

---

# Un modèle multi-agent de résolution collective de problèmes situés multi-échelles

Olivier Simonin\* – Jacques Ferber\*\*

\*Laboratoire SeT, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard  
F-90010 Belfort cedex  
olivier.simonin@utbm.fr

\*\*LIRMM, Université de Montpellier II - CNRS, 161 rue Ada  
F-34392 Montpellier cedex 5  
jacques.ferber@lirmm.fr

---

*RÉSUMÉ.* Nous proposons dans cet article un modèle multi-agent situé permettant de traiter des problèmes impliquant un nombre d'agents variant de quelques unités à des centaines. Notre approche consiste à étendre la technique des champs de potentiels en donnant aux agents la possibilité de créer eux-même de nouveaux champs par le biais de signaux. Nous montrons qu'une sémantique simple, attraction ou répulsion, permet de gérer la plupart des situations d'interactions entre agents situés. Ainsi, en réception, ces signaux sont transformés en vecteurs de déplacements coopératifs et combinés aux influences classiques perçues par l'agent : attraction d'un but, évitement d'obstacles. Puis nous définissons une technique de relais de ces signaux pour généraliser le modèle à des interactions impliquant de nombreux agents. Enfin, nous décrivons plusieurs applications, en simulation et avec des robots réels, sur des problèmes divers et nécessitant un nombre d'agents très variable.

*ABSTRACT.* This paper presents a situated multi-agent model allowing the treatment of problems involving from some agents to hundreds. Our approach consists to extend the Artificial Potential Field technique. We give to agents the ability to create themselves new fields by emitting signals. We show that with a simple semantic, attraction or repulsion, these signals can manage most interactive situations between situated agents. The agents can transform the perceived signals into vectors of co-operative displacements, which are combined to other classical influences: attraction of a goal, avoidance of obstacles. Then a technique of relay of the signals is proposed to generalize the model to interactions between numerous agents. Finally we describe several applications involving a very varied number of agents, by using simulation but also real robots.

*MOTS-CLÉS :* Systèmes multi-agents situés, coopération, résolution de conflits, passage à l'échelle du nombre

*KEYWORDS:* Situated multi-agent systems, cooperation, conflict solving, scaling

---

## 1. Introduction

L'approche multi-agents permet en général de traiter un problème en le décomposant en sous-problèmes plus simples, de telle sorte que les agents n'aient à se consacrer qu'à une seule des sous-tâches à la fois. Cette décomposition, parfois évidente, souvent complexe, engendre une complexité organisationnelle des agents. Les principaux problèmes sont concrètement : comment allouer les tâches, comment faire coopérer plusieurs agents à une même tâche, comment les faire communiquer et enfin comment résoudre les conflits ? (cf. [WEI 00]) Ces problèmes prennent toute leur importance lorsque l'on considère des systèmes impliquant de grandes quantités d'agents. Une solution à l'échelle de deux ou dix agents peut s'avérer valide mais totalement inefficace lorsque l'on tente de l'appliquer à plusieurs dizaines ou centaines d'agents.

Cet article propose un modèle d'agents situés<sup>1</sup> coopératifs applicable à des échelles différentes de nombre (noté *passage à l'échelle* par la suite). Pour parvenir à une indépendance au nombre d'agents impliqués dans un traitement, nous nous appuyons sur une approche de type résolution collective de problème [BON 94, FER 99]. Il s'agit de ne considérer que des agents simples (à base réactive) pouvant seulement percevoir localement leur environnement et agir avec leur voisinage proche (cf. détails section 2). Cependant cette limitation à des interactions au niveau micro ne permet pas d'éviter toute situation complexe au niveau global (ou macro). Bien au contraire, elle est source de conflits, puisque les agents ne peuvent tenir compte que d'une infime partie de l'environnement dans lequel ils sont plongés. Notre approche pour éliminer ce problème de complexité lors du passage à l'échelle consiste à :

- intégrer *au niveau local* un mécanisme générique de coopération et de résolution de conflit, en *codant les intentions* des agents par une extension de l'approche des champs de potentiels,
- et d'assurer la cohérence comportementale des agents lorsque plusieurs de ces *mécanismes locaux se trouvent en relation*, à l'aide de *processus de propagation des intentions et des contraintes*.

Cet article débute par une présentation du modèle d'interactions locales des agents basé sur la notion de satisfaction [SIM 01], qui s'avère être une vision inversée du modèle de l'éco-résolution ([FER 89, DRO 93]). Alors que l'éco-résolution propose des interactions basées sur l'agression du voisinage, nous employons la notion d'altruisme consistant à passer une intention (ou requête) et de les traiter seulement si elles s'avèrent pertinentes. Puis nous montrons comment le modèle est affiné pour gérer le passage à l'échelle (en particulier pour la gestion des conflits). La section application permet de montrer comment en simulation et avec des robots réels des problèmes concrets à diverses échelles ont été résolus. Enfin nous concluons sur les perspectives de ce travail et les problèmes restant ouverts.

