

## VERS UNE MÉTHODE DE MODÉLISATION MULTI-NIVEAUX

G. MORVAN, D. JOLLY

LGI2A EA 3926  
Université d'Artois  
Faculté des Sciences Appliquées  
Technoparc Futura 62400 Béthune  
{gildas.morvan, daniel.jolly}  
@fsa.univ-artois.fr

A. VEREMME, D. DUPONT

ERASM-HEI  
13 rue de Toul 59046 Lille  
{alexandre.veremme, daniel.dupont}  
@hei.fr

D. CHARABIDZE

Laboratoire d'Entomologie  
Institut de Médecine Légale  
Université de Lille 2  
Place de Verdun 59035 Lille  
damien  
@forenseek.org

**RÉSUMÉ :** Cet article présente les fondements d'une méthode de modélisation basée sur le paradigme agent et permettant d'intégrer dans un même modèle des connaissances issues de différents niveaux d'observation d'un système. La problématique à laquelle répond cette méthode est essentiellement d'ordre pratique, à savoir la difficulté à spécifier intégralement un système à un niveau d'observation donné. Nous présenterons également le contexte de ce travail : la modélisation du comportement des Diptères nécrophages dans un environnement complexe. Nous aborderons enfin quelques problèmes liés à l'implémentation de cette méthode et proposerons des pistes de réflexion basées sur des travaux antérieurs.

**MOTS-CLÉS :** holisme, émergence, modélisation orientée agent, modélisation multi-niveaux

### 1. INTRODUCTION

Pour modéliser un système, il est nécessaire de disposer de données, même lacunaires, sur celui-ci. Dans le cas des systèmes complexes (*e.g.* les systèmes vivants) le modélisateur ne dispose que très rarement d'informations exhaustives sur le système à un niveau d'observation donné. Il est généralement confronté à un ensemble de données éparses, ne concernant que quelques aspects du système, de *lois générales*, *i.e.* relations entre propriétés, *ceteris paribus*. Après étude des données dont il dispose, deux possibilités s'offrent à lui : considérer le système comme un tout cohérent dont certaines propriétés présentent des régularités quantifiables ou qualifiables, ou comme un ensemble de parties en interrelations faisant émerger ces mêmes régularités. Le choix de l'une ou l'autre alternative implique l'utilisation de paradigmes de modélisation mutuellement inconsistants et repose généralement sur des raisons pratiques et/ou personnelles : résultats attendus, données disponibles, difficultés liées à l'implémentation, familiarité avec le paradigme, intuition, *etc.*. Ainsi, même si le modélisateur a conscience que le système étudié est complexe, *i.e.* qu'il est à la fois *tout*, composé de sous-systèmes, et *partie* d'un méta-système, il peut et souvent doit faire abstraction de telles considérations afin de construire un modèle opérationnel à partir des données et

observations dont il dispose.

Un modèle holiste (*i.e.* qui considère le système comme un tout) permet de modéliser le comportement d'un système en « masquant » sa complexité, *i.e.* les comportements éventuellement complexes de ses constituants et les relations entre ceux-ci. Ce type de modèle décrit donc le comportement d'une propriété sans considérer les conditions, « à l'intérieur du système » qui permettent son émergence. Parallèlement, un modèle émergent (*e.g.* un modèle centré individus, orienté agent ou encore basé sur un réseau d'automates cellulaires) permet de simuler comment le comportement global d'un système émerge à partir des interactions entre ses constituants (figure 1). Nous centrerons notre propos sur le paradigme agent, celui-ci étant très général.

Ces deux approches, holiste et émergente, semblent inadaptées à la modélisation de systèmes très complexes et donc nécessairement mal connus comme les systèmes vivants. L'approche holiste est inadaptée car elle ne permet pas, dans le cas général, de modéliser les conditions qui permettent d'appliquer telle ou telle loi, celles-ci ne pouvant être connues sans modéliser le système du point de vue de ses constituants. De plus, dans le cas des systèmes complexes, de tels modèles permettent généralement de compren-

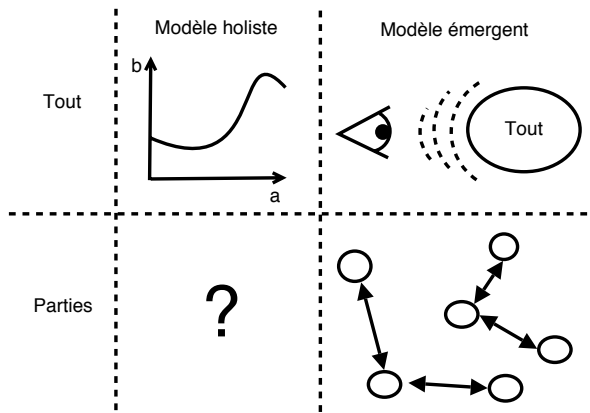


Figure 1: Approches holiste et émergente

dre le comportement de certaines propriétés prises indépendamment mais plus rarement la dynamique de l'ensemble des propriétés systémiques.

