

# Modélisation multi-agents de systèmes naturels

Réflexions générales et application en biologie marine

*Multi-agent modeling of natural system*

*General reflexions and applications to marine biology*

E. RAMAT<sup>(1)</sup>, P. PREUX<sup>(1)</sup>, L. SEURONT<sup>(2)</sup> et Y. LAGADEUC<sup>(2)</sup>

(1) Laboratoire d'Informatique du Littoral (LIL)  
B.P. 719  
62228 Calais Cedex  
France

(2) Station marine de Wimereux  
ELICO UPRES A8013  
28 avenue Foch - BP 80  
62930 Wimereux  
France

e-mail : {ramat,preux}@lil.univ-littoral.fr

e-mail : {seuront,yvan}@loalit.univ-littoral.fr

Date de révision : 17 février 1999

**Résumé** : Dans le cadre d'un travail de recherche pluridisciplinaire, nous proposons une modélisation multi-agents d'un écosystème. Nous discutons d'aspects méthodologiques pour passer d'un modèle à base de bilans et d'équations différentielles à une modélisation multi-agents. Nous justifions l'utilisation d'une modélisation multi-agents pour l'étude du comportement d'un organisme vivant ce qu'un modèle analytique ne peut rendre compte d'une manière pertinente. Nous présentons également une plate-forme que nous avons développés dans un souci de généricité afin de la réutiliser dans d'autres projets en cours.

**Abstract** : Within the framework of a pluridisciplinar research task, we propose a multi-agent modeling of an ecosystem. We discuss methodological aspects to translate a model containing assessments and differential equations to a multi-agent model. We justify the use of a multi-agent modeling for the study of the behavior such a system which can not be suitable modelled analytically to guarantee its relevancy. We also present a platform that we developed in a generic way in order to re-use it in other projects in progress.

**Mots-clés** : SMA, modélisation d'écosystèmes, biologie marine, laboratoire virtuel

**Keywords** : MAS, ecosystem modeling, marine biology, virtual laboratory

## Introduction : les SMA dans les sciences de la nature

L'objet de nos travaux est la modélisation et la simulation de systèmes naturels à l'aide de systèmes multi-agents SMA [4]. Ce travail est pluridisciplinaire : l'informaticien apporte sa connaissance de l'informatique, développe des travaux nouveaux pour répondre à des questions que se posent des chercheurs d'une autre discipline, une discipline des sciences naturelles dans notre cas. Notre travail repose sur un dialogue constant entre les disciplines.

Le choix des SMA pour l'étude de ce type de systèmes n'est pas un choix académique : c'est un choix de raison. En effet, notre objectif n'est pas, comme cela est généralement le but dans l'utilisation de l'informatique, de calculer une fonction ; l'objectif est d'étudier la dynamique d'un système. La modélisation consiste à transcrire un système dans un certain langage pour pouvoir l'étudier plus aisément (des équations différentielles, par exemple). Cependant, nous pensons qu'il est beaucoup plus judicieux, parce qu'il se prête mieux à l'expression d'objets complexes, d'utiliser des agents dont le comportement est décrit algorithmiquement. Aussi, la modélisation multi-agents répond-elle à nos attentes. Notons bien que nous ne cherchons pas à « rendre tout agent », même s'il est intéressant de voir jusqu'où les SMA peuvent se substituer aux équations [7, 10]. Si, dans le système que nous étudions, certaines parties de la dynamique sont parfaitement décrites par des équations que l'on sait résoudre, nous les utilisons.

D'un point de vue plus global, notre objectif est la réalisation de laboratoires virtuels [6]. Nous entendons par là un logiciel dans lequel un système est décrit et la dynamique simulée. Les paramètres définissant le système sont modifiés dynamiquement et des capteurs placés à tout endroit du système permettent la collecte de mesures. Le but est de pouvoir tester des hypothèses en faisant jouer des scénarii et d'observer et mesurer l'évolution du système. Cela permet également la visualisation des phénomènes émergents que l'on ne peut pas imaginer/prévoir *a priori*. Cette visualisation aide à la compréhension du système et de sa dynamique.

### 1. Démarche, validation et impacts

D'une manière générale, les modèles rencontrés dans les sciences du type biologie, géologie, ... décrivent des flux de manière analytique. En modélisation MA, il faut décrire le comportement individuel des agents et leurs interactions. C'est un changement complet de perspective. Dans une modélisation multi-agents, les bilans sont émergents : ce sont des résultats, et non plus des données. Généralement, le chercheur a un modèle de type bilans et une intuition concernant le comportement à un niveau plus fin et seul l'aspect bilan est utilisé effectivement, du fait qu'il soit analytique. En renversant complètement le point de vue à l'aide d'une modélisation MA en mettant en avant le comportement individuel, nous mettons en question la cohérence des deux niveaux de « compréhension » du système : normalement, la simulation des comportements individuels doit naturellement déboucher sur l'observation des bilans censés décrire la dynamique du système (voir *infra*).

Du point de vue de la mise en place d'un modèle multi-agents, la modélisation est intuitivement assez facile à réaliser en comparaison avec une modélisation analytique ; elle ne demande pas une aptitude pour les mathématiques et leurs applications ; elle évite les problèmes liés à la résolution effective d'un système d'équations différentielles.