---

1. Par agents situés nous entendons qu'ils évoluent dans des environnements physiques (réels ou simulés). Il s'agit en particulier de robots autonomes impliqués dans des tâches elles-mêmes distribuées.

## 2. Coopération locale

### 2.1. Des signaux pour s'influencer

Le modèle d'agent que nous proposons repose sur une architecture réactive, à base de comportements simples déclenchés par la perception de stimuli (architecture type [ARK 87, DRO 93]). La résolution d'un problème est obtenue par auto-organisation des agents à partir d'une approche *champs de potentiels* (technique introduite par [KHA 85] pour la navigation individuelle, appliquée à la navigation multi-robots par [ARK 92] et généralisée par [ZEG 94], cf. aussi [SIG 02]). Cette approche consiste à transformer les *perceptions* des agents en *forces répulsives* (par ex. répulsions des obstacles, des autres agents) et *forces attractives* (par ex. un lieu à atteindre) et de les *combiner* (en pondérant les forces suivant les distances agent-objet). On parle alors de modèle vectoriel, définissant pour chaque agent un comportement cohérent vis-à-vis de ses perceptions directes du monde. Toutefois ces techniques comportent le risque d'atteindre des états d'équilibres (minima locaux) ou des comportements d'oscillations. Même si des solutions ont été proposées pour contourner ces problèmes la non prise en compte des *intentions des agents* ne permet pas de garantir des comportements non singuliers (cf. [ZEG 94]).

Pour dépasser les limites d'une telle approche et l'exploiter pour l'organisation de systèmes peuplés de nombreux agents, nous introduisons la notion de *champs de potentiels dynamiques*. Il s'agit non plus de calculer des forces en fonction des éléments perçus dans l'environnement de l'agent (comme dans [REY 99]), mais de donner la possibilité *aux agents de créer eux-mêmes des champs munis d'une sémantique et à destination de leur voisinage*. Notre modèle repose sur le fait que les agents créent ces champs par l'émission de signaux locaux. L'intérêt d'une telle approche est de

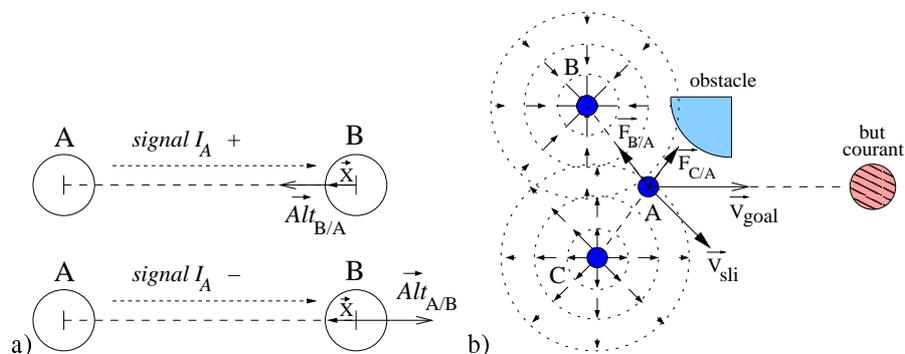
- pouvoir **combiner les intentions des agents et les perceptions** classiques sur l'environnement,
- **donner à ces champs une sémantique** et une existence temporaire liée à une situation ou un objectif,
- établir **un modèle applicable à des échelles différentes**.

Par souci de clarté nous allons présenter progressivement ce modèle d'abord pour un système composé de deux agents, puis de  $n$  agents voisins et enfin en section 3 nous examinerons sa généralisation et son passage à l'échelle.

### 2.2. Interaction entre 2 agents voisins

Mettre en place un mécanisme d'interaction pour coopérer nécessite que :

- 1) les agents puissent percevoir de telles situations,
- 2) qu'ils puissent communiquer des requêtes ou des intentions,
- 3) qu'ils sachent réagir de façon adéquate à ces requêtes.



