

---

# Coordination spatiale émergente par champs de potentiel

**Fabien Flacher<sup>\*,\*\*</sup> - Olivier Sigaud<sup>\*</sup>**

<sup>\*</sup> *AnimatLab-LIP6,  
8, rue du capitaine Scott,  
75015 PARIS*

<sup>\*\*</sup> *Dassault Aviation,  
DGT/DPR/ESA  
78, Quai Marcel Dassault,  
92552 St-Cloud Cedex  
{olivier.sigaud,fabien.flacher}@lip6.fr*

---

*ABSTRACT. In this paper, we tackle the problem of the control of a complex system with techniques inspired from the sciences of the living. From the example of a multi-agent simulation, we contrast a top-down approach relying on a functional decomposition, implemented in our case with classifier systems, with a bottom-up approach relying on emergence, combining auto-organization and selection, through the use of potential fields and genetic algorithms. We show why the second approach appears more adapted than the first one in order to exhibit spatial coordination between the agents.*

*RÉSUMÉ. Nous abordons dans cet article la problématique du contrôle d'un système complexe à l'aide de techniques inspirées des sciences du vivant. A partir de l'exemple d'une simulation multi-agent, nous opposons une démarche descendante par décomposition fonctionnelle, que nous réalisons avec des systèmes de classeurs, à une démarche ascendante par émergence combinant auto-organisation et sélection, que nous faisons réaliser à l'aide de champs de potentiel et d'algorithmes génétiques. Nous montrons en quoi la seconde démarche s'avère plus adaptée que la première pour mettre en œuvre une coordination spatiale entre nos agents.*

*KEYWORDS: Potential fields, classifiers systems, genetic algorithms, spatial coordination*

*MOTS-CLÉS : Champs de potentiel, systèmes de classeurs, algorithmes génétiques, coordination spatiale*

---

## 1. Introduction

D'après Langton, l'un des fondateurs de la discipline, la vie artificielle étudie la vie « naturelle » en s'efforçant de recréer des phénomènes biologiques au sein des ordinateurs et d'autres médias artificiels. Cette discipline complète l'approche analytique

traditionnelle de la biologie avec une approche dans laquelle, plutôt que d'étudier des phénomènes biologiques en disséquant des organismes vivants pour voir comment ils fonctionnent, on synthétise des systèmes qui se comportent comme des organismes vivants.

La recherche en vie artificielle se donne donc pour objectif théorique de modéliser et synthétiser des systèmes inspirés du vivant qui aident à mieux comprendre les propriétés fondamentales du vivant. Plutôt que de concevoir directement des systèmes artificiels qui présentent des propriétés caractéristiques des systèmes vivants, une démarche de plus en plus répandue parmi les chercheurs en vie artificielle consiste à confier à des algorithmes inspirés de la sélection des espèces le soin de choisir parmi de tels systèmes ceux qui remplissent efficacement un objectif donné.

La plupart des travaux de modélisation informatique qui s'inscrivent dans cette démarche ont recours à des *algorithmes génétiques* qui miment le processus de sélection des individus, permettant l'évolution en moyenne de la performance globale d'une espèce.

Une autre tendance très présente en vie artificielle consiste à s'appuyer sur des phénomènes d'*auto-organisation* pour obtenir des systèmes dotés de fonctionnalités globales intéressantes, comme la coordination spatiale d'un ensemble d'agents, à partir de l'interaction locale de nombreuses entités plus simples.

Selon Kaufmann, un biologiste qui a contribué à la fondation de la vie artificielle, pour être biologiquement plausible, une approche synthétique de la biologie se doit de combiner ces deux ingrédients fondamentaux des algorithmes du vivant que sont la sélection des espèces et l'auto-organisation [KAU 93].

Dans le cadre de cet article, nous allons proposer un modèle qui réalise une telle combinaison en ajustant des champs de potentiels à l'aide d'algorithmes génétiques. Les champs de potentiels apportent la composante d'auto-organisation qui, dans notre cas, résulte spécifiquement en une capacité de *coordination spatiale*. Les algorithmes génétiques apportent la composante sélectionniste en permettant de régler finement les champs de potentiels.

Mais, plutôt que de rechercher la plausibilité biologique, nos travaux sont animés de motivations pratiques et méthodologiques visant à donner à des ingénieurs les moyens de concevoir et contrôler des systèmes complexes artificiels réalisant efficacement des fonctionnalités non triviales.

Animé par les mêmes motivations méthodologiques, Van Panurak [VAN 97] fait valoir l'intérêt d'un changement de paradigme en matière de conception pour maîtriser la complexité de tels systèmes. En effet, face à un problème qui n'est pas trop complexe, l'approche méthodologique la plus naturelle consiste à décomposer fonctionnellement le problème en sous-problèmes de plus en plus simples. Cette démarche descendante s'arrête lorsqu'elle atteint un niveau de simplicité suffisamment élémentaire pour que tous les sous-problèmes puissent être résolus indépendamment les uns

des autres. Cependant, une telle démarche devient inopérante face à un système plus complexe dès lors que les interactions existent même au niveau le plus élémentaire.

À la décomposition fonctionnelle, nous opposons une autre démarche consistant à se focaliser sur les interactions les plus élémentaires et à les organiser de façon à faire émerger au niveau global les propriétés fonctionnelles recherchées.

L'objet de cet article est de mettre en évidence les bénéfices très concrets que l'on peut retirer de ce changement de paradigme lorsqu'on se trouve confronté à un problème de contrôle d'un système complexe.

Plus précisément, dans un premier temps, nous allons illustrer au travers d'une application particulière les insuffisances de l'approche par décomposition fonctionnelle lorsqu'on l'applique à un ensemble d'agents qui doivent résoudre une tâche impliquant une coordination spatiale.

Dans un deuxième temps, à partir de la section 4, nous montrerons comment une démarche qui s'appuie sur l'auto-organisation et la sélection est exempte des travers inhérents à la première démarche. Les résultats expérimentaux obtenus avec notre technique de modélisation permettront de montrer que la coordination spatiale qui en résulte est dynamique et robuste aux perturbations. La comparaison avec des travaux d'inspiration proche décrits dans la littérature nous permettra de mettre en évidence dans la section 7 la moindre implication du concepteur dans notre méthodologie. Avant de conclure, nous évoquerons dans la section 8 les travaux qui restent à mener pour améliorer notre formalisme et l'approfondir en menant des recherches dans le cadre de la théorie des systèmes dynamiques.

## 2. Description d'une application

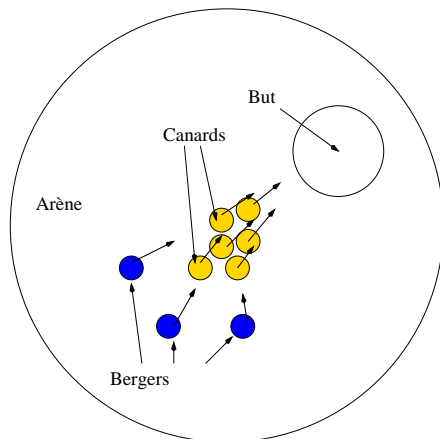
L'environnement de simulation qui nous sert de plate-forme expérimentale pour examiner les problèmes que pose la maîtrise des systèmes complexes apparaît sur la figure 1. Il s'agit d'un problème dans lequel un groupe d'agents, baptisés « bergers », doit conduire un troupeau de « canards » vers une zone précise au sein d'une arène circulaire. Cette simulation est inspirée de [VAU 98], dans lequel un robot réel unique devait diriger de la même façon un troupeau de canards domestiques.

Dans toutes les simulations décrites ici, il y a six canards et leur vitesse maximale est identique à celle des bergers.