La modélisation émergente répond, ou tout du moins a été conçue pour répondre à ce problème. Cependant, modéliser de manière adéquate un système du point de vue de ses constituants, suppose de modéliser de manière adéquate les constituants (objets, agents, environnement). Or, cela peut se révéler particulièrement difficile lorsque certains aspects de leurs comportements sont eux-mêmes particulièrement complexes, et donc difficiles à modéliser voire tout simplement à déterminer expérimentalement pour des raisons pratiques. Le modélisateur doit déterminer l'ensemble des explications possibles (hypothèses) et, à la suite d'un processus de validation de ces hypothèses, déterminer la ou les plus plausibles. On parle de raisonnement abductif ou « raisonnement en faveur de la meilleure explication » pour caractériser un tel processus de choix et de validation d'hypothèses (Aliseda-Llera 1998). Ce type de raisonnement étant par essence conjectural, la validité de la solution repose sur la qualité des méthodes de choix et de validation des hypothèses. Si dans un cadre formel et sur des *problèmes jouets* de telles méthodes ont été développées et validées, en pratique cela est bien plus difficile : les critères de validation d'une hypothèse peuvent être plus ou moins qualitatifs et subjectifs, le processus de validation d'une hypothèse est très complexe et son exécution fastidieuse, le nombre d'hypothèses peut être très important et en dernier ressort, le choix des hypothèses dépend de l'imagination plus ou moins fructueuse du modélisateur. Ainsi, la qualité de la solution produite ne peut être assurée et les modèles émergents peuvent finalement se révéler très mal adaptés et moins réalistes que leur homologues holistes.

La « simplification de la complexité » des modèles holistes et le manque de fiabilité des modèles émer-

gents doivent être dépassés. Nous proposons dans cet article une méthode de modélisation des systèmes complexes permettant d'unifier au sein d'un même modèle ces deux approches et donc de prendre en compte les connaissances que le modélisateur a du système aux différents niveaux d'observation et leurs relations. Cette méthode s'appuie sur le caractère organisationnel des systèmes et pose comme nécessaire la compréhension de la dynamique des organisations au sein d'un système complexe. Elle se distingue de la modélisation hybride dans laquelle des modèles microscopique et macroscopique sont liés par des relations de *production-utilisation* de données et dans laquelle chaque modèle est supposé définir adéquatement le système à un niveau d'observation donné (El hmam et al. 2006).

## 2. MODÉLISER L'ORGANISATION D'UN SYSTÈME

Une organisation est définie par Edgar Morin comme « *l'agencement de relations entre composants ou individus qui produit une unité complexe ou système, dotée de qualités inconnues au niveau des composants ou individus* » (Morin 1977, p. 103). L'organisation au sein d'un système permet l'émergence de nouvelles propriétés mais en revanche, elle contraint le comportement des éléments qui la constituent. Si l'on considère par exemple une organisation sociale, ses contraintes propres pourraient être définies comme l'ensemble des lois, coutumes, habitudes sociales qui la régissent et ses propriétés émergentes seraient sa culture, sa science, *etc.*

Dans les modèles organisationnels et méthodologies de conception de systèmes multi-agents centrées sur les organisations, les propriétés et contraintes propres à une organisation ne sont généralement pas énoncées spécifiquement et ne sont pas considérées comme des notions spécifiant l'organisation mais comme des propriétés émergentes. Notons cependant que dans le modèle MOISE, la notion de rôle est exploitée pour « *contraindre les comportements individuels des agents* » (Hannoun et al. 1999).

Plus généralement, ces modèles permettent de *structurer* l'activité des agents en utilisant des concepts comme les groupes ou les rôles. Par exemple, une organisation sera arbitrairement décrite par l'ensemble des rôles que les agents peuvent prendre dans un groupe, les interactions possibles entre rôles, *etc.* (Ferber & Gutknecht 1998). L'organisation est spécifiée à un niveau d'observation donné.

Cependant d'un point de vue pratique, les propriétés émergentes et les contraintes propres à une organisation donnée peuvent être observées et donc connues. Il semble donc intéressant d'intégrer cette connais-

sance dans les modèles émergents. Pour conserver le caractère émergent du modèle, cela suppose également d'intégrer les conditions permettant à cette organisation de naître, de se perpétuer, et de mourir.

Notre approche consiste donc à modéliser, du point de vue des agents, la façon dont une organisation émerge à partir de leurs interactions et, du point de vue du système, les contraintes imposées aux agents par l'organisation ainsi que les propriétés émergentes. La dynamique des organisations se réalisant dans un système étant spécifiée à différents niveaux d'observation, nous appelons cette méthode modélisation multi-niveaux.