**Figure 1.** a) Vue de dessus des deux réactions altruistes possibles entre deux agents b) Influences perçues par l'agent A : attraction but courant ( $\vec{V}_{goal}$ ), appel de B ( $\vec{F}_{B/A}$ ), répulsion de C ( $\vec{F}_{C/A}$ ) et glissement autour de l'obstacle ( $\vec{V}_{sli}$ )

Dans le cadre d'agents situés nous pouvons diviser les interactions en deux grandes catégories : celles qui nécessitent que les agents *se rapprochent* (agir ensemble, échanger une ressource, se dépanner) et celles au contraire qui nécessitent un *éloignement* (situation de conflit, de danger). Cette dichotomie nous permet de mettre en place une sémantique simple des communications :

Perception d'un agent voisin	Besoin	Signal / sémantique
l'autre agent est une gêne	repousser l'agent	valeur négative -
l'autre agent peut être une aide partage d'une ressource	attirer l'agent	valeur positive +
l'autre agent laisse indifférent	aucun	aucun

Ce tableau nous montre qu'il est possible d'exploiter une forme de communication très simple pour gérer les situations de conflits et de coopérations entre agents situés. Ainsi, sans remettre en cause notre approche réactive, nous donnons la possibilité aux agents d'émettre des signaux simples sur une portée limitée. Ces signaux codent une valeur comprise dans l'intervalle  $[-P_{max}, P_{max}] \subset \mathbb{Z}$ . Le signe donne la sémantique (attraction ou répulsion), la valeur absolue l'intensité de la demande. Il n'y a pas de protocole, ni d'accusé de réception, il s'agit de diffuser des informations comme peuvent le faire certains animaux [MCF 87].

Les situations pour agir étant définies et les requêtes exprimées par des signaux, il ne reste plus qu'à définir les réactions adéquates à ces signaux.

Pour être coopératif l'agent doit exécuter des actions liées aux objectifs d'autrui, et non centrés sur ses tâches individuelles et à cours termes. Ainsi nous établissons un état particulier, dit **d'altruisme**, où l'agent se contente de satisfaire une requête extérieure. Dans notre approche, ce comportement est codé par un mécanisme réactif

exprimé dans le modèle vectoriel, et s'appuyant sur le tableau vu ci-dessus. Nous définissons le **vecteur altruisme**, comme étant la réaction altruiste d'un agent  $B$  à un signal de satisfaction interactive  $I_A$  émis par un agent  $A$  :

$$\vec{Alt}_{B/A}(t) = \text{Sign}(I_A(t)) \cdot |I_A(t)| \cdot \frac{\vec{X}}{\|\vec{AB}\|^n} \quad [1]$$

avec  $\vec{X} = \frac{\vec{BA}}{\|\vec{AB}\|}$ . La figure 1 donne une représentation en vue de dessus des deux réactions possibles d'un agent suivant le signe de la valeur perçue (avec  $n = 0$ ). Le coefficient  $n$  permet d'introduire optionnellement la distance inter-agent dans le calcul de l'intensité du vecteur construit (par exemple  $n = 2$  pour l'équivalence avec certains champs physiques).

Nous venons d'exprimer la réaction d'un agent envers le signal d'un autre, il faut maintenant considérer l'interaction complète, c'est-à-dire lorsque les deux agents tentent de s'influencer mutuellement. Dans ce cas, deux attractions ou deux répulsions donnent un comportement cohérent. Mais dans les deux autres cas (+/- et -/+) les agents vont avoir des intentions incompatibles : comment attirer un agent tout en répondant à sa demande d'éloignement ? Il faut trancher, c'est-à-dire choisir entre rapprochement ou éloignement. Nous donnons la priorité au signal négatif, c'est-à-dire à la répulsion, la raison est la suivante.

La qualité première que l'on attend d'un SMA situé, au niveau local comme global, c'est qu'il n'atteigne jamais une situation de deadlock qui correspond à un équilibre stable dans un minimal local (cf. [FON 96]). Ensuite l'on souhaite pouvoir établir des comportements coopératifs pour résoudre certaines tâches globales ou locales. La priorité donnée aux signaux répulsifs sur les signaux attractifs répond à la nécessité d'éviter tout blocage. En effet, les agents doivent en priorité pouvoir se repousser en non se concentrer. Nous revenons sur ce point en section 3.1.

### 2.3. Interactions entre $n$ agents voisins

Chaque agent percevant une partie de l'environnement (même de façon limitée) peut être en interaction avec plusieurs voisins à la fois. Il nous faut donc généraliser le processus défini précédemment au voisinage d'un agent (voisinage défini par la portée de ses perceptions).

Les influences prises en comptes à chaque instant sont : les signaux extérieurs perçus, les obstacles de l'environnement et le but de la tâche courante. Une illustration de ces influences est donnée en figure 1.b (les vecteurs  $\vec{F}$  représentent  $\vec{Alt}(t)$  pour chaque signal).

Comme tout être vivant, un agent artificiel ne peut simultanément réaliser plusieurs tâches incompatibles, ni répondre à plusieurs requêtes indépendantes. Il doit

sélectionner une activité principale [SIG 02]. En même temps, il arrive que plusieurs contraintes puissent être prises en compte simultanément. C'est le cas pour le calcul d'une trajectoire, où l'on combine l'évitement de plusieurs obstacles. La solution que nous proposons à ce problème est la définition d'un modèle de sélection des tâches qui soit cohérent avec les actions du voisinage de l'agent, ses propres objectifs, mais aussi qui permette de combiner plusieurs contraintes lorsque cela est possible.