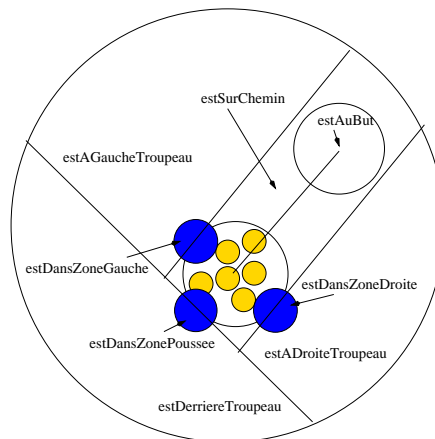
Le comportement des canards résulte de la combinaison de trois tendances :

- ils évitent de trop se rapprocher des murs qui bordent l'arène ;
- ils cherchent à se rapprocher des autres canards présents dans les limites de leur champ visuel ;
- ils cherchent à fuir les bergers présents dans les limites de leur champ visuel.

Le but des bergers est atteint lorsque tous les canards sont dans la zone désignée comme but.



**Figure 1.** *L'arène, les canards et les bergers*



**Figure 2.** *Observables décrivant la situation*

L'intérêt de cette tâche particulière vis-à-vis de la problématique multi-agent plus générale dans laquelle elle s'inscrit est qu'elle implique une capacité de coordination spatiale de la part des bergers. Le comportement des canards est donc réglé de façon à ce qu'il soit extrêmement difficile à un seul berger de conduire le troupeau vers le but.

Naturellement, cette application a été choisie à titre d'exemple d'un problème beaucoup plus général : celui de la coordination spatiale au sein d'un système multi-agent. On retrouve ce problème dans de nombreuses applications académiques ou industrielles, de la coupe du monde des robots footballeurs aux simulations de conflits militaires impliquant des drones ou d'autres types d'agents autonomes. Nous évoquerons les autres applications que nous sommes en train de traiter à la section 8.

### 3. Réalisation de contrôleurs à base de systèmes de classeurs

Notre première tentative pour commander ce système complexe repose sur l'utilisation de systèmes de classeurs. Dans cette section, nous présentons brièvement le cadre formel des systèmes de classeurs puis nous montrons comment ce choix nous conduit à mener une décomposition fonctionnelle du problème pour identifier *a priori* les observables et les commandes du système.

#### 3.1. Processus de décision markoviens et apprentissage par renforcement

Les problèmes mettant en jeu un agent plongé dans un environnement se formalisent dans le cadre mathématique des *processus de décision markoviens* (PDM). Formellement, un PDM se décrit par la donnée d'un ensemble d'états possibles pour

l'agent, d'un ensemble d'actions que l'agent peut mettre en œuvre et d'une *fonction de renforcement* qui indique pour tout couple (état, action), sous forme d'un réel, le signal de renforcement que reçoit l'agent quand il fait cette action dans cet état.

Par ailleurs, la dynamique d'un problème particulier est décrite par la donnée d'une *fonction de transition* qui indique, pour tout couple (état, action), la distribution de probabilité pour que l'agent se trouve au pas de temps suivant dans chacun des états possibles quand il fait cette action dans cet état. Un PDM se décrit donc par les éléments suivants :

- un ensemble fini  $S$  d'états discrets notés  $s$  ;
- un ensemble fini  $A$  d'actions discrètes notées  $a$  ;
- une fonction de transition  $T : S \times A \rightarrow \Pi(S)$  où  $\Pi(S)$  est une distribution de probabilité ;
- une fonction de renforcement  $R : S \times A \rightarrow \mathfrak{R}$  qui associe une punition ou une récompense scalaire à chaque transition.

Pour un agent donné, l'objectif consiste en général à maximiser globalement la récompense sur un parcours ou un ensemble de parcours. D'après le théorème de la programmation dynamique [BEL 57], maximiser localement la récompense à chaque pas de temps permet de la maximiser globalement, sous réserve que l'*hypothèse de Markov* soit vérifiée. Cette hypothèse stipule que l'état de l'agent à l'instant  $t + 1$  dépend uniquement de son état à l'instant  $t$  et de son action :  $s(t+1) = f(s(t), a(t))$ , ce qui revient à dire que l'ensemble des données qui caractérise le processus de décision markovien est connu de l'agent.

La méthodologie de l'apprentissage par renforcement [SUT 98] regroupe un ensemble d'algorithmes qui permettent à un agent de déterminer la séquence d'actions qui maximise les récompenses et minimise les punitions qu'il reçoit au cours du temps. Ces algorithmes associent à tout couple  $(s, a)$  une qualité  $Q(s, a)$ . Cette qualité est élevée lorsqu'effectuer l'action  $a$  dans l'état  $s$  permet d'atteindre une récompense sur le long terme. Au contraire, elle est faible lorsqu'effectuer l'action  $a$  dans l'état  $s$  conduit à une punition. Les algorithmes varient dans la façon dont la qualité  $Q$  est mise à jour.

### 3.2. Les systèmes de classeurs

Au sein des systèmes qui permettent de faire de l'apprentissage par renforcement, les systèmes de classeurs sont des systèmes à base de règles dans lesquels l'état de l'agent est décomposé sous forme d'un vecteur d'observables. Le fait qu'ils manipulent des règles permet d'introduire de la connaissance experte dans l'algorithme de contrôle des agents. Par ailleurs, dans leur forme classique, ils combinent des mécanismes d'apprentissage par renforcement et des algorithmes génétiques [GOL 89].

Le formalisme original des systèmes de classeurs est issu des travaux de J. Holland [HOL 75], mais c'est S. Wilson [WIL 94] qui lui a donné sa forme la plus usitée en le simplifiant.

Un système de classeurs est constitué d'une population de règles appelées « classeurs ». Ces classeurs ont en général une partie [*Condition*] qui porte sur un ensemble d'*observables* et une partie [*Action*] qui correspond à un *comportement élémentaire* de l'agent commandé par le système de classeurs. Les comportements élémentaires d'un agent peuvent être plus ou moins complexe en fonction du niveau de décomposition fonctionnel jusqu'auquel est descendu le concepteur.

Aux classeurs est associée une qualité mise à jour par un algorithme d'apprentissage par renforcement, tel que *Bucket Brigade* [HOL 86] ou *Q-learning* [WAT 89]. Ces algorithmes adaptatifs permettent de modifier automatiquement l'ensemble des classeurs de façon à ce que le système dont ils assurent le comportement optimise sa performance.

La qualité sert à la fois à décider quelle action déclencher lorsque plusieurs classeurs voient leur partie [*Condition*] vérifiée et à sélectionner les classeurs sur lesquels sont appliqués les opérateurs génétiques.

Vis-à-vis des algorithmes classiques d'apprentissage par renforcement, la spécificité des systèmes de classeurs a trait à leur capacité de *généralisation* dans l'expression des classeurs. Cette capacité provient de ce qu'il est possible d'indiquer que certaines observables n'interviennent pas dans l'évaluation de la partie [*Condition*] des classeurs. Le classeur est alors susceptible d'être déclenché pour tous les états dans lesquels les autres observables ont les valeurs spécifiées par la partie [*Condition*].

Dans le cadre de cet article, nous ne détaillerons pas les améliorations successives qui ont été apportées au cadre général des systèmes de classeurs, ni les algorithmes adaptatifs qui s'y appliquent. Nous renvoyons le lecteur à [GER 01], qui expose un historique du développement de ces systèmes ainsi qu'une présentation de notre contribution à ce développement.

### **3.3. Description d'une stratégie de résolution**

Pour appliquer des systèmes de classeurs au problème défini dans la section 2, il est nécessaire de choisir l'ensemble des observables et des comportements élémentaires dont disposent les agents. Ce choix impose, à son tour, de définir *a priori* une stratégie générale pour déterminer à quels aspects de l'environnement les agents doivent être sensibles et comment ils y réagissent. Dans ces conditions, le point de départ de notre réflexion pour élaborer une stratégie de résolution est le suivant.