### 2.1. Agentification d'une organisation

Le comportement des constituants du système (agents, objets) dépend des propriétés émergentes de celui-ci. Le tout, dépendant des parties, rétroagit donc sur les parties, celles-ci devenant dépendantes du tout. Cette relation de codépendance entre le tout et les parties a été étudiée par des chercheurs de différents horizons (Morin 1977, Varela et al. 1993) et a semble-t-il inspiré les concepteurs de systèmes multi-agents (Ferber 1995) mais n'a pas débouché sur une réelle remise en cause des paradigmes de modélisation. Cet article propose d'adopter une vision multi-niveaux des systèmes et donc des organisations se réalisant en eux et par eux.

Notre approche, qui considère qu'une organisation une fois créée possède une « vie » propre, suppose de considérer une organisation, non plus seulement comme une structure, mais également comme un agent. Nous appellerons *Agent-Organisation* un tel agent et *Agent-Entité* un agent pouvant intégrer une organisation. Un *Agent-Organisation* doit être capable d'une communication « interne », *i.e.* avec les *Agents-Entité* constituant l'organisation, et « externe », *i.e.* avec d'autres *Agent-Organisation*. Son comportement dépend à la fois de ses constituants (qui spécifient les conditions dans lesquelles certaines propriétés émergent), des autres *Agents-Organisation* et bien sûr, de la dynamique propre à l'organisation (modélisation des contraintes et des propriétés émergentes).

Ces notions d'*Agent-Entité* et d'*Agent-Organisation* ne sont en aucun cas absolues mais relatives, encore une fois, du niveau d'observation du système. Toutefois, dans un premier temps, pour faciliter la compréhension de la méthode et son implémentation, nous ne considérerons que des systèmes observés à deux niveaux, macroscopique et microscopique, correspondant aux *Agents-Organisation* et *Agents-Entité*.

Rappelons bien qu'il ne s'agit pas ici de soutenir

un point de vue plutôt qu'un autre sur la nature des organisations mais de proposer une solution pratique aux problèmes que rencontre le modélisateur s'intéressant à un système complexe partiellement connu à divers niveaux d'observation. Ainsi, un *Agent-Organisation* peut être vu comme un agent « virtuel », c'est-à-dire n'ayant pas d'équivalent dans le système étudié, au niveau d'observation des constituants et de l'émergence de nouvelles propriétés, et réel au niveau d'observation considérant le système comme un tout.

La dynamique des organisations dans un système complexe peut être chaotique, stochastique, en un mot difficile à déterminer. Ainsi, les conditions dans lesquelles de nouvelles propriétés émergent peuvent être, elles aussi, complexes à déterminer si l'on ne connaît pas, ou si l'on ne prend pas en compte, le comportement des constituants du système. Dans notre approche, il n'est pas nécessaire de modéliser totalement ces comportements (nous avons dit que cela pouvait présenter certaines difficultés, notamment pratiques), mais il est en revanche nécessaire de modéliser les interactions entre les agents. Notre propos peut sembler paradoxal, les relations entre constituants étant justement « le terreau » d'une organisation. Il nous faut donc clarifier la notion assez floue de « modélisation des interactions ». Nous entendons par là la modélisation de l'ensemble des comportements ou propriétés individuels dont l'objet est la relation avec les autres agents. Le déplacement d'un agent cherchant à éviter les autres agents ou le protocole de communication d'un agent sont des exemples typiques de tels comportements et propriétés.

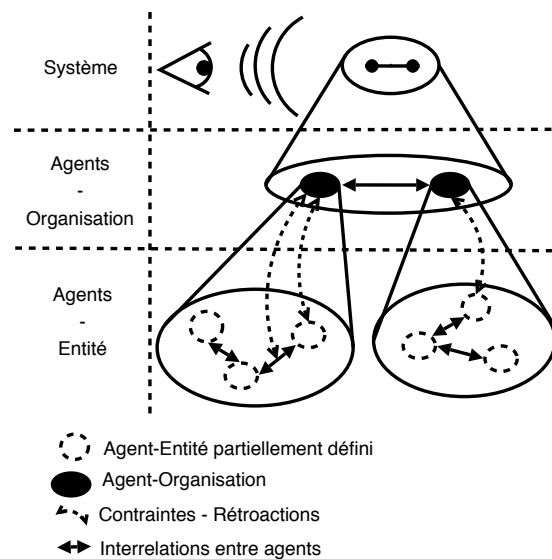


Figure 2: Modélisation multi-niveaux

Cette méthode s'appuie donc sur deux aspects des systèmes : l'interaction et l'organisation, et situe ces

deux concepts à des niveaux différents du point de vue de l'observateur et du modélisateur : aux niveaux microscopique et macroscopique (figure 2). Nous avons parlé de conditions nécessaires à l'existence d'une organisation. Ces conditions portent sur certaines propriétés du système et permettent à l'*Agent-Organisation* de déterminer si une propriété particulière peut émerger et comment.