Comme on l'a déjà souligné plus haut, elle permet de simuler les lois comportementales observées et d'en vérifier leur cohérence par rapport aux modèles de bilans classiques. On renverse donc la perspective entre les données et les résultats.

L'approche permet d'intégrer des modèles du comportement de plusieurs types d'agents dans une même simulation et de tester la cohérence de ces modèles entre eux. Cette possibilité est très originale et permet de se rendre compte des incohérences entre des modèles décrivant des processus différents et interagissants.

L'aspect visualisation de la dynamique du système est également fondamentale à nos yeux. Par essence, une émergence ne peut être prédite ; il est donc important de disposer d'un outil permettant de la voir, donc de mieux comprendre le système étudié.

Dans le reste de cet article, nous décrivons la modélisation que nous avons mise en place dans le cadre d'une collaboration informatique/biologie marine. Nous utilisons une modélisation multi-agents pour tester une hypothèse proposée par les biologistes sur la modélisation du milieu marin et sa pertinence pour rendre compte du comportement du zoo-plancton. Les agents représentant les organismes zoo-planctoniques sont des agents situés, réactifs, et percevant leur environnement. Ainsi, le modèle de leur environnement et de leur voisinage n'est pas fourni aux agents ; au contraire, les agents le construisent à chaque instant via leurs « sens ». C'est pour nous très important de modéliser la perception des agents sous cette forme « réaliste ». La perception de l'agent peut varier en fonction de son état physiologique et de son environnement ; sa situation (spatiale, dans l'espace des états physiologiques...) intervient dans la perception qu'il a de son milieu. Notons également que le fait que les agents soient réactifs n'impliquent pas qu'ils n'ont pas une certaine forme de mémoire. Le comportement passé d'un agent rétro-agît sur son comportement à venir ; le comportement d'un agent à un instant est donc influencé par son histoire, qui lui est, par nature, individuelle.

Après avoir décrit le problème et le système biologique, nous présentons la modélisation qui a été réalisée. Nous montrons les résultats obtenus qui viennent confirmer les hypothèses des biologistes. Ce travail remet en cause une bonne partie des modélisations réalisées à ce jour dans ce domaine, ce qu'une approche de type analytique n'a pas permis de réaliser. Enfin, nous discutons des suites et perspectives de ce travail.

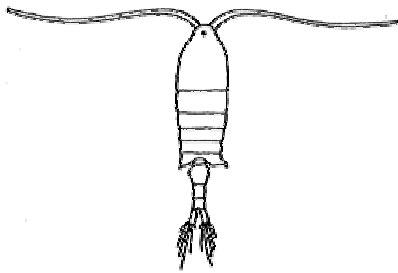
## 2. Modélisation multi-agents en biologie marine

L'objectif de ce travail est d'identifier les règles comportementales du copépode (cf. *Fig. n° 1*) et les influences de l'environnement sur son comportement : l'hypothèse est que le copépode a un comportement actif de recherche de nourriture (phytoplanctons). Pour cela, nous nous proposons de croiser l'observation sur le vivant, les résultats des modèles analytiques et la modélisation par agents.

La distribution du phyto-plancton est fortement hétérogène dans le milieu. Les résultats actuels [1] montrent que cette hétérogénéité influe sur le bilan énergétique du copépode. En mesurant la quantité d'azote absorbée lors de la nutrition, les observations montrent que le rendement du comportement du copépode (énergie dépensée/énergie ingérée) varie en fonction du type de distribution de la nourriture [1, 3]. Par exemple, un milieu perturbé, propice aux échanges, favorise le taux de rencontre du copépode avec les particules de phyto-plancton et donc augmente son rendement. Il reste maintenant à montrer l'influence du comportement du copépode dans de telles situations. L'étude de ce comportement est incompatible avec une approche analytique, comme nous allons le voir. Aussi, nous étudions une approche SMA [4].

### 2.1 Le système étudié

A l'heure actuelle, le copépode (cf. *Fig. n° 1*), petit organisme marin appartenant à la famille des zoo-planctons, est représenté par des modèles de type « boîte noire » (cf. *Fig. n° 2*) ou analytiques (cf. *Fig. n° 3*). Ces modèles cherchent à décrire chaque processus intervenant dans la vie de l'organisme en identifiant des flux d'entrée, des flux de sortie et une fonction de transfert.



*Fig. n° 1 Copépode Centropages hamatus*

Attardons-nous sur le processus d'ingestion des proies dans le cas du phytoplancton (cf. *Fig. n° 2*). Le copépode capture une proie (une particule de phytoplancton). Après un temps de manipulation, celle-ci est stockée dans l'estomac et entre dans le processus de digestion. L'estomac transforme son contenu soit en énergie utilisable (proies assimilées) que l'on exprime en azote, ou en déchets (pelotes fécales). Cette transformation est continue. Pour la simuler, on la discrétise en considérant qu'à chaque  $\Delta t$ , une quantité  $\Delta q$  transite (cette quantité est proportionnelle à la quantité stockée dans l'estomac). L'énergie utilisable est

soit consommée (métabolisme, digestion ou nage) soit stockée (pour la production d'œufs chez les femelles, par exemple). Quant aux déchets, ils sont éjectés.