Lorsque les canards sont plus nombreux que les bergers, il est plus facile pour ces derniers de conduire les canards en troupeau vers le but plutôt que d'y conduire chaque canard individuellement. Il est donc important de faire en sorte que tous les canards restent en troupeau. Or il apparaît que, si un berger se dirige seul vers un groupe de canards, ceux-ci tendent à s'éparpiller. En effet, chaque canard fuit le berger le long de la droite qui le relie au berger, si bien qu'ils s'écartent les uns des autres le long de rayons dont le berger est l'origine commune.

Afin de résoudre ce problème, notre stratégie consiste à faire en sorte qu'un berger au moins pousse le troupeau vers le but en se plaçant derrière lui, tandis qu'un berger au moins se place de chaque côté du troupeau de façon à contenir la tendance des canards à la dispersion.

Cette stratégie de résolution peut être interprétée en termes de *coordination spatiale*. En effet, pour atteindre leur objectif, il faut et il suffit que les bergers coordonnent leurs déplacements de telle façon que leur configuration spatiale contraigne les canards à aller dans la zone désignée comme but.

Mais la même stratégie de résolution peut aussi être vue comme impliquant une *coordination fonctionnelle*. Dans ce cas, il s'agit de mettre en œuvre de façon coordonnée trois fonctions différentes : un comportement de poussée et deux comportements de guidage latéral, l'un à droite et l'autre à gauche.

Cette conception *a priori* d'une stratégie impose le choix d'un ensemble de perceptions dont la plupart apparaissent sur la figure 2. Ces perceptions consistent en des tests booléens sur les positions relatives aux canards et fournissent les observables présentes dans la partie [*Condition*] du système de classeurs. En outre, pour coordonner les actions des bergers, il s'avère nécessaire d'inclure d'autres tests booléens relatifs à la position des autres bergers.

Par ailleurs, tous les comportements élémentaires des bergers consistent à se déplacer en direction de certains points spécifiques. En général, quand le troupeau de canards est formé, les bergers se déplacent relativement au centre du troupeau. Mais, quand les canards sont dispersés, ils peuvent aussi réagir au canard le plus proche d'eux ou à celui qui est le plus loin du centre du troupeau.

La liste exhaustive des observables et comportements élémentaires des bergers est donnée dans [SIG 01]. En fin de compte, les contrôleurs des bergers font apparaître 16 observables et 16 comportements élémentaires.

Dès lors que ces observables et comportements sont figés *a priori*, le problème de contrôle à résoudre pour atteindre l'objectif consiste à trouver la bonne correspondance entre observables et comportements élémentaires. Cette correspondance s'exprime de façon statique sous forme de classeurs liant le déclenchement des comportements élémentaires aux conditions sur les observables, et c'est le mécanisme de sélection des classeurs, au sein du système de classeurs, qui assure la mise en œuvre dynamique de ces comportements.

### **3.4. Etude expérimentale de différentes architectures**

Dans [SIG 01], nous montrons comment nous avons été conduits à définir des architectures de plus en plus complexes pour faciliter la mise au point des comportements de nos agents.

Dans un premier temps, nous nous sommes efforcés de coder l'ensemble des comportements au sein d'un unique système de classeurs. La coordination est alors exprimée en termes spatiaux du type « s'il n'y a pas de berger dans telle zone, y aller ». Le résultat est un comportement opportuniste, mais cette approche a montré ses limites : la partie [*Condition*] de tous les classeurs fait apparaître un grand nombre d'observables, alors que très peu d'entre elles sont pertinentes pour un classeur donné. En conséquence, la mise au point du système est délicate et les résultats sont loin de l'optimum.

Dans un second temps, nous avons adapté l'architecture précédente de façon à faire apparaître explicitement les rôles dévolus à chacun des agents. La description de notre stratégie de résolution implique trois rôles « naturels » : POUSSEUR, GUIDE DE GAUCHE et GUIDE DE DROITE. La modification a consisté à décrire sous forme d'un système de classeurs une table de comportement correspondant à chacun de ces rôles, puis à ajouter un système de classeurs de plus haut niveau indiquant le rôle de l'agent en fonction de sa situation courante et de son rôle lors du pas de temps précédent. L'introduction de rôles induit alors une *spécialisation fonctionnelle* qui permet d'assujettir davantage les agents à ce qui a été conçu *a priori*.

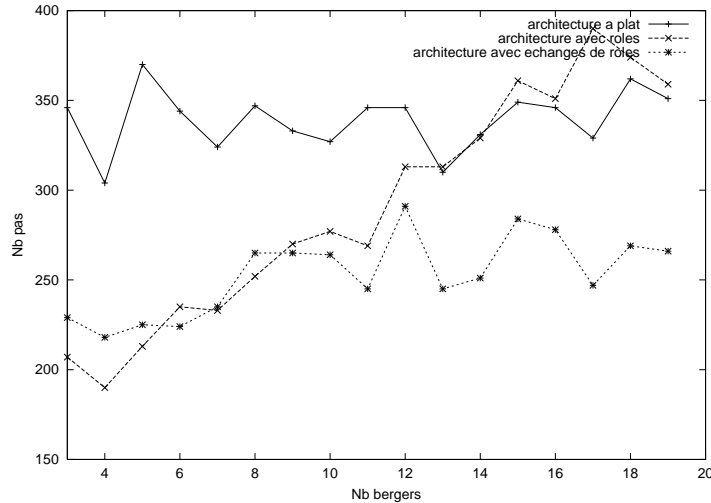
Lorsqu'on l'applique à un groupe de trois bergers, cette nouvelle solution permet d'obtenir une représentation beaucoup plus compacte et des résultats bien meilleurs que la précédente.

La suite de notre étude expérimentale a consisté à déterminer dans quelle mesure il peut être considéré que ces systèmes que nous avons mis au point « à la main » sont *coopératifs*. [FER 95] propose un critère d'évaluation arbitraire de la capacité de coopération d'un système multi-agent : un tel système est dit coopératif si, lorsqu'on augmente le nombre d'agents, la performance globale du système augmente.

Or, comme le montre la figure 3, la performance du groupe de bergers dotés de rôles décroît lorsque le nombre de bergers augmente, ce qui n'est pas le cas avec l'architecture d'origine, dans laquelle aucun rôle n'était pris en compte. Une étude approfondie, dont nous ne reprenons pas les détails ici, a permis de montrer que cette perte de robustesse est due au fait que les bergers se voient fixer un rôle au départ de la simulation et ne peuvent plus en changer ensuite.

Une troisième étape a donc consisté à doter les agents d'une capacité à changer de rôles en cours de simulation, ce qui a permis de résoudre le problème de robustesse qui vient d'être évoqué. Sur la figure 3, il apparaît que nous obtenons une performance plus stable. Mais la difficulté de mise au point de cette troisième architecture montre les limites de cette approche fondée sur une conception *a priori*.





**Figure 3.** Robustesse de différents contrôleurs à l'augmentation du nombre de bergers

### 3.5. Limites de l'approche

Le problème général que nous avons tenté de résoudre dans le cadre de l'approche présentée ci-dessus consiste à assurer que chaque agent réalise à chaque pas de temps le comportement élémentaire le plus approprié au contexte dans lequel il se trouve.

Dans le cadre des systèmes de classeurs, le contexte pour lequel chaque comportement élémentaire est adapté s'exprime sous la forme de conditions de déclenchement qui portent sur les valeurs des observables. Le rôle des algorithmes adaptatifs se borne à engendrer des classeurs associant les bonnes conditions aux bons comportements élémentaires, et à associer à chacun de ces classeurs une qualité qui reflète sa propension relative à être déclenché. Le système de classeurs fournit alors un mécanisme de séquençement qui gère le choix du comportement activé à chaque pas de temps en choisissant de façon déterministe ou probabiliste les classeurs dont la qualité est la plus élevée. En conséquence, les algorithmes adaptatifs disposent d'une faible latitude pour résoudre le problème qui leur est posé. En effet, le mécanisme de séquençement de l'activation des classeurs est fixé *a priori* par la définition des systèmes de classeurs, tandis que le répertoire des observables et comportements élémentaires est fixé *a priori* par le travail de décomposition fonctionnelle auquel s'est livré le concepteur.