## 2.2. Cycle de vie d'un *Agent-Organisation*

D'un point de vue pratique, un *Agent-Organisation* est créé par des *Agents-Entité* lorsque ceux-ci constatent que l'état de leurs relations est compatible avec les conditions de naissance de l'organisation qu'il représente. L'*Agent-Organisation* peut par la suite évoluer (*e.g.* en intégrant de nouveaux agents, en développant de nouvelles contraintes et propriétés émergentes) ou mourir en fonction de l'état des relations entre agents. Les *Agents-Entité* intègrent les connaissances liées à la naissance des organisations qu'ils peuvent constituer et les *Agents-Organisation* les connaissances liées à la vie et à la mort de l'organisation qui leur est propre.

Le cycle de vie de l'*Agent-Organisation* peut donc se résumer aux activités suivantes : (1) vérifier que les contraintes définissant l'organisation sont vérifiées (en d'autres termes, vérifier que l'organisation existe encore) (2) calculer les propriétés émergentes en fonction de l'état des relations entre agents au sein de l'organisation et entre l'*Agent-Organisation* et les autres *Agents-Organisation* (3) communiquer le résultat de ces calculs aux agents concernés (figure 3).

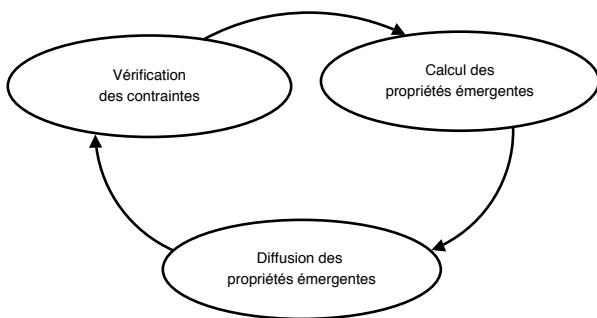


Figure 3: Cycle de vie d'un *Agent-Organisation*

L'*Agent-Organisation* n'est pas seulement un simple superviseur ou observateur du système comme peut laisser le supposer la définition du cycle de vie de l'*Agent-Organisation* et l'utilisation du terme « communiquer ». En effet, communiquer la valeur d'une propriété permet à l'*Agent-Organisation* de rétroagir sur le comportement des *Agents-Entité* (si leurs comportements dépendent de cette propriété).

## 3. EXEMPLE D'APPLICATION

### 3.1. Introduction à l'Entomologie Médico-Légale

L'idée de ce travail vient d'un problème concret lié à la modélisation du comportement des larves de Diptères nécrophages. Ces larves sont le matériel de base de l'Entomologie Médico-Légale. L'une des applications de cette science est de déterminer les conditions, en particulier l'heure, de la mort d'un individu, en fonction des insectes nécrophages retrouvés sur le corps. Les méthodes modernes se basent essentiellement sur des modèles du développement des Diptères, premières espèces à coloniser un cadavre. Ces modèles considèrent que la vitesse de développement des Diptères dépend, comme pour de nombreuses autres espèces, animales ou végétales, de la température (Stinner et al. 1974) :

$$\frac{da}{dt} = f(T(t)) \quad (1)$$

Où  $\frac{da}{dt}$  représente la vitesse de développement,  $T(t)$  la température en fonction du temps  $t$ , et  $f$  un modèle de développement. De nombreux modèles de développement, plus ou moins fiables et faciles à utiliser en pratique, ont vu le jour. Le lecteur intéressé peut se référer à (Wagner et al. 1984) s'il souhaite d'avantage d'informations sur ces modèles.

Il est ainsi très simple, dans un environnement contrôlé, de prédire le temps nécessaire au développement d'un insecte et à l'inverse de dater le moment  $t_1$  auquel il a été pondu à partir du taux de développement accumulé  $\Delta a$  par l'insecte au moment  $t_2$  de la découverte du corps :

$$\Delta a = \int_{t_1}^{t_2} f(T(t)) dt \quad (2)$$

Dans un écosystème complexe, il est beaucoup plus difficile de savoir à quelles températures s'est développé un insecte. Les entomologistes considèrent généralement que la température ressentie par les insectes est égale à la température relevée par la station météorologique la plus proche. Cela est inexact pour plusieurs raisons. Tout d'abord, notons que les victimes sont rarement retrouvées au pied d'une station météorologique et que l'environnement dans lequel un cadavre est retrouvé peut être sujet à des microclimats. De plus, un corps a une certaine inertie thermique qui absorbe les variations de la température extérieure. Enfin, les larves ont un comportement grégaire induisant des augmentations locales de température. Cette

troisième cause d'imprécision a été signalée dans de nombreux articles comme une source importante d'erreur dans l'estimation de l'intervalle post-mortem (Marchenko 2001). Cependant aucune méthode ne permet aujourd'hui de prendre en compte ce phénomène.