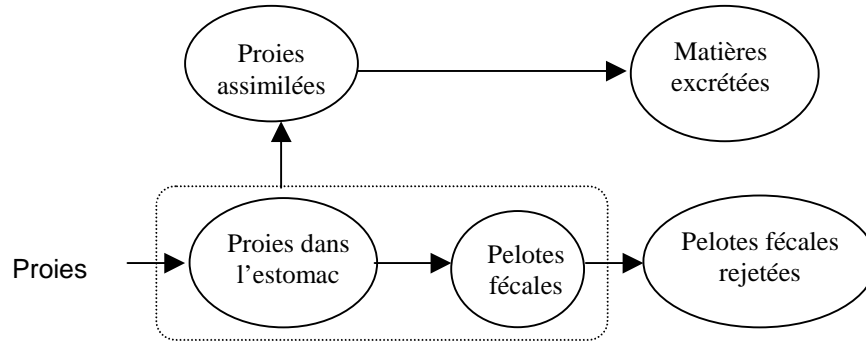


Fig. n° 2 Modèle en boîte du processus d'ingestion

Il existe des modèles analytiques qui ont pour ambition de représenter, au mieux, les processus biologiques qui régissent les copépodes. [1] propose un modèle (cf. Fig. n° 3) synthétisant les différents modèles développés jusqu'à présent. Il résume, à l'aide de cinq équations différentielles interdépendantes, l'activité de capture et de digestion.

$$\begin{aligned} \frac{dX_1}{dt} &= I - A - F & (1) \quad \frac{dX_2}{dt} &= A - \frac{C}{M_N} & (2) \\ \frac{dX_3}{dt} &= F - G & (3) \quad \frac{dX_4}{dt} &= G & (4) \\ \frac{dX_5}{dt} &= C_{st} + C_{sda} + C_{sw} & (5) \end{aligned}$$

Fig. n° 3 Modèle analytique du processus d'ingestion<sup>1</sup>

Prenons, à titre d'illustration, l'équation (1) qui décrit mathématiquement la variation du nombre de proies dans l'estomac de l'animal ( $X_1$ ). Cette variable dépend de trois autres variables :

- le taux d'ingestion  $I$  qui mesure le nombre de proies rencontrées par le copépode en fonction de sa satiété<sup>2</sup> et du niveau de turbulence<sup>3</sup> du milieu,
- le taux d'assimilation  $A$ , proportion d'azote apportée par les proies qui devient utilisable,

<sup>1</sup> Bien que n'apparaissant pas, les équations différentielles sont couplées car les  $A$ ,  $F$ ,  $G$ ,  $I$  et  $C$  dépendent des  $X_i$ .

<sup>2</sup> Le niveau de satiété est proportionnel à la quantité de nourriture contenue dans l'estomac. Plus l'estomac du copépode est plein, moins il cherche à capturer de nourriture.

<sup>3</sup> Plus le milieu est turbulent, plus la probabilité de rencontre entre le copépode et les cellules de phytoplancton est grande.

- le taux de formation des pelotes fécales, proportion d'azote apportée par les proies qui n'est pas utilisée mais évacuée en pelotes fécales.

Les deux dernières variables modélisent, *a priori* de manière correcte, la digestion. En revanche, la variable  $I$  est censée décrire le processus de capture du copépode en fonction de sa satiété et de l'environnement. A aucun moment, les équations mathématiques ne font mention du comportement du copépode. Pour s'en convaincre, développons un peu ce qui se cache sous  $I$ .

$$I = (\beta_{\text{behaviour}} + \beta_{\text{turbulence}}) N_p F_A$$

$I$  est directement liée à la capacité de rencontre du copépode. Dans le modèle analytique proposé, cette capacité de rencontre est fonction de quatre paramètres :

- $\beta_{\text{behaviour}}$  la contribution du « comportement », celle-ci est fonction du rayon de perception du copépode, du rayon des proies et la différence de vitesse de nage entre le copépode et les proies,
- $\beta_{\text{turbulence}}$  la contribution de la turbulence,
- $N_p$  la densité des proies dans le milieu,
- $F_A$  une mesure de l'activité de nutrition dépendant de la quantité de nourriture dans l'estomac du copépode et, selon le mode de prédation (en suspension ou en embuscade), la densité des proies dans le milieu.

Ce modèle rend bien compte du processus de capture mis à part, de notre point de vue, la contribution du comportement. En effet, si l'on peut mettre en équation le fait que l'activité de nutrition du copépode est fonction de la densité des proies, du niveau de turbulence du milieu, du mode de prédation et de la quantité de nourriture dans l'estomac, il est, en revanche, délicat de résumer le comportement par une relation qui fait seulement intervenir le rayon de perception, la taille des proies et la vitesse de nage du copépode relativement à celle de ses proies. Cela reviendrait à se placer dans un cadre comportemental stimuli-réponse, ce que l'on sait être inadéquat ([14][15]).

## 2.2 La modélisation multi-agents

Le système étudié est composé d'une masse d'eau (qui représente le milieu des autres agents) dans laquelle sont immergés des « patches<sup>4</sup> » de phytoplanctons et des copépodes. Chacun des agents est situé et possède ses propriétés parmi lesquelles son comportement. Les patches de phytoplanctons ont une certaine dimension et sont soumis aux courants et à la turbulence. Le copépode possède différentes caractéristiques (sa masse en azote, le volume de son estomac, sa vitesse de nage...). Son comportement, objet de l'étude pour le biologiste, est défini par un réseau de Pétri pour permettre la description de comportements sophistiqués avec un outil standard et simple. On se place dans une perspective d'agent réactif (cf. *Fig. n° 4*) : l'état interne de l'agent et les stimuli auxquels il est sujet à un certain instant entraînent (de manière non nécessairement déterministe) un certain comportement et un nouvel état interne.