Ces faits expliquent que nos tentatives pour appliquer les algorithmes adaptatifs des systèmes de classeurs au problème décrit dans la section 2 aient été peu fructueuses. Si des améliorations de performance ont été constatées en n'appliquant ces algorithmes que sur un petit nombre d'essais, il s'avère que, lorsqu'on exécute les al-

algorithmes adaptatifs plus longtemps, le nombre de règles engendrées par le système explose rapidement sans augmentation sensible de la performance.

Les résultats insuffisants que nous avons obtenus avec cette approche montrent la difficulté que pose l'ajustement du séquençement de l'exécution de comportements élémentaires, problème fondamentalement dynamique, par la mise au point d'un ensemble de conditions d'activation qui s'expriment de façon statique.

Le recours à des mécanismes de spécialisation fonctionnelle visait à limiter l'impact de cette difficulté. En effet, assigner à chaque agent un rôle précis facilite l'identification du contexte dans lequel chaque comportement élémentaire doit être activé en restreignant le répertoire des conditions d'activation pertinentes. Mais cette stratégie augmente la part d'effort dévolue au concepteur et les résultats obtenus sont mitigés.

Ayant identifié ces difficultés, nous nous tournons vers une autre approche dans laquelle le recours à une décomposition fonctionnelle ne se traduit pas par l'élaboration d'un répertoire d'observables et de comportements figés, et dans laquelle le problème du séquençement des comportements ne se pose plus.

D'un point de vue d'ingénieur, le défi méthodologique auquel nous sommes alors confrontés consiste à trouver un modèle qui ait les propriétés suivantes.

- Une décomposition fonctionnelle *a priori* nous semble incontournable, mais notre modèle doit permettre de minimiser l'effort que le concepteur y consacre.
- Notre modèle doit en outre minimiser les restrictions que cette décomposition fonctionnelle fait peser sur la capacité des algorithmes adaptatifs à trouver une solution satisfaisante pour la mise au point de la coordination spatiale des agents.
- Notre modèle doit enfin conserver la possibilité pour un expert d'injecter de la connaissance sur le problème à résoudre.

L'objectif des sections qui suivent est de montrer en quoi les caractéristiques fondamentales de la combinaison d'une méthode à base de champs de potentiel et des algorithmes génétiques que nous proposons en font un modèle adéquat pour répondre à ce défi.

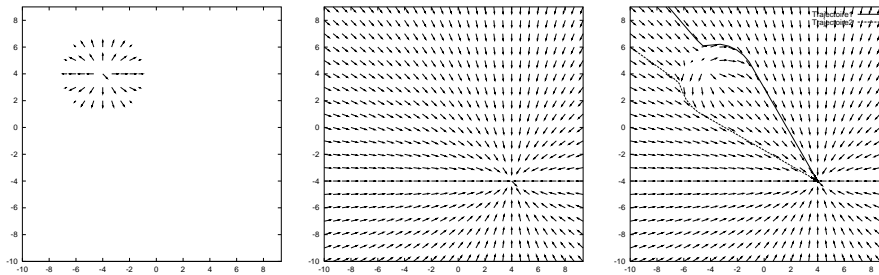
## **4. Historique des champs de potentiel**

### **4.1. *Inspiration originale et évidences biologiques***

Selon Balkenius [BAL 95b], on trouve dans un essai de psychologie [LEW 36], la première mention d'une explication du comportement humain en termes de combinaisons vectorielles d'intentions basiques, ce qui a valu à son auteur d'être connu comme un précurseur de la formalisation mathématique du comportement.

Plus récemment, des recherches comportementales et neurophysiologiques menées sur les batraciens par Arbib [ARB 81, ARB 85] ont permis de mettre en évidence le fait que les mouvements de certains animaux peuvent être interprétés comme

la résultante d'une combinaison d'attractions et de répulsions induites par l'environnement (une proie est un attracteur, un prédateur est un répulseur, etc.). Cette recherche a également trouvé un écho dans les travaux de Partridge [PAR 82] sur les bancs de poissons et a débouché en robotique sur une *théorie des schémas* d'Arkin [ARK 89] qui décompose le comportement en entités indépendantes, les *schémas*. Ces derniers, sortes d'atomes comportementaux, peuvent être perceptuels ou moteurs et s'explicitent par des champs vectoriels attractifs ou répulsifs. La mise en œuvre de cette théorie consiste à combiner les schémas, en superposant des champs attractifs pour les buts et des champs répulsifs pour les obstacles. Cette superposition influe sur le comportement de l'agent comme un champ de potentiel électrique influe sur un électron (cf. figure 4) <sup>1</sup>. Ainsi, comme nous le verrons dans la section suivante, cette méthodologie, appliquée à la navigation des robots, a démontré sa capacité à générer des trajectoires efficaces, continues et lissées, et ce avec une simplicité et une rapidité de calcul tout à fait satisfaisante.



**Figure 4.** a) champ répulsif autour d'un obstacle en  $B(-4,4)$ ; b) champ attractif vers une cible en  $C(4,-4)$ ; c) champ combiné et mouvement résultant

#### 4.2. État de l'art

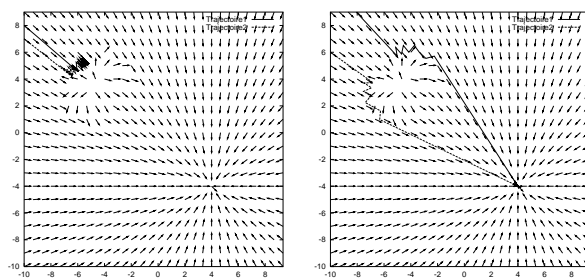
Khatib [KHA 85] <sup>2</sup> est le premier à avoir appliqué, en simulation et sur des bras manipulateurs, cette approche à la planification de chemins et à l'évitement d'obstacles. La technique consiste à établir un champ de potentiel à partir d'une carte des obstacles donnée *a priori*. Chaque obstacle génère une force répulsive, le but génère une force attractive et la résultante de ces forces permet de construire une carte vectorielle. Ainsi, pour peu que l'agent sache déterminer à chaque instant sa position dans la carte, il est capable de déduire la suite de déplacements élémentaires qui le conduit au but en évitant les obstacles.

1. De fait comme le montre Zeghal [ZEG 94], le modèle s'apparente plutôt à un champ de forces qu'à un véritable champ de potentiel  
 2. Ses premiers travaux datent de 1980 mais cet article postérieur est la synthèse la plus fréquemment citée.

Cette proposition a ensuite été reprise et généralisée au cas de la planification de chemins globaux et locaux par Krogh [KRO 84]. Toutefois, d'après Korenz et Borenstein [KOR 91b], malgré la démonstration de l'intérêt de ces travaux pour la robotique, ils n'avaient à cette époque encore jamais été appliqués à des robots réels dotés d'un véritable système de perception.

Parallèlement à cela, Brooks [BRO 86] et surtout Arkin [ARK 89] ont développé des méthodes de composition de comportements élémentaires qui s'appuient sur des champs de forces pour contrôler des robots réels dotés de divers capteurs extéroceptifs. Ces travaux qui montraient l'applicabilité de l'approche aux environnements réels, ont suscité un vif engouement dans le domaine de la robotique mobile ([MAT 94, BAR 92, BAL 95a]).