Ainsi pour adopter un comportement cohérent l'agent doit choisir un seul objectif à la fois : soit répondre à l'un des signaux qu'il perçoit, soit continuer sa tâche courante. Une fois ce choix effectué nous pouvons intégrer l'évitement des obstacles.

La phase de sélection s'appuie sur un modèle des satisfactions de l'agent (présenté en détail dans [SIM 01]). Disons simplement que pour chaque tâche en cours l'agent évalue s'il progresse, régresse ou stagne. Cette évaluation, appelée satisfaction personnelle, est définie à l'instant  $t$  par une valeur  $P(t) \in [-P_{max}, P_{max}]$ . Cette définition homogène avec celle des valeurs des signaux permet une comparaison directe. Ainsi le choix de poursuivre ou non la tâche en cours est effectué par le test :

*Cond1* : Si  $\exists I_{ext}$  tq  $|I_{ext}(t)| > P(t)$  Alors abandonner la tâche en cours

Ce qui exprime que l'intensité de l'influence extérieure doit être plus grande que la satisfaction de l'agent sur sa tâche en cours, pour passer dans l'état d'altruisme.

Cependant un agent peut percevoir plusieurs signaux vérifiant ce test. Une sélection est alors opérée suivant la priorité introduite plus haut aux répulsions sur les attractions. Entre plusieurs signaux de même signe le plus intense est sélectionné.

A ce stade l'agent connaît son objectif  $\vec{V}_{goal}$ , qui est soit d'exécuter une tâche individuelle, soit un déplacement altruiste ( $\vec{V}_{goal} = \vec{Alt}(t)_{/I_{ext}}$ ).

Nous pouvons alors intégrer les évitements d'obstacles (influence noté  $\vec{V}_{sli}$ ), mais aussi les signaux répulsifs perçus car ils sont équivalents à la présence d'obstacles proches (augmentant l'aspect coopératif de l'agent). Nous obtenons la forme générale du comportement spatial de l'agent :

$$\vec{V}_a = g_1 \cdot \vec{V}_{goal} + g_2 \cdot \vec{V}_{sli} + g_3 \cdot \sum_{i=0}^n \vec{Alt}_{a/I_i}(t) \quad [2]$$

Le troisième terme représente l'ensemble des répulsions issues des signaux négatifs perçus ( $I_0..I_n$ ), qui sont calculées comme des réactions altruistes. Pour que l'agent conserve une prédominance à l'attraction du but, nous avons  $g_1 > g_2 > g_3$  (ces valeurs sont définies en fonction du problème traité).

### 3. Généralisation

Pour parler de véritable modèle multi-agents il nous faut montrer la validité de notre approche au-delà du voisinage de l'agent. Il faut considérer le système dans

sa totalité, c'est-à-dire mettant en relation plusieurs voisinages. Cette dernière étape permet en outre de garantir la validité du modèle pour un passage à l'échelle.

Le modèle exposé précédemment assure que chaque agent a la possibilité de trouver une trajectoire pour réaliser sa tâche courante, ainsi que d'émettre des influences et des requêtes, ou bien d'y répondre. Ceci est vrai si les agents impliqués dans un même conflit ou une même coopération sont à *portée de communication*. Or, par définition, nos agents ont des perceptions et des portées de communication très limitées. Dans ce cas, une organisation totale du SMA, qui passe par des interactions plus vastes, nécessite un autre niveau de communication/organisation.

L'approche collective s'appuie sur l'utilisation de communications indirectes. Il s'agit par exemple pour des agents de déposer des marques sur l'environnement afin d'informer les autres d'une évolution ou d'un état du problème (exemple [DRO 92]). Mais ce type de technique souffre notamment d'un problème de lenteur et nécessite de très nombreux agents (notion de masse critique). Notre approche consiste, à l'opposé, à transférer des informations par le biais de communications locales entre les agents. C'est-à-dire que l'information va cheminer comme dans un relais, d'agent à agent, à travers leurs signaux. L'avantage de cette solution est qu'elle ne nécessite pas de définir de nouvelles fonctionnalités et ne remet pas en cause les principes établis.

Nous présentons maintenant comment notre modèle gère les conflits spatiaux étendus à de nombreux agents, puis effectue des tâches de recrutement rapidement.