---

<sup>4</sup> Agrégat

|           |   |                                 |
|-----------|---|---------------------------------|
| $X_1$     | Nombre de proies dans l'estomac                                       |                                 |
| $X_2$     | Nombre de proies assimilées   |                                 |
| $X_3$     | Nombre de pelotes fécales   |                                 |
| $X_4$     | Nombre de pelotes fécales évacuées                                    |                                 |
| $X_5$     | Energie dépensée exprimée en azote                                    |                                 |
| $I$       | Taux d'ingestion  |                                 |
| $A$       | Taux d'assimilation   | $A = C_a X_1 / T_g$             |
| $F$       | Taux de formation de pelotes fécales                                  | $F = (1 - C_a) X_1 / T_g$       |
| $C$       | Energie dépensée par unité de temps                                   | $C = C_{st} + C_{sda} + C_{sw}$ |
| $C_a$     | Pourcentage de proies assimilées par rapport aux proies capturées     |                                 |
| $T_g$     | Temps de transit (dépendant du nombre de proies dans l'estomac)       |                                 |
| $M_N$     | Masse en azote du copépode  |                                 |
| $G$       | Nombre de pelotes fécales évacuées par unité de temps                 |                                 |
| $C_{st}$  | Energie dépensée pour le métabolisme par unité de temps               |                                 |
| $C_{sda}$ | Energie dépensée pour l'ingestion par unité de temps                  |                                 |
| $C_{sw}$  | Energie dépensée pour le déplacement par unité de temps (nage + saut) |                                 |

Table n° 1 Définition des variables et constantes du modèle analytique de Fig. n° 3

### 2.2.1 L'outil de modélisation

Il existe une multitude d'outils de modélisation plus ou moins généralistes (Swarm [13], Manta [12]...). Dans la majorité des cas, ce sont des plates-formes soit adaptées à un ou à une famille de problèmes, soit très génériques. A notre connaissance, la généricité entraîne, dans tous les cas, une dépendance vis à vis d'un environnement informatique ou d'un langage de développement mais surtout ces plates-formes sont à base de primitives réutilisables et il faut donc écrire du code ! Toutes ces raisons nous ont poussés à concevoir un nouvel outil de modélisation et de simulation d'agents réactifs, perceptifs et situés.

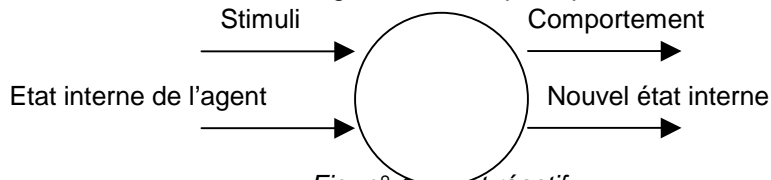


Fig. n° 4 Agent réactif

A l'heure actuelle, un langage de définition des agents et de l'environnement est encapsulé dans une interface graphique écrite en Java (donc portable et accessible sur Internet – <http://www-lil.univ-littoral.fr/~ramat>) et accompagnés d'outils de définition graphique de l'environnement, de représentation des déplacements

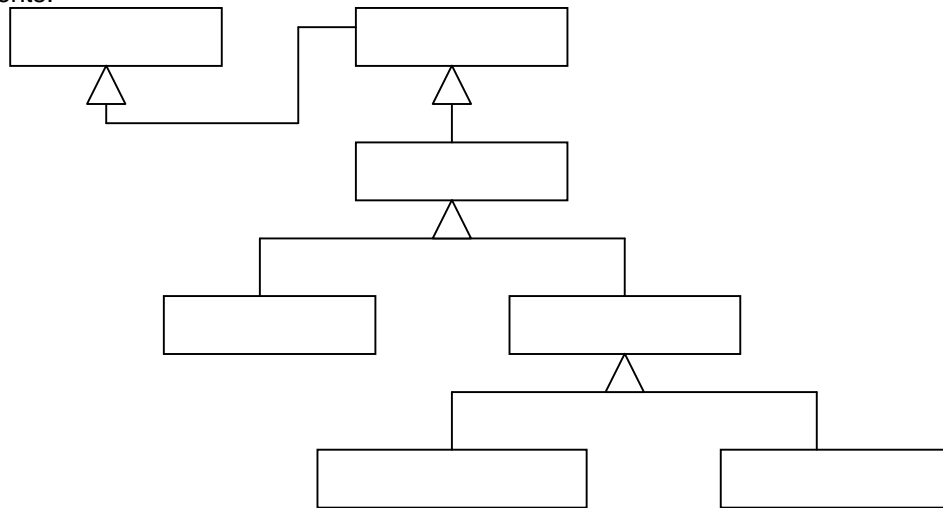
d'agents situés et de tracé des variations des propriétés des agents. L'ensemble compose une plate-forme où l'on peut décrire les agents, les créer et les activer.

### Les familles d'agents.

Notre approche repose sur quatre familles d'agents (cf. *Fig. n° 5*). Tout agent dérive des objets au sens du paradigme objet. Cela implique qu'un agent englobe la notion d'objet. On distingue ensuite la notion d'agent réactif et d'agent situé par ajout de facultés et de propriétés tels que les sens, la localisation dans l'espace...