Un certain nombre de problèmes inhérents à la méthodologie des champs de potentiel ont été identifiés, notamment par Korenz et Borenstein [KOR 91a], en particulier celui des minima locaux et des oscillations, illustrés par la figure 5. Depuis, de nombreuses méthodes ont été mises au point pour faire face à ces problèmes, comme par exemple l'utilisation de bruit [ARK 89], de méthodes évolutionnistes [PEA 92], ou de systèmes de moniteurs qui détectent une situation bloquée et appliquent une heuristique pour en sortir [KOR 91b, PIA 00].



**Figure 5.** a) un minimum local attire à lui les trajectoires empêchant l'atteinte du but ; b) dans certains cas, des oscillations apparaissent à la frontière de la zone de répulsion engendrée par l'obstacle

Aujourd'hui, la méthodologie des champs de potentiel connaît un nouvel essor avec le développement d'applications sortant du cadre exclusif de la navigation pour aborder des problématiques plutôt orientées vers le multi-agent.

Dans cette optique, Panatier [PAN 00] met en œuvre des champs de potentiel pour construire une représentation interne de la dynamique du comportement d'autres agents sous forme de tropismes. En faisant l'hypothèse raisonnable que le comportement des autres agents change peu à très court terme, l'agent parvient à simuler et prédire l'évolution de son environnement, donc à déterminer comment coordonner ses comportements de base à ceux des autres agents.

Parallèlement, généralisant l'approche classique au cas dynamique en utilisant des champs qui varient en fonction du temps, Simonin et Ferber [SIM 00] ont montré l'efficacité d'une transposition à la communication entre agents dans le cadre d'une coordination multi-agent réactive s'effectuant par émissions de signaux. De même, en combinant champs de potentiel et harmoniques des contours de l'environnement, Zelak [ZEL 98] parvient à mettre en oeuvre une planification dynamique de la navigation d'un robot.

Enfin, avec un formalisme et des objectifs très proches des nôtres, Balch et Hybinette [BAL 00], s'inspirant de la structure des cristaux, étendent la méthode développée par Arkin en y ajoutant une liste de schémas associés à des sites d'attachements formant une structure géométrique locale autour de chaque agent. Ils montrent qu'un groupe de véhicules autonomes évoluant parmi un ensemble de pôles attractifs s'auto-organise en diverses formations qu'ils réussissent à maintenir le long d'un parcours encombré d'obstacles. Ces schémas plus complexes que l'évitement d'obstacle ou l'attraction exercée par un but permettent de traduire des comportements particuliers (comportement d'approche, évitement de mire, cf. [BAL 00]) mais sont définis de manière *ad hoc*.

## 5. Présentation de notre méthodologie

Nous reprenons le principe général de la méthode des champs de potentiel qui consiste à assimiler l'agent à une particule plongée dans un champ de forces. Chacune des forces représente sous forme vectorielle une influence particulière sur le comportement global de l'agent, le déplacement étant déduit de la résultante de ces forces. Ces forces sont attractives ou répulsives selon que l'on cherche à modéliser des entités qui attirent ou repoussent l'agent.

Afin de réaliser la combinaison entre le système auto-organisé des champs de force et un mécanisme de sélection des individus les plus adaptés, nous avons défini un modèle générique de force, qui permet de représenter une influence vectorielle sur le comportement global de l'agent qui soit plus complexe que les simples attractions/répulsions du type cible/obstacle, et qui puisse être engendré par un algorithme génétique.

Comme nous allons l'exposer plus en détail dans la section suivante, chacune de ces forces se construit à partir d'une direction (un point visé par l'agent) et d'une intensité.

### 5.1. Modélisation du comportement

Le comportement global d'un agent  $A$  est modélisé par un ensemble de  $N$  forces  $\vec{F}_i$ . Chacune de ces forces est un vecteur prenant l'agent pour origine et construit à partir d'une direction et d'une intensité.

La direction d'une force  $\vec{F}_i$  est obtenue en liant l'agent  $A$  à un point particulier de l'environnement, nommé *point d'intérêt*  $P_i$ . Ce point est le barycentre d'un certain nombre d'objets détectés par l'agent. Pour déterminer ce barycentre, à chaque pas de temps, l'agent  $A$  établit une liste ordonnée par ordre de proximité des objets  $L_k$  présents dans son environnement immédiat. Le barycentre ou *point d'intérêt*  $P_i$  est ensuite construit selon l'équation (1) en associant un poids à chaque objet  $L_k$  détecté et référencé.

$$\vec{AP}_i = \sum_{k=0}^{m_i} \beta_{ik} \cdot \vec{AL}_k, \text{ avec } \sum_{k=0}^{m_i} \beta_{ik} = 1 \quad [1]$$

L'intensité d'une force  $\vec{F}_i$  est obtenue via une fonction de sensibilité,  $f_{s_i}$ , normalisée et linéaire par morceaux. Equivalente à la fonction magnitude utilisée dans la théorie des schémas d'Arkin [ARK 89], elle donne l'intensité de la force  $\vec{F}_i$  en fonction de la distance  $\|\vec{AP}_i\|$  de l'agent au point d'intérêt. L'intensité de la force  $\vec{F}_i$  est de plus multiplié par un gain  $G_i$  représentant son importance relative vis-à-vis des autres forces qui s'exercent sur l'agent.

Finalement, ce modèle de comportement est très proche de celui de Balch et Arkin [BAL 95a], puisque c'est la combinaison coopérative et concurrente d'un ensemble d'influences comportementales (forces ou schémas moteurs) qui génère le déplacement  $\vec{D}$  de l'agent  $A$ , donné par l'équation (2).

$$\vec{D} = \sum_{i=0}^N \vec{F}_i, \vec{F}_i = G_i \times f_{s_i}(\|\vec{AP}_i\|) \times \vec{AP}_i \quad [2]$$

Nous verrons plus précisément dans la section 7 en quoi notre modèle étend celui de Balch et Arkin.

## 5.2. Évolution du modèle

Ce modèle permet de totalement paramétrer le comportement d'un agent et de l'exprimer par l'ensemble des constantes intervenant dans les équations (1) et (2). Ainsi, l'algorithme génétique que nous mettons en œuvre peut aisément manipuler le comportement d'un agent sous la forme d'un génome de  $N$  chromosomes. Chacun de ces chromosomes code l'ensemble des paramètres ( $G_i, P_i, f_{s_i}$ ) nécessaires au calcul de chacune des  $N$  forces  $\vec{F}_i$  qui influencent l'agent.

Plus précisément, un chromosome est codé par  $2 \times (m_i + n_i) + 1$  réels choisis et génétiquement manipulés dans  $[0, 1]$ . Ces paramètres génétiques sont ensuite traduits vers un intervalle adéquat lors de l'association du génome à un agent, comme suit :

- un réel codant le coefficient  $G_i$  est transposé vers  $[-5, 5]$ ,
- $(2 \times m_i)$  réels codant pour la proximité et le poids barycentrique des  $m_i$  objets pertinents de la simulation intervenant dans la détermination du barycentre ou

- point d'intérêt*  $P_i$ , sont transposés vers  $[0, m_i]$  pour les proximités et  $[-10, 10]$  pour les poids barycentriques,
- $(2 \times n_i)$  réels codant pour les  $n_i$  coordonnées  $(x_{il}, y_{il})$  des extrémités de segments définissant la fonction de sensibilité  $f s_i$  linéaire par morceaux, sont ensuite transposés vers des coordonnées dans la fenêtre  $[0, 100]$  en abscisse et  $[-1, 1]$  en ordonnée.

Deux opérateurs génétiques sont utilisés :

- la mutation, qui consiste à ajouter à chaque réel du génome une valeur aléatoire issue d'une loi normale selon la probabilité  $P_m$  ;
- le cross-over, qui consiste à copier  $N_3$  chromosomes issus des  $(N_1 + N_2)$  chromosomes des parents selon une probabilité  $P_c$ .