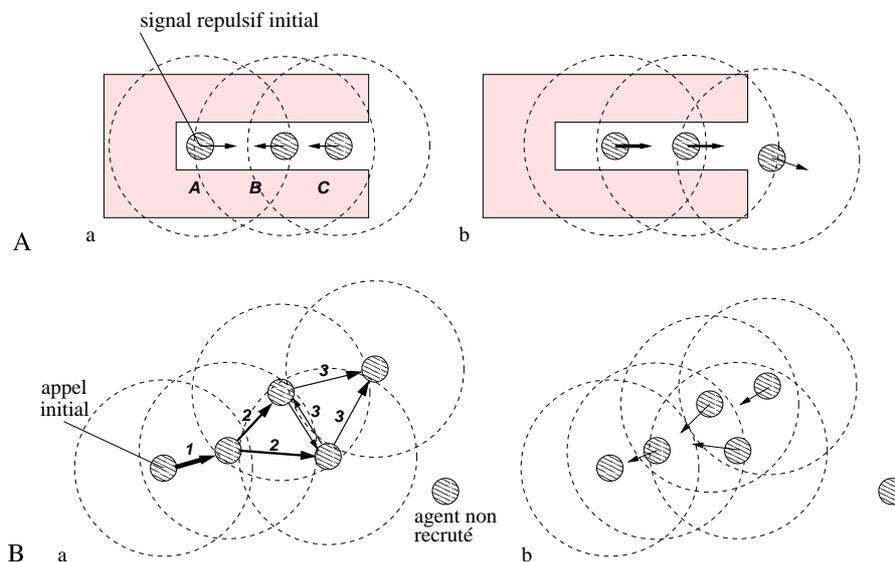
### 3.1. Propagation explicite des répulsions

Tout d'abord notons qu'il existe dans notre modèle la formation implicite (émergente) d'une chaîne répulsive lorsqu'un agent est immobilisé par d'autres. Considérons le processus générique suivant

[ agent A : perception d'un gêneur B  $\Rightarrow$  émission d'une répulsion vers B  
 [ agent B : réception du signal de A, alors altruisme  $\Rightarrow$  B tente de s'éloigner

Si pour s'éloigner l'agent B se trouve lui aussi gêné par un troisième agent C, alors il va émettre un signal répulsif dès que sa satisfaction aura chuté. Ce processus se poursuit au travers des agents présents sur le chemin de A. Cependant cette répétition du processus est relativement lente à cause des durées de variations des satisfactions. C'est pour cela que nous établissons un relai immédiat des valeurs afin d'accélérer le processus. Ce qui donne le processus suivant :

[ agent A : perception d'un gêneur B  $\Rightarrow$  émission de la répulsion  $I_{A/B}$   
 [ agent B : réception du signal  $I_{A/B}$ , altruisme  $\Rightarrow$   $\left\{ \begin{array}{l} \text{essayer de s'éloigner,} \\ \text{si gêneur émettre } I_{A/B} \end{array} \right.$



**Figure 2.** Illustrations de propagations explicites de répulsions (A) et d'attractions (B)

La figure 2.A illustre ce processus dans le cadre d'un conflit inévitable lors de l'exploration d'une impasse (cf. détails dans [SIM 01]). La section 4 présente les résultats de ce principe sur différents systèmes.

### 3.2. Propagation explicite des attractions

Comme précédemment, nous établissons un principe de relaie des signaux attractifs. Ceci dans le but d'accélérer les processus de recrutement (cf. principe fig. 2.B). La portée de ces relais est contrôlée par l'agent initiateur de l'appel à travers l'intensité de son émission. En effet un processus d'amortissement de l'intensité des signaux opère à chaque relaie, afin de stopper la propagation rapidement.

## 4. Applications

### 4.1. Résolution de conflits entre robots mobiles

Nous avons tout d'abord évalué notre modèle avec un petit nombre d'agents. Mais en considérant une situation critique pour des agents réactifs : l'évolution simultanée de plusieurs robots dans un couloir étroit (complexité expliquée dans [HAN 94]). L'étude menée a permis de montrer que sans le processus de propagation des répul-

sions, le modèle ne parvient pas à une solution. Il est nécessaire en effet qu'une direction privilégiée émerge pour l'ensemble des robots, et ce quel que soit leur nombre. Nous avons ensuite complexifié le problème en fermant un côté du couloir. Situation schématisée en figure 2.A mais avec un nombre plus important d'agents (étude présentée dans [SIM 01]). Notons ici que ces solutions "émergent" de la situation agents-environnement perçue et non d'une planification globale ou de décisions internes. En effet les signaux répulsifs émis par les agents dépendent du type et de la densité des éléments gênés.

La diminution de satisfaction pour un blocage vaut à chaque cycle :

$$v = N_1 \cdot \theta + N_2 \cdot \theta'$$

$N_1$  est le nombre de capteurs vérifiant la présence d'un agent, respectivement  $N_2$  pour les obstacles,  $\theta$  est la valeur de pénalisation pour un blocage dû à un agent et  $\theta'$  pour un blocage dû à un mur/objet, tel que  $\theta' < \theta < 0$  (un mur est une contrainte plus forte qu'un agent).