Les agents spatiaux sont les briques de base pour la construction de l'environnement en les juxtaposant et en les connectant. Selon le mode de connexion, il est possible de définir des environnements toriques ou bornés. Comme nous le verrons par la suite, l'interconnexion des agents spatiaux entre eux est aussi à la base des canaux de communication entre agents physiques et spatiaux.

Les agents physiques constituent la deuxième grande famille. Un agent physique se trouve en relation avec un et un seul agent spatial. Cette relation permet de définir sa position dans l'espace. On distingue deux sous-familles : les agents dynamiques et les agents statiques. La différence fondamentale réside dans le fait que les agents dynamiques ont la faculté de se déplacer par leur propre initiative. En revanche, les agents statiques sont fixes ou peuvent être déplacés par d'autres agents.



*Fig. n° 5 Hiérarchie des familles d'agents dans notre simulateur*



### **Les états internes.**

Malgré leurs différences conceptuelles, tous les agents sont construits autour de l'idée d'agent réactif. Les états internes précisent des valeurs telles que masse en azote, volume de l'estomac, vitesse de nage, fréquence des sauts... , c'est-à-dire toute valeur caractéristique de l'agent susceptible d'intervenir dans son comportement. Ces valeurs sont strictement privées à l'agent et donc, lui seul, en fonction de ce qu'il perçoit et de son comportement, modifie ces valeurs.

### **La dynamique.**

La dynamique, directement liée au comportement que l'on cherche à tester, fait appel aux réseaux de Pétri temporisés. Celui-ci a pour objectif de modéliser les changements d'état. On retrouve dans cet outil mathématique les notions d'état (ou de place) et de transition. A un état est associé un ensemble d'actions (déplacement, mise à jour de l'état interne, envoi de message...) réalisées lors de l'activation de cet état. L'état est activé à chaque réception de jetons. Une transition, quant à elle, marque le passage d'un état à un autre. Ce passage s'effectue si le nombre de jetons nécessaires est atteint dans les places amonts, si la condition associée à la transition est valide et après une durée de temporisation déterministe ou stochastique. En d'autres termes, pour qu'il y ait changement d'état, il faut que les conditions de franchissement de la transition soient validées et, après une certaine attente, le nouvel état stable est activé.

L'introduction de durée de temporisation rend les modèles dépendants du temps. En effet, l'exécution des réseaux de Pétri temporisés construit dynamiquement un échéancier.

Nous avons introduit une deuxième technique pour la définition de la dynamique : l'introduction dynamique de classes Java. Ces classes permettent de décrire en Java un comportement. Cette option a l'avantage d'augmenter sensiblement la vitesse d'exécution des simulations.

### **La perception.**

Par analogie avec les entités biologiques, tout agent est doué de sens plus ou moins développés. Dans notre modèle, un agent possède plusieurs sens et chacun d'eux est défini par trois paramètres : le type d'agents perçus, le secteur (selon l'orientation de l'agent) et la distance jusqu'à laquelle ces agents sont perçus. Par ce biais, on peut tester différents scénarii selon les perceptions possibles du copépode (par exemple, perception des cellules de phytoplancton situées dans un secteur de 90 degrés et à une distance inférieure à 1mm [2]). De plus, un agent peut ne percevoir qu'une partie des caractéristiques d'un autre agent. On précise dans ce cas les caractéristiques perçues. Un agent peut aussi disposer de plusieurs sens.

Les sens sont aussi, dans cette approche, à la base du réseau de connaissances des agents. Dynamiquement, l'agent construit son voisinage en fonction de sa position dans l'espace et de ses sens.

### **Les messages.**

La quatrième caractéristique concerne les communications entre agents. Les agents ont la possibilité d'envoyer des messages aux seuls agents qu'ils perçoivent. Ces messages se présentent sous la forme d'un vocabulaire que les

agents peuvent émettre (ou non) et entendre (ou non) selon leur type. La réception d'un message par un agent le conduit à effectuer une ou plusieurs actions. Le mécanisme d'envoi de messages est le seul moyen pour un agent de modifier les caractéristiques d'un autre agent (à condition que celui-ci l'accepte).

### 2.2.2 Le modèle

Nous considérons que le copépode adopte deux comportements distincts : une nage orientée à la recherche de nourriture et des sauts aléatoires. Ces comportements ont une influence directe sur le processus d'ingestion des cellules de phytoplancton. Nous allons donc nous intéresser exclusivement à ce processus et laisser de côté la partie digestion qui, néanmoins, n'est pas à négliger pour obtenir un modèle complet.

#### Généralités.

Le système se compose de trois entités : la masse d'eau, les cellules de phytoplancton et les copépodes. Dans un premier temps, nous ne considérons qu'un seul copépode à la fois. Cette restriction n'est naturellement pas due à une quelconque limite du simulateur mais induite par les conditions expérimentales *in vivo*. La masse d'eau constitue l'environnement (ou le milieu) dans lequel évolue les autres entités. La taille du copépode (1 mm) sert de longueur de base pour la discrétisation de ce milieu. Le milieu est considéré, pour l'instant, en deux dimensions et découpé en parcelles d'1 mm<sup>2</sup>. Chaque parcelle est prise en charge par un agent spatial. Les cellules de phytoplancton sont très nombreuses (de 10 cellules par litre à 10<sup>8</sup> cellules par litre soit au maximum 10<sup>4</sup> cellules par parcelle). Il n'est donc pas raisonnable de modéliser chaque cellule par un agent. La solution retenue consiste à définir, au niveau des agents spatiaux, une propriété « Nombre de cellules ». On délègue la gestion de la nourriture aux agents spatiaux c'est-à-dire à l'environnement. Quant au copépode, il est représenté par un agent dynamique dont on va décrire la dynamique dans la partie suivante.