Ces opérateurs génétiques sont appliqués de la façon suivante :

- une fenêtre de taille  $N_F$  proportionnelle à la taille de la population  $N_P$  est positionnée sur le cercle. Deux individus sont sélectionnés dans cette fenêtre avec une probabilité proportionnelle à leur fitness,
- les opérateurs génétiques sont appliqués à ces deux individus,
- le nouvel individu ainsi généré est évalué,
- un plus mauvais individu est sélectionné dans la fenêtre avec une probabilité inversement proportionnelle à sa fitness,
- si le nouvel individu est meilleur que ses parents, on remplace le mauvais par celui-ci.

On considère que l'on a changé de génération lorsqu'on a répété cette opération autant de fois qu'il y avait d'individus dans la population initiale. Cette technique s'inspire librement de celle proposée par Kodjabachian [KOD 98] et induit la constitution de niches écologiques qui évitent une convergence trop rapide de la population.

## 6. Résultats

### 6.1. Conditions initiales

L'algorithme génétique a été lancé sous les conditions initiales suivantes :

- $N_P = 100$  individus dans la population,
- $N_F = 5$  individus par fenêtre de voisinage,
- $T_M = 500$  pas de temps alloué au maximum pour résoudre la tâche,
- $N_E = 10$  situations initiales pour chaque évaluation d'un contrôleur,
- $P_c = 40\%$  de chance de sélectionner un vecteur de réels codant un point d'intérêt pour le cross-over,
- $P_m = 5\%$  de chance d'effectuer une mutation sur un des réels du génome.

### 6.2. Fonction de fitness

La fonction de fitness évalue la qualité d'un contrôleur après simulation. Dans notre cadre, cette fonction est donnée par le temps maximum  $T_M$  alloué aux bergers

pour la résolution de la tâche, auquel on soustrait le temps moyen de résolution mis par les bergers, testés sur un nombre  $N_E$  d'essais. On a donc, si  $T_R$  est la fonction qui associe le temps de résolution de la tâche dans les conditions initiales  $P_i$  :

$$Fitness(C) = T_M - \frac{\sum_{i=1}^{N_E} T_R(C, P_i)}{N_E}$$

### 6.3. Evolution

Nous avons fait fonctionner le processus évolutif durant près de 900 générations. En fait, dès la 70<sup>ième</sup> génération, on obtient un contrôleur tout à fait satisfaisant, puisqu'il réussit sans erreurs dans 1000 situations initiales différentes avec une moyenne de 410.08 pas de temps, soit à peine moins vite que les contrôleurs à base de systèmes de classeurs obtenus à l'issue d'une fastidieuse mise au point manuelle. Cependant, à partir de la 92<sup>ième</sup> génération, on obtient des individus généralement plus rapides, mais qui sont globalement moins robustes, comme le montre la table 1. Cette tendance illustre un phénomène bien connu en apprentissage, la nécessité de gérer le compromis entre généralisation et spécialisation. Dans notre cas, l'algorithme génétique explore l'espace de recherche en ne testant chacun des individus que pour 10 conditions initiales différentes. Le fait qu'on obtienne des contrôleurs aussi robustes sur 1000 essais prouve que notre formalisme possède de bonnes propriétés de généralisation. Malgré cela, à terme, la sélection des individus conduit l'algorithme génétique à privilégier des contrôleurs très performants sur les 10 situations initiales qui servent à son évaluation au détriment des autres situations, ce qui se traduit par une sur-spécialisation.

Génération	Fitness	Temps de résolution	Robustesse
70	200	410.08	100.0%
92	250	378.47	98.9%
618	307	400.80	98.9%

**Table 1.** Performance en moyenne des meilleurs contrôleurs testés sur 1000 situations initiales différentes

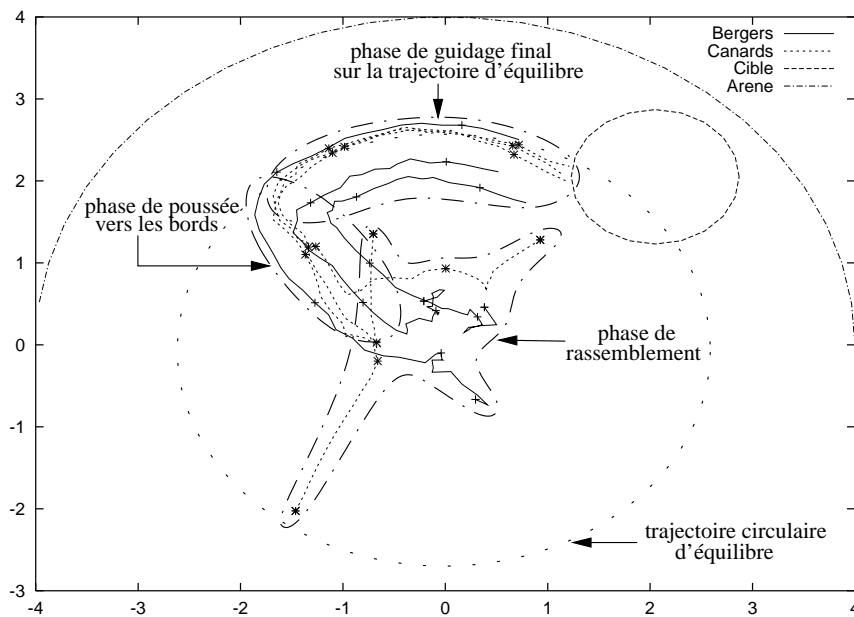
### 6.4. Détails de la stratégie développée par un contrôleur solution

Un des meilleurs contrôleurs obtenus exhibe une stratégie de résolution de la tâche imposée qui s'avère efficace dans chacune des situations rencontrées. La figure 6 illustre cette stratégie que l'on peut décomposer de la façon suivante :

- une *phase de rassemblement*, au démarrage, durant laquelle les bergers agissent en rabatteurs passifs, laissant les canards se rejoindre naturellement, quitte à s'écarter du chemin d'un canard isolé en route vers le troupeau ;



- une *phase de poussée vers les bords de l'arène*, durant laquelle les bergers amènent le troupeau vers le bord de l'arène ; cette poussée radiale s'équilibre après quelques instants avec la répulsion qu'exercent les bords de l'arène sur les canards, si bien que l'ensemble se stabilise à une distance d'équilibre par rapport au centre de l'arène. Cette distance est le rayon de la trajectoire circulaire observée lors de la troisième phase.
- une *phase de guidage final sur la trajectoire d'équilibre*, qui passe par la zone objectif et durant laquelle les bergers achèvent leur tâche en poursuivant simplement leur poussée jusqu'à ce que le troupeau atteigne la cible.



**Figure 6.** Trajectoires enregistrées des 3 agents bergers et de 3 canards sur 6 (pour des raisons de clarté).

Cette stratégie est avantageuse dans la mesure où elle est robuste par rapport à la position de la cible. Le fait de se déplacer sur la trajectoire d'équilibre et de longer les murs permet d'atteindre l'enclos à coup sûr pour peu que la distance entre cette trajectoire et le centre de la cible varie peu. Si l'on observe la variation du temps de résolution de la tâche en faisant varier la position initiale de la cible, il apparaît que pour toutes variations angulaires et pour des variations de la distance au centre inférieure à 10%, le contrôleur reste parfaitement efficace.

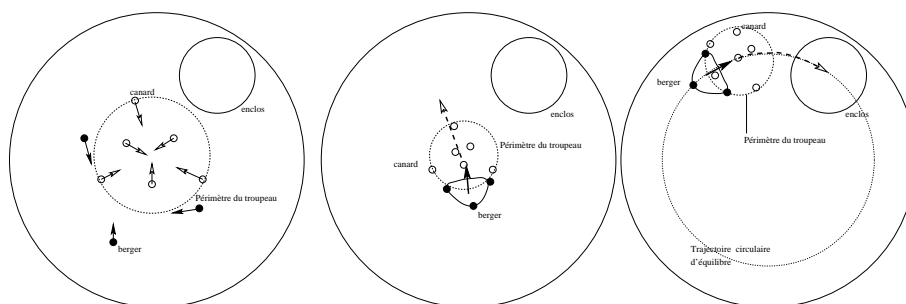
Cependant, cette stratégie est loin d'être optimale. On imagine sans difficulté une version plus efficace qui consisterait à diriger le troupeau directement vers la cible dès que les canards sont rassemblés.