Cette valeur de satisfaction est directement émise lorsque l'agent est immobilisé. On constate que la situation "physique" d'un agent est traduite en un "état mental", lui-même traduit en une contrainte émise vers son voisinage. La priorité de sélection des signaux répulsifs les plus intenses, donc des agents les plus contraints, permet à ces derniers de repousser leur voisins moins contraints.

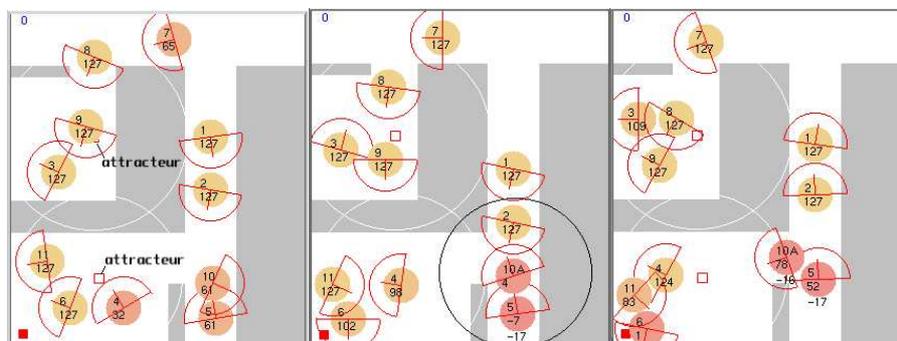
Finalement nous avons implémenté ce modèle sur trois mini robots mobiles disposant seulement d'émetteurs/récepteurs de signaux infrarouge. Nous avons obtenu une résolution systématique des conflits pour deux et trois robots dans un couloir de 3m de long (cf. [LUC 02]).

#### 4.2. *Coopération et navigation en environnements denses*

La deuxième étape de notre étude a consisté à tester le modèle sur des environnements plus étendus et variés, et avec un nombre d'agents 4 à 10 fois plus important. La figure 3 illustre ce type d'étude sur un environnement très contraint composé de pièces, de couloirs, d'impasses et d'attracteurs. Pour provoquer des conflits, le comportement de chaque agent est défini ainsi : si l'agent perçoit un attracteur il doit l'atteindre, alors il s'en désintéresse jusqu'à ce qu'il quitte la pièce ; sinon l'agent explore aléatoirement l'environnement mais insiste pour poursuivre sa route lorsqu'il fait face à un autre agent.

Les simulations ont permis d'observer l'apparition inévitable de conflits, mais aussi de leur résolution. En particulier nous avons observé la création de "circuits" de circulation autour des attracteurs et la résolution attendue des blocages dans les impasses.

Concernant les "chaînes" d'agents repoussés, il est intéressant de noter que lorsque deux d'entre-elles se rencontrent face à face dans un couloir, soit l'une des deux est immédiatement repoussée (agrandissant la chaîne), soit les signaux s'équilibrent au point



**Figure 3.** Evolution d'un système de 11 agents en environnement dense (le grand cercle localise un conflit et sa résolution, les 1/2 disques les zones de perceptions)

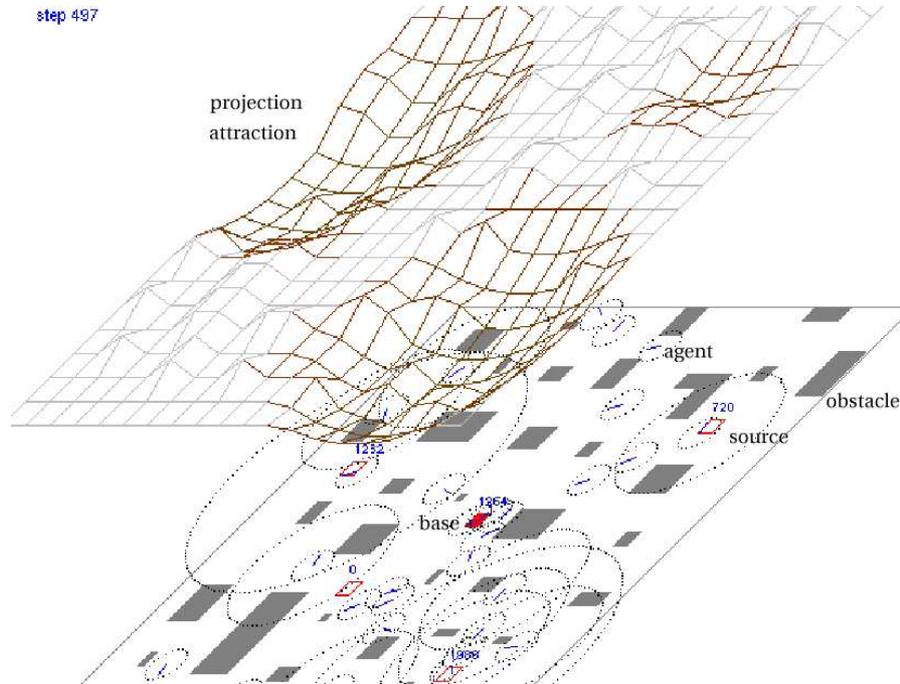
de rencontre. Dans ce cas, les agents situés à la rencontre des deux chaînes deviennent plus vite insatisfaits que ceux des extrémités et parviennent alors à les repousser. Enfin, l'approche vectorielle a permis d'obtenir un résultat émergent intéressant : sous la pression des signaux et des obstacles, les agents exploitent naturellement les passages/ouvertures perpendiculaires aux directions de répulsions (ex. agent au centre du grand cercle fig. 3). Ceci permet de limiter le déplacement des agents repoussés et de libérer plus vite l'agent contraint.