### 3.2. Modélisation multi-agents du développement des Diptères nécrophages

Afin d'améliorer la qualité des expertises entomologiques dans le cadre d'une enquête criminelle, il est nécessaire de prendre en compte l'ensemble des paramètres écosystémiques intervenant dans le développement des larves de Diptères dans un environnement complexe comme un corps humain. Les augmentations de température émergeant des interactions entre larves, nous avons développé un modèle multi-agents dans lequel (pour simplifier) chaque larve est représentée par un agent (*Agent-Larve*) afin de simuler le comportement thermique et nutritionnel d'une masse de larves, et comment ces comportements influent sur le développement des individus qui la constitue (Morvan et al. 2007).

Cependant, si les conditions dans lesquelles interviennent ces augmentations sont bien connues (formation d'agrégats sur et à l'intérieur du corps), les comportements thermique et nutritionnel d'une larve sont très difficiles à déterminer. En revanche, mesurer en conditions contrôlées ces comportements au niveau des agrégats est relativement aisé. Ainsi, par exemple, la température au sein d'un agrégat peut être exprimée comme une fonction de la masse de larves composant l'agrégat et de la température extérieure.

Dans un modèle strictement émergent, il serait nécessaire de poser un certain nombre de postulats vérifiables sur ces comportements individuels comme par exemple la chaleur émise par une larve durant un temps donné. Dans le cadre de notre méthode, on ne spécifie plus ces comportements au niveau de l'individu (*Agent-Larve*) mais au niveau de l'agrégat (*Agent-Organisation*). On spécifie donc la dynamique des agrégats (naissance, vie, mort) à partir des interactions entre larves, et de l'agrégat lui-même à partir des connaissances que l'on a de telles organisations (contraintes liées à l'accès à la nourriture, augmentation de la température et diffusion de la température en fonction de la masse et de la topologie de l'agrégat, dégradation de l'environnement, etc.).

Un agrégat pourrait être considéré comme une forme particulièrement dégradée d'organisation, voire même comme un tout désorganisé. Un agrégat naît pourtant d'un désordre apparent, contraint les larves à un « turnover nutritionnel », l'accès aux ressources étant limité, mais permet en revanche aux larves de

se développer plus rapidement grâce à la température élevée.

### 3.3. Implémentation du modèle

Nous présentons dans cette section une implémentation très simple du modèle multi-niveaux basée sur une stratégie *purement réactive* de communication : diffusion par les agents de *signaux* et de *marques* dans l'environnement. Un signal est une propriété environnementale se propageant selon une loi qui lui est propre. Une marque est un signal ne se propageant pas et au temps de vie éventuellement limité. Le modèle a été implémenté sur la plateforme d'exécution et de développement de systèmes multi-agents MadKit (Gutknecht & Ferber 1997) et se base notamment sur l'API Turtlekit (Michel et al. 2005). Notons que dans cette implémentation, l'exécution des agents est synchronisée.

La présence d'*Agents-Larve* agrégés peut être aisément (bien qu'indirectement) identifiée, ces derniers émettant dans l'environnement un signal additif. Il est ainsi possible pour un *Agent-Larve* d'estimer précisément, à partir de la valeur de signal mesurée à son voisinage étendu, la taille et la densité de l'agrégat auquel il appartient et de créer, le cas échéant, l'*Agent-Organisation* correspondant. Cet agent utilisera la position de l'*Agent-Larve* l'ayant créé (nous appellerons cet agent *Agent-Représentant* d'un *Agent-Organisation*) pour identifier l'agrégat au cours du temps. Les *Agents-Organisation* communiquent les propriétés émergentes, température et état nutritionnel du substrat, aux *Agents-Larve* par modification de l'environnement. Afin de prévenir la création de plusieurs *Agents-Organisation* pour un même agrégat, la stratégie suivante est adoptée : (1) les *Agents-Organisation* exécutent leur cycle de vie prioritairement aux *Agents-Larve*, (2) les cellules analysées par les agents sont marquées jusqu'à ce que chaque agent du système ait exécuté son cycle de vie ; tout *Agent-Larve* se trouvant sur une cellule marquée n'analysera pas son environnement, (3) lorsqu'un continuum d'*Agents-Larve* est détecté par un *Agent-Organisation* entre deux *Agents-Représentant*, *i.e.* si son *Agent-Organisation* se trouve sur une cellule préalablement marquée, celui-ci, devenu inutile, « se suicidera ».

Cette implémentation permet ainsi de modéliser efficacement, *i.e.* en limitant au maximum les informations échangées entre agents, les différentes phases de la « vie » d'un agrégat : formation, éclatement, séparation, fusion. Elle repose sur l'existence *a priori* d'un signal permettant d'estimer localement la densité d'agents dans l'environnement. Si ce signal est ici un élément existant préalablement dans le modèle, celui-ci aurait pu cependant être introduit

artificiellement.

