Quel est le rapport entre les résultats de la simulation et l'évolution des espèces dans la nature ?

5 Éléments de bibliographie

Cette section n'est pas une bibliographie. Elle contient quelques références, notamment celles référencées dans le texte.

- (Cambier, 1994) Christophe Cambier, Simdelta: un système multi-agents pour simuler la pêche sur le Delta Central du Niger, thèse de doctorat d'informatique, Université de Paris 6, 1994
- (Cambier *et al.*, 1997) Christophe Cambier, Édith Perrier, Jean-Pierre Treuil, Philippe Preux, Action physique et espace géométrique — Contribution à une réflexion sur l'utilisation des modèles multi-agents pour la simulation de processus physiques, 5^e JFIADSMA, 1997
- (Cuvelier *et al.*, 1997) Bruno Cuvelier, Philippe Preux, Christophe Cambier, Studying Adaptation with Echo, European Conference on Artificial Life, 1997, disponible via <ftp://ftp-lil.univ-littoral.fr/pub/users/preux/papers/ecal97.ps.gz>.
- (D'Espagnat, 1998) Bernard D'Espagnat (coord), *Physique et réalité*, Diderot éditeur, 1998 (1^{re} édition 1997)
- (Hilborn & Mangel, 1997) Ray Hilborn, Marc Mangel, The ecological detective — Confronting models with data, Princeton University Press, Monographs in population biology, 1997
- (Hinton & Nowlan, 1987) Geoffrey E. Hinton, Steven J. Nowlan, How Learning Can Guide Evolution, *Complex Systems*, 1, 495–502, 1987
- (Hofbauer & Sigmund, 1998) Josef Hofbauer, Karl Sigmund, Evolutionary Games and Population Dynamics, Cambridge University Press, 1998
- (Mitchell & Forrest, 1994) Melanie Mitchell, Stephanie Forrest, Genetic Algorithms and Artificial Life, *Artificial Life*, 1(2), 1994
- (Murray, 1993) J.D. Murray, Mathematical Biology, Springer Biomathematics texts, 1993 (2^e édition)
- (Pavé, 1994) Alain Pavé, Modélisation en biologie et écologie, Aléas, 1994
- (Cambier & Perrier, 1997) Édith Perrier, Christophe Cambier, Une approche multi-agents pour simuler les interactions entre des acteurs hétérogènes de l'infiltration et du ruissellement d'eau sur une surface de sol, journées du programme environnement, vie et sociétés, tendances nouvelles en modélisation de l'environnement, 1996
- (Preux, 1997) Philippe Preux, Tout ce que vous avez toujours voulu savoir sur les systèmes dynamiques non linéaires sans oser le demander, disponible via www-lil.univ-littoral.fr/~preux/chaos.html.
- (Preux, 1995) Philippe Preux, Les algorithmes évolutifs, rapport LIL-94-1, 2^e édition, 1995, disponible via <ftp://ftp-lil.univ-littoral.fr/pub/users/preux/papers/lil-94-1.ps.gz>.
- (Ramat *et al.*, 1998) Éric Ramat, Philippe Preux, Laurent Seuront, Yvan Lagadeuc, Modélisation et simulation multi-agents en biologie marine — Étude du comportement du copépode, Actes SMAGET'98, disponible via <ftp://ftp-lil.univ-littoral.fr/pub/users/preux/papers/smaget98.ps.gz>.
- François Schmitt, *Les chercheurs doivent abandonner le réalisme scientifique : la science n'en a pas besoin pour fonctionner*, La Recherche, 1997