Ces résultats ont pu être généralisés à des systèmes hétérogènes, c'est-à-dire composé d'agents avec des rôles et des capacités différentes (cf. [CHA 02]). Il est intéressant de noter que les principes d'altruisme et d'auto-organisation n'ont pas été remis en cause mais au contraire exploités efficacement.

#### 4.3. Coopération dans des systèmes étendus : simulations de 20 à 100 agents

Il s'agissait dans cette dernière étude d'évaluer le modèle à une échelle supérieure aux précédentes. Pour cela nous avons défini de vastes environnements (ex. 300x300pix fig. 4 où les agents ont pour corps 1 pixel) contenant de nombreux agents (jusqu'à plus d'une centaine - tous nos simulateurs ont été réalisés sur MadKit [www.madkit.org](http://www.madkit.org) -).

Dans ces simulations les agents, tous identiques, doivent accomplir une tâche de "fourragement" (recherche des ressources, les transporter à une base, échanger des informations sur les sources découvertes). Ici le modèle satisfaction-altruisme est exploité pour la navigation des agents, l'émission d'attractions lors de la découverte d'une ressource (pour la partager et la conserver) et l'émission de répulsions en présence d'une source épuisée (cf. représentation fig. 4).



**Figure 4.** Copie partielle d'un système de 30 robots impliqués dans une tâche de fourragement - projection 2D-iso des champs de potentiels dynamiques émis

La figure 4 permet de visualiser les champs dynamiques (ou influences) créés par les agents à un instant de la résolution. La surface en facettes tracée au dessus de l'environnement est une représentation de "l'espace perceptif" des agents. Les signaux attractifs ont été projetés comme une déformation en creux de l'environnement physique des agents. Les signaux répulsifs comme la formation de reliefs (d'ailleurs additionnés aux reliefs réels, les obstacles). Cette représentation a été choisie pour montrer que l'évolution d'un agent altruiste est équivalente à une boule subissant simplement la gravité sur une surface en déformation. Cette représentation permet aussi de suivre facilement les processus de propagation des signaux.

D'un point de vue quantitatif le modèle a permis d'obtenir des gains de temps et d'agents significatifs en comparaison à un modèle purement réactif. Mais le point le plus intéressant est la complémentarité de l'auto-organisation au niveau global avec des actions coopératives liées aux situations et aux états mentaux des agents. Enfin, comme permettait de le prévoir notre approche décentralisée et ascendante, le modèle s'avère aussi efficace pour un problème nécessitant des dizaines d'agents que dans le cas de quelques unités.

## 5. Conclusion

Le modèle proposé a pour principe général la résolution collective de problème. Mais contrairement à la démarche habituelle, qui consiste à s'appuyer uniquement sur des phénomènes auto-organisés (de stigmergie), nous avons introduit les notions d'intentions et d'états mentaux (satisfactions) dans une architecture réactive. Pour parvenir à exprimer ces notions dans une telle architecture, nous avons proposé une extension de l'approche des champs de potentiels en donnant la possibilité aux agents de créer des champs intentionnels par le biais de signaux. Le passage à l'échelle, c'est-à-dire d'un modèle organisant quelques unités à plusieurs dizaines ou centaines, s'est fait à l'aide de processus de propagation de ces intentions et contraintes (principe utilisé dans l'éco-résolution avec des contraintes). Ces processus se sont avérés nécessaires pour la résolution de situations extrêmes (conflits en environnements très encombrés, recrutements rapides). Dans un cadre général, l'approche décentralisée s'est montrée naturellement adaptée au problème du passage à l'échelle. L'organisation du système est bâtie sur des relations très locales (type réaction altruiste dans notre cas) n'impliquant pas de re-formulation du modèle pour un nombre important d'agents. La complexité de l'organisation globale se situe à un niveau supérieur et se trouve gérée par des processus d'auto-organisations liant agents et environnement [BON 94].