### 3.4. Résultats préliminaires

Nous présentons dans cette section des éléments de validation de notre modèle. La figure 4 présente le résultat d'expériences menées sur des agrégats de larves de Diptères. Les températures maximales relevées dans les agrégats sont exprimées en fonction de la masse de larves. La température atteint très vite la température optimale de développement ( $\approx 38^\circ\text{C}$ ).

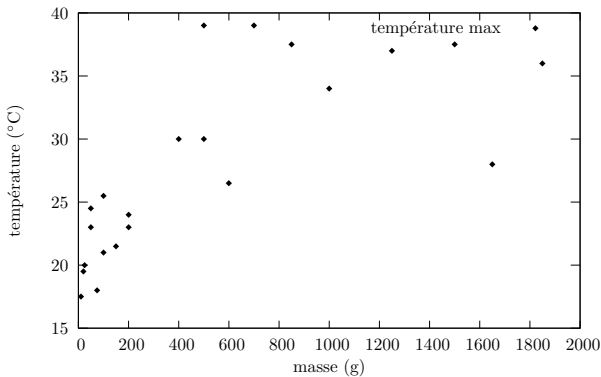


Figure 4: Température maximale observée dans des agrégats

Nous avons simulé un scénario dans lequel un nombre important d'œufs est pondu juste après la mort de la victime. Nous avons mesuré la température ressentie par 6 *Agents-Larve*, choisis aléatoirement, durant 80 heures (figure 5).

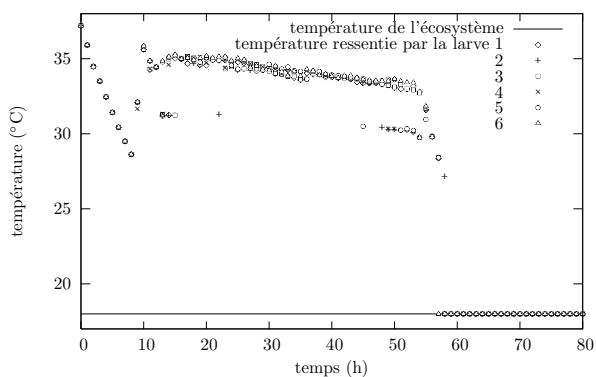


Figure 5: Température ressentie par 6 larves

Durant les 9 premières heures de la simulation, les températures ressenties suivent la décroissance de température du corps causée par la fin du processus d'homéothermie. Lorsque les œufs éclosent, la température se stabilise très vite aux alentours de  $35^\circ\text{C}$ . Après 57 heures, les larves quittent le corps pour s'empuper (une phase inactive de développement durant laquelle la larve se transforme en insecte adulte). Ce résultat montre que nous pouvons simuler

l'élévation de température au sein d'un agrégat de larves à partir des comportements individuels (algorithme de comportement grégaire) et lois générales (température en fonction de la masse) déterminés expérimentalement. Bien évidemment, il sera nécessaire d'affiner et de valider ce modèle pour l'utiliser dans le cadre d'enquêtes criminelles.

Néanmoins, ce modèle constitue d'ores et déjà un outil de simulation intéressant et fonctionnel : des scénarios complexes intégrant plusieurs milliers d'*Agents-Larve*, comme celui présenté ci-dessus, peuvent être simulés efficacement. Bien que des mesures précises n'aient pas été effectuées, selon le nombre d'agents, 10 à 30 minutes de calculs sur une station de travail Dell Precision<sup>TM</sup> 670 sont nécessaires pour simuler l'évolution du système sur 100 heures. Les performances sont ainsi jugées satisfaisantes par les entomologistes utilisateurs de l'application.

## 4. IMPLÉMENTATION ET PROBLÉMATIQUES

La méthode de modélisation présentée dans cet article vise à résoudre un certain nombre de problèmes pratiques mais peut par ailleurs en poser un certain nombre d'autres liés à l'implémentation d'un tel modèle. Bien que le cas que nous avons présenté ci-dessus ne pose pas de problème d'implémentation, nous avons souhaité aborder certains d'entre eux dans cette section et proposer des pistes de réflexion basées sur des travaux antérieurs.

### 4.1. Synchronisation des agents

Nous avons décrit plus haut le cycle de vie d'un *Agent-Organisation* sans le relier au cycle de vie des *Agents-Entité* composant l'organisation. Pour implémenter un système basé sur une telle méthode, il faut spécifier comment ces cycles de vie peuvent se synchroniser. Il semble pertinent de s'inspirer du concept de « société de modèles » permettant de faire collaborer des modèles hétérogènes dans un même système (Bonneaud et al. 2007). Dans cette approche, les modèles sont « agentifiés » et les *Agents-Modèle* ainsi constitués produisent et utilisent des résultats locaux ou « artefacts » pour construire des « patterns » c'est-à-dire des compositions d'informations permettant de comprendre le comportement du système. Un *Agent-Modèle* exécute le modèle qu'il encapsule tant qu'il dispose des données nécessaires pour le faire.