Si les contrôleurs convergent vers une stratégie sous-optimale, c'est parce que le codage des points d'intérêt ne prend pas en compte le type des objets correspondant aux amers détectés. Il ne permet donc pas à un berger de distinguer un canard de la cible ou d'un autre berger. Sans cette distinction, les bergers ne peuvent pas opter pour une meilleure stratégie consistant à viser directement la zone objectif une fois le troupeau formé.

Pour réussir, le groupe de bergers doit mettre en œuvre une stratégie pour laquelle l'information de type des amers n'est pas indispensable, ce qui est le cas de la stratégie effectivement découverte.

### 6.5. Coordination spatiale au sein du contrôleur solution

En détaillant un peu plus les différentes phases de la stratégie décrite (cf. figure 7), on observe que la réalisation de chacune d'entre elles passe par la mise en œuvre d'une configuration géométrique particulière.



**Figure 7.** Schéma représentant les 3 phases de la stratégie mise en œuvre par les agents bergers évolués génétiquement. On observe l'établissement de deux formations : une formation en triangle équilatéral durant une première phase de rassemblement passif, et une formation située à la périphérie du troupeau, qui se maintient dynamiquement durant les phases de poussée vers les bords de l'arène puis de guidage sur la trajectoire d'équilibre

Durant la phase de rassemblement, les bergers adoptent une configuration triangulaire quasiment équilatérale qu'ils conservent durant le regroupement des canards. Lorsqu'un canard s'écarte d'un berger, celui-ci se déplace simplement vers la base du triangle qu'il forme pour obtenir une configuration en ligne qui permet la formation du troupeau.

Puis, durant la phase de poussée vers les bords de l'arène, cette configuration géométrique se déforme de façon à ce que les bergers ceinturent le troupeau à sa périphérie. Elle reste ensuite stable durant toute la poussée.

Enfin, durant la phase de guidage final le long du mur, la configuration se déforme continuellement pour permettre aux bergers de se maintenir à la périphérie du troupeau tout en suivant la trajectoire circulaire qui mène à la zone objectif.

On constate donc l'émergence d'une coordination spatiale entre les bergers, qui se traduit par l'adoption de diverses formations évoluant dynamiquement de façon à maintenir leur efficacité.

Nous allons consacrer l'essentiel de la discussion qui suit à montrer que ces propriétés de coordination spatiale peuvent être interprétées en tant que manifestations des propriétés d'auto-organisation qui caractérisent notre modèle.

## 7. Discussion

### 7.1. Travaux apparentés de Balch

Balch [BAL 95a] a étendu la théorie des schémas d'Arkin à des problématiques multi-agent. Rappelons que l'application de cette théorie permet le contrôle d'un robot mobile pour diverses tâches en combinant judicieusement un certain nombre de schémas moteurs<sup>3</sup>. L'extension apportée par Balch permet également de générer et maintenir des formations de quatre véhicules naviguant efficacement dans un environnement réel. Pour ce faire, il dote chacun de ses agents d'un ensemble de schémas similaires à ceux utilisés par Arkin auxquels il ajoute un schéma *maintenir la formation*. Celui-ci génère un mouvement vers la position idéale du véhicule dans sa formation, position qui est calculée par l'agent en fonction de ses perceptions (relativement aux autres agents). En définitive, chaque agent est responsable du maintien de sa position au sein du groupe et il contribue au maintien global de la formation. Dans ce cas, il y a effectivement coordination entre les agents, mais cette coordination est très fortement liée à la définition *ad hoc* de chacun des schémas *maintenir la formation*. Ceux-ci influent directement sur chacun des agents pour l'établissement de la formation désirée, ce qui limite considérablement l'interaction entre les agents. Dans ce cas, la notion d'émergence de la coordination spatiale est donc contestable. D'autre part, la description *ad hoc* du schéma ajouté n'est pas particulièrement judicieuse puisqu'il faut la redéfinir pour chacun des agents du système, ce qui rend très laborieuse la conception d'un système plus complexe.

Conscient de ce dernier problème, Balch [BAL 00] a affiné sa technique en s'inspirant de la structure des cristaux. Dans cette nouvelle version, chaque agent est doté du même ensemble de schémas, ainsi que d'un ensemble de *sites d'attachements* liés aux autres agents. Il y a de 1 à 4 sites par agent et ils sont disposés sur les sommets d'un losange centré sur l'agent. Ces points servent de position de référence au schéma *maintenir la formation*. En effet, à chaque instant, chaque agent détermine dans sa liste de *sites d'attachements* lequel est le plus proche. Celui-ci devient alors le but visé par le schéma *maintenir la formation* de l'agent. Balch montre qu'en choisissant les sites

---

3. Par exemple *éviter les obstacles* et *rejoindre le but*.

d'attachements parmi les 4 possibles il parvient à générer et maintenir diverses formations. Dans ce cas, par l'intermédiaire de ses propres *sites d'attachements*, chaque agent influence directement les autres. Dès lors, le degré d'interaction est suffisamment important pour que s'instaure une véritable auto-organisation dans le système, aboutissant à l'émergence de la coordination attendue.

Notre modèle de construction de lois de comportement est très proche de celui de Balch. En effet, notre notion de « point d'intérêt » est équivalente à celle de « point visé par le schéma », la fonction de sensibilité associée est équivalente à la fonction magnitude de Balch et les deux fonctions sont modulées par un gain. Notre modèle partage donc avec celui de Balch la particularité de reposer sur les mécanismes d'auto-organisation caractéristiques des champs de potentiel pour obtenir des propriétés de coordination spatiale. Mais la différence fondamentale entre les deux modèles provient de ce que le modèle de Balch se limite à l'usage de ces mécanismes d'auto-organisation alors que le nôtre y adjoint des mécanismes sélectionnistes qui le dotent de propriétés supplémentaires. De cette différence fondamentale découlent d'autres différences plus anecdotiques.

La première d'entre elles tient au fait que, dans notre modèle, un point d'intérêt est le barycentre de plusieurs amers alors que, dans celui de Balch, un site d'attachement est relatif à un seul agent. La conséquence de cette différence est qu'un point d'intérêt peut se déplacer relativement à chacun des amers auquel il est relié alors que le déplacement des sites d'attachement de Balch est identique à celui des agents auxquels ils sont reliés. La composante d'auto-organisation de notre système dispose donc d'un degré de liberté supplémentaire par rapport à celle du système de Balch.

Par ailleurs, dans le formalisme de Balch, le concepteur est contraint de spécifier *a priori* le positionnement des sites d'attachement relativement aux agents, alors que, dans notre cadre, ce positionnement relatif est le résultat des sélections opérées par l'algorithme génétique. Dans le cadre de Balch, la structure spatiale est imposée localement par le concepteur, même si la coordination qui en résulte émerge globalement sur la base des interactions locales. En conséquence, cette structure est figée au cours du temps même si elle est robuste aux perturbations engendrées par les obstacles.

Avec notre modèle, au contraire, la coordination spatiale à un instant donné est définie par l'attracteur dans lequel se trouve le système dynamique global à cet instant. Les résultats présentés dans la section 6.5 montrent que cette coordination spatiale évolue au cours du temps et que le système dynamique global bifurque de temps en temps d'un attracteur à un autre.

Enfin, notre modèle s'applique, comme nous l'avons vu, à la résolution de tâches plus complexes que le maintien de formation.