Le pas de temps de la simulation est noté u. t. Celui-ci est fixé par la durée correspondant au temps nécessaire à la plus petite action, c'est-à-dire la manipulation d'une cellule de phytoplancton par le copépode soit 1/20 s.

#### La dynamique du copépode.

Le réseau de Pétri modélisant la dynamique de déplacement du copépode se divise en quatre parties :

- dès que l'on atteint la fin d'un cycle de 75 u. t.<sup>5</sup>, le copépode effectue un saut sans considérer ce qu'il l'entoure<sup>6</sup>,
- pendant 20 u. t. (le temps de traverser une parcelle du milieu), le copépode explore l'espace où il se trouve et si de la nourriture s'y trouve, il peut, à chaque unité de temps, capturer une cellule de phytoplancton,
- en revanche, s'il n'y a pas de nourriture, il continue à nager pour atteindre la parcelle suivante,
- au bout des 20 u. t. nécessaires à la traversée d'une parcelle, le copépode choisit une nouvelle parcelle à explorer et s'y rend.

<sup>5</sup> 75 u. t. est une valeur moyenne issue d'une campagne d'observations.

<sup>6</sup> pour l'instant, c'est l'hypothèse retenue car on ne sait absolument pas pourquoi il saute.

Intéressons-nous à la phase active de capture de nourriture. A l'exception des sauts aléatoires, le copépode nage et parcourt une parcelle toutes les 20 u. t. Lorsqu'il a atteint ce délai, il change de parcelle. Ce changement est fonction de la stratégie que l'on teste. Dans notre cas, la parcelle disposant de plus de nourriture aura plus de chance d'être choisie ce qui se traduit par l'instruction *move,toSpatialAgent(groundView,true,random(currentQuantity))*. Cette instruction fait partie de l'ensemble des actions disponibles et permet le déplacement d'un agent dynamique vers un des agents spatiaux perçu par un sens, ici *groundView*, et sélectionné par tirage aléatoire proportionnel à la valeur d'une variable (*currentQuantity*, dans notre cas).

Localement, le copépode capture les cellules de phytoplancton. S'il n'a pas encore tout consommé, on vérifie s'il a « envie » de manger. En effet, nous avons vu que le copépode diminue la quantité de nourriture qu'il absorbe en fonction de son niveau de satiété, lui-même directement lié, pour l'instant, au nombre de cellules de phytoplancton présentes dans l'estomac. La fonction de satiété est la suivante :

$$C_g = 1 - \left( \frac{V_{\text{proie}} X_1}{\frac{2}{3} V_{\text{estomac}}} \right)^2$$

où  $V_{\text{proie}} X_1$  présente le volume des proies non digérées et  $V_{\text{estomac}}$  le volume de l'estomac du copépode. Si le tirage aléatoire est favorable alors il capture la cellule sinon cette cellule disparaît de son champ de vision.

### Réflexions et extensions.

Ce premier modèle est une traduction algorithmique du modèle analytique. On y retrouve des valeurs moyennes issues de bilans et des processus aléatoires, tel que celui de la satiété. La même remarque est valable pour la partie digestion. Les éléments nouveaux sont issues de la prise en compte de l'individualité, de l'hétérogénéité du milieu et du comportement au niveau de la nage. Il faut aussi souligner que la construction des agents est nettement plus simple et fait intervenir un nombre réduit de paramètres par rapport au modèle analytique.

Du point de vue validation, trois pistes ont été suivies : la comparaison qualitative des trajectoires simulées et des trajectoires *in vivo*, l'analyse fréquentielle des trajectoires simulées et *in vivo*<sup>7</sup> et la comparaison avec les résultats des modèles analytiques.

Nous nous intéressons maintenant à décomposer les processus « énigmatiques », tels que les sauts aléatoires ou la vitesse de nage constante. Il est évident que derrière ces actions se cachent des règles de décision ou des processus plus complexes. Par exemple, l'observation montre que la vitesse de nage n'est pas constante et que ces variations sont dues à des interactions avec l'environnement. Il reste, aux biologistes, à les définir ou à les imaginer.

D'autre part, si on s'intéresse à la capture d'une cellule de phytoplancton, on peut se demander si des éléments comme l'état physiologique du copépode ne rentre

<sup>7</sup> Un dispositif à base de deux caméras permet de filmer en 3D la trajectoire d'un copépode dans un aquarium dans lequel on a préalablement immergé une quantité donnée de phytoplancton. Les trajectoires sont numérisées et analysées en fréquence.

pas en ligne de compte. Par exemple, une femelle, porteuse d'œufs, a des besoins en nourriture plus importants qu'un mâle. Il paraît aussi évident d'un copépode seul ne vit pas de la même façon qu'une colonie de copépodes.