Nous avons montré à travers diverses applications les capacités locales et globales de notre modèle. Récemment nous avons appliqué notre approche vectorielle au contrôle de robots footballeurs [TOL 03]. Nous envisageons maintenant l'étude et le développement de ce travail dans deux directions. D'une part l'analyse du modèle pour certaines situations critiques réputées intraitables par des approches réactives, type exploration collective de labyrinthes. D'autre part, la poursuite de l'extension de l'approche par champs de potentiels en étendant la sémantique des influences créées dynamiquement.

## Remerciements

Les auteurs tiennent à dédier ce travail à la mémoire d'Alain Liégeois (LIRMM) et à remercier son équipe pour sa participation à ces travaux.

## 6. Bibliographie

- [ARK 87] ARKIN R., « Motor Schema Based Navigation for a Mobile Robot : An approach to Programming by Behavior », *Proceedings of the IEEE Conference on Robotics and Automation*, , 1987, p. 264-71.
- [ARK 92] ARKIN R., « Cooperation without Communication : Multiagent Schema-Based Robot Navigation », *International Journal of Robotic Systems*, vol. 9(3), 1992, p. 351-364.
- [BON 94] BONABEAU E., THERAULAZ G., *Intelligence Collective*, Editions Hermes., 1994.

- [CHA 02] CHAPELLE J., SIMONIN O., FERBER J., « How situated agents can learn to cooperate by monitoring their neighbors' satisfaction », *15th European Conference on Artificial Intelligence*, Lyon, France, 2002, p. 68-72.
- [DRO 92] DROGOUL A., FERBER J., « From Tom Thumb to the Dockers : Some Experiments with Foraging Robots », *2nd Int. Conf. On Simulation of Adaptive behavior*, Honolulu, 1992, p. 451-459.
- [DRO 93] DROGOUL A., *De la simulation multi-agent à la résolution collective de problèmes. Une étude de l'émergence de structures d'organisation dans les systèmes multi-agents.*, Thèse de l'université Paris 6, 1993.
- [FER 89] FERBER J., *Objets et agents : une étude des structures de représentation et de communications en intelligence artificielle*, Thèse d'Etat, Université Paris 6, 1989.
- [FER 99] FERBER J., *Multi-Agent Systems, an introduction to Distributed Artificial Intelligence, Addison-Wesley (ou Les Systèmes Multi-Agents, Vers une intelligence collective, InterEditions, 1995)*, 1999.
- [FON 96] FONTAN M. S., MATARIC M. J., « A Study of Territoriality : The Role of Critical Mass in Adaptive Task Division », MAES P., MATARIC M., MEYER J.-A., POLLACK J., STEWART W. WILSON EDS M. P. B., Eds., *4th International Conference On the Simulation Of Adaptive Behavior (SAB 96)*, 1996, p. 553-561.
- [HAN 94] HANINARAYAN K. R., LUMELSKY V. J., « Sensor-based motion planning for multiple mobile robots in an uncertain environment », *IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems*, Munich (Germany), 1994, p. 1485-1492.
- [KHA 85] KHATIB O., « Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots », *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, St. Louis, 1985, p. 500-505.
- [LUC 02] LUCIDARME P., SIMONIN O., LIÉGEOIS A., « Implementation and Evaluation of a Satisfaction/Altruism Based Architecture for Multi-Robot systems », *International Conference of Robotics and Automation*, Washington, 2002, p. 1007-1012.
- [MCF 87] MCFARLAND D., *The Oxford Companion to Animal Behaviour*, Oxford University Press, 1987.
- [REY 99] REYNOLDS C. W., « Steering Behaviors For Autonomous Characters », *the proceedings of Game Developers Conference 1999, Miller Freeman Game Group*, S. Francisco, California, 1999, p. 763-782.
- [SIG 02] SIGAUD O., FLACHER F., « Vers une approche dynamique de la sélection de l'action », *Approche dynamique de la cognition artificielle*, A. Guillot and E. Daucé Eds, Hermès, 2002, p. 163-178.
- [SIM 01] SIMONIN O., FERBER J., « Modélisation des satisfactions personnelle et interactive d'agents situés coopératifs », *JFIADSMA'2001, 9eme journées Francophones d'Intelligence Artificielle Distribuée et des Systèmes Multi-Agents*, Montreal, 2001, p. 215-226.
- [TOL 03] TOLBA F., SIMONIN O., HILAIRE V., « A Reactive Macro-Control for Mirobot Robot Soccers », *proceedings of FIRA Robot World Congress, CDROM*, Vienna, Austria, 2003.
- [WEI 00] WEISS G., Ed., *Multiagent Systems, a modern approach to distributed artificial intelligence*, G. Weiss (eds), the MIT Press, 2000.
- [ZEG 94] ZEGHAL K., *Vers une théorie de la coordination d'actions Application à la navigation aérienne*, Thèse de l'université Paris 6, 1994.