Il s'agit d'un mode de synchronisation sans doute trop « basique » car dans notre approche, le problème de la synchronisation des cycles de vie des différents agents vient du fait que le comportement de l'organisation est coproduit par l'ensemble des *Agents-Entité* qui la composent et l'*Agent-*

*Organisation.*

#### 4.2. Efficacité des simulations

Le principal problème lié à l'efficacité d'exécution d'un tel modèle est la quantité de messages potentiellement échangés pour observer (monitorer) le système. En effet, l'*Agent-Organisation* doit pour calculer ses propriétés émergentes, connaître l'état de l'organisation et donc l'observer. Les recherches visant à élaborer des méthodes efficaces de monitoring portent essentiellement sur des systèmes dans lesquels des agents cognitifs sont physiquement distribués et communiquent intensivement pour atteindre leurs objectifs (Kaminka et al. 2002). Dans le cas de simulations multi-agents, les problématiques sont différentes et des travaux ont montré que des approches organisationnelles permettent un monitoring efficace (Guessoum et al. 2004, Morvan et al. 2007).

Notre approche est basée sur le concept de « report based monitoring » dans lequel chaque agent reporte son état à un superviseur (Wilkins et al. 2003). Cependant, faut-il réellement observer chaque agent pour calculer la valeur d'une propriété émergente ? En d'autres termes, l'information à observer est-elle « transportée » par tous les agents ou par un sous-ensemble d'entre-eux ? Notre méthode d'observation est basée sur la notion de groupe. Nous définissons un groupe comme *un ensemble d'agents qui contiennent les informations nécessaires au calcul d'une propriété*. Les agents adhèrent volontairement aux groupes. Ils doivent donc s'auto-observer pour déterminer s'ils doivent rejoindre, rester dans ou quitter un groupe. Nous avons proposé un système à base de règles permettant de faciliter la conception de la phase d'auto-observation. Cet ensemble de règles, représentant une observation particulière et spécifié par le modélisateur/observateur, est évalué à chaque pas de simulation. Un agent appartient à un groupe *si et seulement si* l'ensemble des règles définissant le groupe est positivement évalué. Dans le cadre de la méthode de modélisation proposée dans cet article, les règles d'auto-observation pourraient être intégrées dans les *Agents-Entité* par des *Agents-Organisation* et non par le modélisateur.

#### 5. CONCLUSION ET TRAVAUX FUTURS

Nous proposons dans cet article une méthodologie de modélisation de systèmes complexes considérés à différents niveaux d'observation, macroscopique (tout/système) et microscopique (parties/constituants). Le niveau macroscopique est représenté par des agents, appelés *Agents-Organisation*, qui (1) calculent les nouvelles propriétés émergentes des interrelations entre les parties et des relations entre *Agents-Organisation*

et (2) imposent aux parties un certain nombre de contraintes. Ces procédures de calcul et contraintes sont définies explicitement durant la phase de modélisation. Le niveau microscopique est représenté par des agents, appelés *Agents-Entité*, dont le comportement n'est pas nécessairement totalement défini. Seuls (1) les comportements et propriétés individuels permettant aux *Agents-Entité* d'interagir et (2) les conditions de création d'une organisation doivent être impérativement définis.

L'objectif de cette méthode est de permettre au modélisateur d'utiliser dans un même modèle des données provenant de différents niveaux d'observation du système. Elle se distingue de l'approche « société de modèles » mais pourrait s'en nourrir. Dans cette approche, plusieurs modèles, concernant par exemple différents aspects du système, s'exécutent simultanément et communiquent leurs résultats à travers des structures spécialisées pour former un résultat d'ensemble cohérent. De même, elle n'est pas incompatible avec les modèles organisationnels existants mais offre un regard différent sur la notion d'organisation.

Nous avons pleinement conscience que cette méthode présente un certain nombre de problèmes pratiques qui se substituent à ceux qu'elle entend résoudre : synchronisation des différents agents « de différents niveaux », efficacité des simulations, et sans doute d'autres. Nous pensons qu'il est pourtant indispensable de vouloir résoudre des problèmes méthodologiques même si cela entraîne des difficultés d'implémentation. En effet, la complexité toujours croissante des systèmes artificiels et l'importance cruciale de mieux comprendre et maîtriser la complexité des systèmes naturels imposent le développement de nouvelles méthodes de modélisation et de raisonnement permettant d'acquérir une connaissance non mutilée de nos environnements technologiques et naturels.