## 2.3 Résultats expérimentaux

Nous avons défini deux types de copépode en fonction de leur stratégie de nage : aléatoire ou orientée. L'environnement se compose d'une grille 2D de 2500 parcelles carrées (50x50). Chaque parcelle est un agent spatial et est connectée à ces 8 voisines. Les cellules de phytoplancton sont réparties soit par patches suivant une distribution multifractale (cf. *Fig. n° 6* – tâches plus ou moins grises<sup>8</sup>) soit uniformément. Dans les deux cas, la densité globale est identique (2 cellules par parcelle). Pour les patches, différentes densités sont utilisées (représentées par des niveaux de gris différents).

A l'aide des variables définies au niveau des agents *Copépode*, on mesure à chaque pas de la simulation : l'énergie, exprimée en pg<sup>9</sup> d'azote, contenue dans l'estomac (*gutEnergy*), l'énergie utilisable (*energy*), le nombre de cellules de phytoplancton capturées (*cellNumber*) et quatre variables du modèle analytique ( $X_3$ ,  $X_4$ ,  $T_g$  et  $C_a$ ).

Nous disposons d'un outil de visualisation de trajectoires. Il permet de tracer le chemin parcouru par un agent situé durant la simulation. En superposant la trajectoire du copépode étudié et la distribution des cellules de phytoplancton, on montre que dans le cas d'une distribution des cellules de phytoplancton par patches, la stratégie de la nage orientée est plus efficace. La *Fig. n° 6* est là pour en témoigner. Dans le cas de la nage orientée, le copépode passe de patch en patch.

Si on superpose les courbes représentant la quantité de nourriture dans l'estomac du copépode en fonction du temps et selon la stratégie de nage (cf. *Fig. n° 7*), il apparaît très rapidement que la nage orientée est favorable à l'alimentation du copépode du point de vue énergétique.

---

<sup>8</sup> Le niveau de gris indique la concentration locale de phytoplancton. La distribution est multifractale.

<sup>9</sup> picogramme

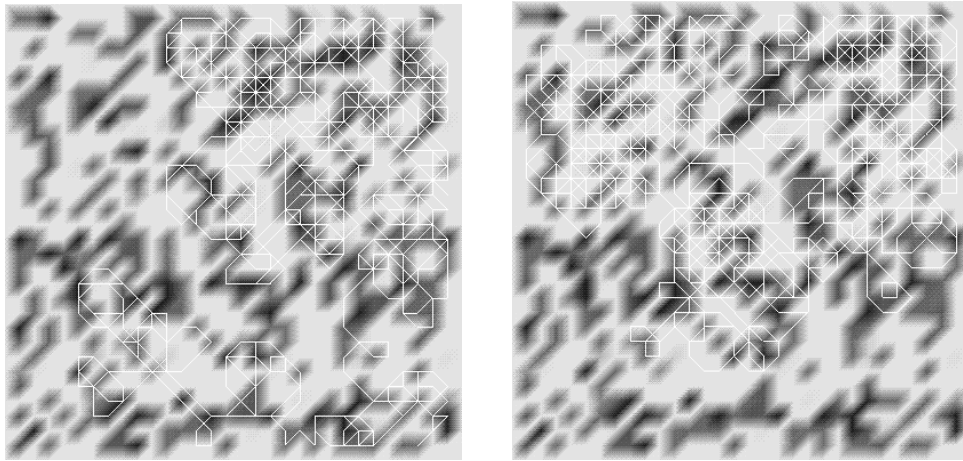


Fig. n° 6 Trajectoire du copépode (nage orientée – gauche / nage aléatoire - droite)

Si le copépode est plongé dans un champ homogène, la stratégie de nage n'a aucune influence sur l'alimentation puisqu'il trouvera de la nourriture dans toutes les directions en même quantité. En revanche, dans un champ hétérogène, la stratégie aléatoire conduit le copépode à tomber par hasard sur un patch de cellules de phytoplancton et surtout d'en sortir sans chercher à en profiter. Donc cette stratégie est moins efficace.

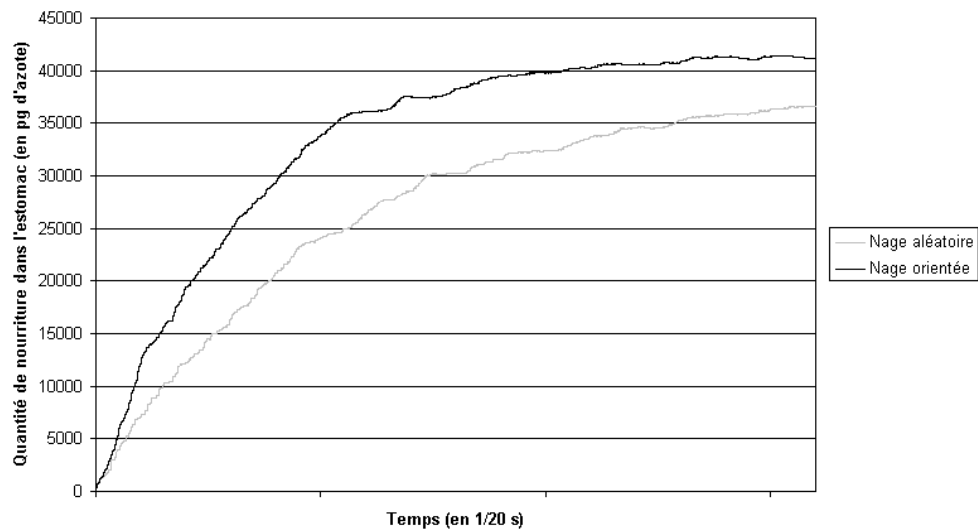


Fig. n° 7 Quantité de nourriture (en pg d'azote) dans l'estomac du copépode en fonction du temps

En conclusion, on retrouve les principaux résultats énoncés dans [1] pour une configuration de champ uniforme et de nage aléatoire.