Nous avons également conscience du manque de formalisation de cette méthode. Notons cependant que dans le cadre de l'exemple présenté dans la section 3, les résultats obtenus sont déjà très prometteurs. Nous souhaitons nous attacher dans les prochains mois à spécifier plus formellement certaines notions présentées ici et à proposer un modèle d'implémentation adapté et idéalement conçu comme une *surcouche* au modèle organisationnel AGR (Agent-Groupe-Rôle) utilisé dans la plateforme MadKit.

D'un point de vue pratique, nous souhaitons analyser plus finement les différences entre le modèle initial strictement émergent et le modèle basé sur cette nouvelle approche. Des expériences sur le terrain ont été menées afin de mieux comprendre le comportement

thermique des larves de Diptères et d'implémenter notre nouveau modèle efficacement. Nous pensons qu'il serait également intéressant d'analyser les relations entre certaines propriétés des écosystèmes (comme la population de Diptères nécrophages) et le système étudié (un cadavre humain) comme par exemple la ponte d'œufs et d'intégrer cela dans notre réflexion.

## REMERCIEMENTS

Ce travail est financé par le Ministère de la Recherche et la Fondation Norbert Ségard. Les auteurs tiennent à remercier tout particulièrement Philippe Kubiak (LAGIS - École Centrale de Lille), Gilles Goncalves (LGI2A - Université d'Artois) et Benoît Bourel (Laboratoire d'Entomologie - Institut de Médecine Légale de Lille) pour leur soutien. Nous voudrions également remercier l'ensemble du personnel de l'entreprise *V.S.P. - Le Thepault Fils* pour leur aide et leur accueil lors des expérimentations sur le comportement thermique des larves de Diptères réalisées en septembre 2007.

## RÉFÉRENCES

- Aliseda-Llera, A. (1998). *Seeking Explanations: Abduction in Logic, Philosophy of Science and Artificial Intelligence*, PhD thesis, Stanford University, Department of Computer Science.
- Bonneaud, S., Redou, P. & Chevaillier, P. (2007). Pattern oriented agent-based multi-modeling of exploited ecosystems, *Proceedings of the 6<sup>th</sup> EUROSIM congress*.
- El hnam, M., Abouaissa, H., Jolly, D. & Benasser, A. (2006). Macro-micro simulation of traffic flow, *Proceedings of the 12th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing (INCOM06)*, Saint Etienne FRANCE, pp. 351–356.
- Ferber, J. (1995). *Les Systèmes Multi-Agents: Vers une Intelligence Collective*, InterEditions.
- Ferber, J. & Gutknecht, O. (1998). A meta-model for the analysis and design of organizations in multi-agent systems, *Proceedings of the Third International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS98)*, pp. 128–135.
- Guessoum, Z., Ziane, M. & Faci, N. (2004). Monitoring and organizational-level adaptation of multi-agent systems, in A. Press (ed.), *Proceedings of AAMAS'04*, pp. 514–521.
- Gutknecht, O. & Ferber, J. (1997). Madkit: Organizing heterogeneity with groups in a platform for multiple multi-agent systems, *Technical Report 97188*, LIRMM, 161, rue Ada - Montpellier - France.
- Hannoun, M., Boissier, O., Sichman, J. S. & Sayetat, C. (1999). Moise : Un modèle organisationnel pour la conception de systèmes multi-agents, *Actes des JFIADSMA*, pp. 105–118.
- Kaminka, G., Pynadath, D. & Tambe, M. (2002). Monitoring teams by overhearing: A multi-agent planrecognition approach, *Journal of Artificial Intelligence* **17**: 83–135.
- Marchenko, M. I. (2001). Medicolegal relevance of cadaver entomofauna for the determination of the time of death, *Forensic Science International* **120**: 89–120.
- Michel, F., Beurier, G. & Ferber, J. (2005). The turtlekit simulation platform : Application to complex systems, *Proceedings of the First International Conference on Signal-Image Technology and Internet Based Systems*.
- Morin, E. (1977). *La méthode Tome 1*, Editions du Seuil.
- Morvan, G., Jolly, D., Dupont, D. & Kubiak, P. (2007). A decision support system for forensic entomology, *Proceedings of the 6<sup>th</sup> EUROSIM congress*.
- Stinner, R. E., Gutierrez, A. P. & Butler Jr, G. D. (1974). An algorithm for temperature-dependant growth rate simulation, *The Canadian Entomologist* **106**: 519–524.
- Varela, F., Thompson, E. & Rosch, E. (1993). *L'inscription corporelle de l'esprit*, Editions du Seuil.
- Wagner, T. L., Wu, H.-I., Sharpe, P. J., Schoolfield, R. M. & Coulson, R. N. (1984). Modeling insect development rates : A literature review and application of a biophysical model, *Annals of the Entomological Society of America* **77**(2): 208–225.
- Wilkins, D., Lee, T. & Berry, P. (2003). Interactive execution monitoring of agent teams, *Journal of Artificial Intelligence Research* **18**: 217–261.