### 3. Discussion

Nous avons présenté la démarche et les premiers résultats d'un travail reposant sur une collaboration informatique/biologie qui a pour objectif d'étudier le comportement d'un organisme zoo-planctonique, le copépode. Nos résultats sur un champ de phytoplancton hétérogène sont les premiers obtenus. Ils montrent clairement la sensibilité à la distribution du phytoplancton, qui aura des conséquences importantes sur le comportement, donc sur la dynamique et la viabilité de l'écosystème marin. En effet, si le phytoplancton est distribué de manière hétérogène, le copépode a un comportement qui tend à les concentrer dans des zones où le phytoplancton se trouve. Le copépode étant lui-même la nourriture de certains poissons, ceux-ci auraient à leur tour une répartition différente dans les eaux... Les distributions mesurées in situ est effectivement hétérogène [16].

Ce travail réalisé, de nombreuses voies de poursuite sont possibles. Tout d'abord, le passage à un système 3D est envisagé. Ce passage du 2D au 3D ne devrait pas remettre en cause les conclusions de ce travail au niveau biologie. Par contre, pour l'informaticien, le passage à la troisième dimension soulève des problèmes en terme de charge de calcul. Nous travaillons actuellement sur l'agrégation d'agents pour faire face à ce problème.

Au niveau méthodologique de modélisation, nous avons dû étudier le passage d'un modèle reposant sur des bilans à un modèle orienté individu ; nous retrouvons le même type de changement de paradigme dans un travail avec des géologues. Les variables habituellement manipulées dans les modèles de ces sciences sont en effet collectives, émergentes de l'activité des individus. Nous pensons que l'approche multi-agents oblige à se concentrer sur les « vraies » questions. Dans le travail décrit ici, le comportement en moyenne d'un copépode n'a aucun sens : le copépode n'a jamais ce fameux comportement moyen, et ce lissage masque les véritables comportements, altérant finalement l'étude du système en se concentrant sur de faux problèmes et en laissant de côtés les bonnes questions.

### 4. Références

1. Caparroy P. et Carlotti F., *A model for Acartia tonsa : effect of turbulence and consequences for the related physiological processes*, Journal of Plankton Research, vol. 18, n° 11, pp. 2139-2177, 1996
2. Tiselius P. et Jonsson P. R., *Foraging behaviour of six calanoid copepods : observations and hydrodynamic analysis*, Marine ecology progress series, vol. 66, pp. 23-33, 1990
3. Bundy M. H., Gross T. F., Coughlin D. J. et Strickler J. R., *Quantifying copepod searching efficiency using swimming pattern and perceptive ability*, Bulletin of Marine Science, vol 53, n° 1, pp. 15-28, 1993
4. Ferber J., *Les systèmes multi-agents, vers une intelligence collective*, InterEditions, 1995
5. Pavé A., *Modélisation en biologie et en écologie*, ed. Aléas, 559 p., 1994
6. Cambier Ch., *Simdelta --- Un système multi-agents pour simuler la pêche sur le delta central du Niger*, Thèse de doctorat, Université de Paris 6, 1994

7. Cambier Ch., Perrier E., Treuil J-P. et Preux Ph., *Action physique et géométrique, Contribution à une réflexion sur l'utilisation des processus physiques, Application RIVAGE*, poster, 5<sup>ième</sup> JFIADSMA, avril 1997
8. Marcenac P., *Modélisation et simulation par agents --- Application aux systèmes complexes*, mémoire d'habilitation à diriger des recherches, Université de la Réunion, 1997
9. Marcenac P., *Modélisation de systèmes complexes par agents*, Techniques et Sciences Informatiques, TSI, vol. 16, n° 8, pp. 1013-1037, octobre 1997
10. Perrier E., Cambier Ch., *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 CNRS « Tendances nouvelles en modélisation pour l'environnement » du programme environnement, vie et sociétés, janvier 1997
11. Treuil J-P., Perrier E., Cambier Ch., *Directions pour une approche multi-agents de la simulation de processus physiques spatialisés*, 5<sup>ième</sup> JFIADSMA, avril 1997
12. Drogoul A. et Ferber J., *Multi-Agent Simulation as a Tool for Modeling Societies: Application to Social Differentiation in Ant Colonies*, Actes du Workshop MAAMAW'92, Viterbo, 1992
13. Minar N., Burkhart R., Langton C. et Askenazi M., *The SWARM simulation system : a toolkit for building multi-agent simulations*, 1996
14. Stadden J. E. R., *Adaptive Behavior and Learning*, Cambridge University Press, 1983
15. Skinner B. F., *The behavior of organisms*, Appleton-Century Crofts, 1938
16. Seuront, L., Schmitt, F., Lagadeuc Y., Schertzer, D. & Lovejoy, S., 1999. *Universal multifractal analysis as a tool to characterize multiscale intermittent patterns. Exemple of phytoplankton distribution in turbulent coastal waters*. J. Plankton Res. (sous presse)