## 7.2. Décomposition fonctionnelle et composition émergente

D'un point de vue méthodologique, notre travail a permis de mettre en évidence les limites inhérentes à l'approche computationnelle classique de la modélisation, qui repose sur une décomposition fonctionnelle *a priori* du problème à résoudre. A la section 3.5, nous avons critiqué sur deux points l'approche par décomposition fonctionnelle telle qu'elle s'applique quand on utilise des systèmes de classeurs.

Tout d'abord, nous avons mis en évidence le fait que la conception *a priori* induit la définition d'un répertoire d'observables et de comportements élémentaires figés. Nous avons indiqué que cette définition figée restreint les possibilités d'adaptation offertes à l'algorithme adaptatif, ce qui est contre-productif. La comparaison avec les travaux de Balch a permis de montrer que notre nouvelle approche permet de limiter au maximum l'apport de connaissances externes dans le processus de découverte d'une solution. En effet, alors que Balch doit au moins indiquer le positionnement de ses sites d'attachement, dans notre cadre, le concepteur n'a même pas à imposer une structuration locale, celle-ci émerge de la dynamique du système et des sélections opérées par l'algorithme génétique.

Ensuite, nous avons montré qu'il était difficile, dans le cadre des systèmes de classeurs, d'assurer le séquençement du déclenchement des comportements élémentaires au fil du temps. Cela n'est plus le cas pour notre nouvelle approche à base de champs de potentiel et d'algorithmes génétiques. En effet, nous avons substitué à l'activation séquentielle de comportements élémentaires la combinaison parallèle de forces d'interaction qui persistent au cours du temps. Alors que l'adéquation du comportement de l'agent dirigé par des classeurs résulte du déclenchement approprié de comportements réglés préalablement, dans le nouveau cadre elle résulte du réglage de l'intensité relative des forces qui s'exercent sur l'agent. L'adéquation du comportement de l'agent résulte alors de l'évolution dynamique appropriée des intensités respectives de ces forces. En particulier, nous avons vu comment le réglage de ces forces était obtenu à l'aide d'algorithmes génétiques fondés sur une évaluation globale du comportement des agents. Dans les travaux présentés ici, ce réglage est réalisé à l'avance pour chaque individu et ne change plus en cours d'expérience. Dans d'autres travaux [SIG 02], nous avons ajouté une propriété d'évolution dynamique de ce réglage.

Enfin, vis-à-vis de nos travaux antérieurs sur les systèmes de classeurs, notre nouvelle approche partage avec celle de Balch l'intérêt des propriétés de robustesse inhérentes à l'usage des champs de potentiel. Comme nous l'avons montré dans la section 6.3, notre formalisme génère des solutions robustes aux perturbations sur les conditions initiales. Déjà évoquée dans la section 6.5, l'existence d'un attracteur au sein du système dynamique global permet de justifier le maintien de la formation malgré la présence de perturbations. En effet, un tel attracteur maintient le système dans un état d'équilibre stable vers lequel le système sera naturellement ramené s'il est perturbé. Ce phénomène, que l'on peut qualifier d'« *homéostasie spatiale* », est une propriété d'auto-organisation typique des champs de potentiel. C'est manifestement cette propriété d'auto-organisation qui est à l'origine de la robustesse aux situations initiales de

notre modèle et qui permet à Balch de maintenir ses formations de véhicules lorsque ceux-ci doivent franchir un obstacle.

## 8. Travaux futurs

L'ensemble des conclusions méthodologiques énoncées dans cet article reposent sur le cadre expérimental décrit à la section 2. Afin de nous assurer que ces conclusions sont généralisables à d'autres applications, il est nécessaire de tester notre modèle dans d'autres contextes.

Nous avons d'ores et déjà réalisé des expériences avec notre modèle sur un problème de sélection de l'action sensiblement différent de celui présenté ici [SIG 02]. Nous sommes par ailleurs en train de prolonger la réflexion méthodologique dans le cadre d'applications industrielles mettant en jeu l'évolution de patrouilles d'avions dans un contexte de conflit militaire. Ces nouvelles applications vont nous conduire à aborder des problèmes liés à la définition de la fonction d'évaluation des agents quand leur objectif résulte de la combinaison de plusieurs critères éventuellement antagonistes.

Corrélativement, nous allons mener dans un futur proche des études visant à mieux comprendre le fonctionnement des contrôleurs que produisent nos mécanismes. Ce travail comportera deux volets. Sur le plan méthodologique, il s'agit de se doter des outils – notamment graphiques – permettant à un concepteur de comprendre pourquoi et comment le contrôleur fonctionne. Sur le plan théorique, il s'agit de s'appuyer sur le cadre général de la théorie des systèmes dynamiques pour identifier les outils conceptuels qui permettent de passer de la définition de nos contrôleurs à la manifestation de comportements particuliers. En effet, en cherchant à interpréter nos résultats dans le cadre de la théorie des systèmes dynamiques, nous allons nous efforcer d'assimiler l'établissement de chacune des formations que nous avons obtenues à la présence d'un attracteur dans le système dynamique global, tandis que chacune des transitions d'une formation à l'autre devront être comprises comme le résultat d'une bifurcation du système d'un de ses attracteurs vers un autre. Nous espérons que mieux comprendre ces phénomènes nous permettra de rationaliser l'usage que nous faisons des algorithmes génétiques afin de gagner en efficacité.

## 9. Conclusion

Cet article a permis de montrer par une comparaison empirique comment une approche méthodologique inspirée de modèles théoriques de l'évolution du vivant s'avère plus adaptée qu'une démarche classique de décomposition fonctionnelle pour mettre au point des systèmes artificiels complexes nécessitant une capacité de coordination spatiale.

Dans notre cadre, la démarche de décomposition fonctionnelle était instanciée par un recours aux systèmes de classeurs. Certes, contrôler un groupe d'agents avec

des systèmes de classeurs permet à un expert du domaine modélisé d'exprimer ses connaissances sous forme de règles, puis d'appliquer des mécanismes adaptatifs pour optimiser cet ensemble de règles tout en garantissant que l'expert est toujours capable d'interpréter les nouvelles règles au fil de leur évolution.

Mais nous avons montré que, face à un problème trop complexe, les mécanismes adaptatifs des systèmes de classeurs s'appliquent difficilement, ce qui produit des performances insatisfaisantes, tandis que la mise au point des règles à la main peut être d'une complexité rapidement rédhibitoire.

L'approche alternative que nous avons présentée consiste à confier à des algorithmes évolutionnistes le rôle de définir les interactions locales entre les agents et à s'appuyer sur des phénomènes d'auto-organisation pour coordonner ces interactions locales. Nos résultats expérimentaux et les discussions que nous avons menées ont montré qu'elle est exempte des difficultés de l'approche précédente.

Le trait le plus intéressant de notre modèle provient de ce que la coordination spatiale des agents émerge des interactions locales sans que le concepteur ait à spécifier en aucune façon la forme que doit prendre cette coordination spatiale. De plus, les contrôleurs obtenus de cette façon se montrent plus robustes aux perturbations que les contrôleurs écrits sous forme de systèmes de classeurs. Ces conclusions montrent les avantages méthodologiques certains que l'on peut retirer de l'adjonction de propriétés d'auto-organisation à un modèle sélectionniste classique.

Le prix à payer pour bénéficier de ces propriétés, et notamment de l'implication minimale du concepteur dans le processus de mise au point des comportements, est une moindre interprétabilité des contrôleurs obtenus. Mais nous espérons que le recours aux outils et concepts de la théorie des systèmes dynamiques permettra de mieux comprendre le fonctionnement de ces contrôleurs et de favoriser l'intervention éventuelle des concepteurs dans leur mise au point lorsqu'elle sera nécessaire.

En conclusion, nous avons montré comment la conception de systèmes complexes artificiels peut bénéficier directement sur le plan méthodologique des enseignements théoriques produits par une démarche visant à comprendre les mécanismes fondamentaux du vivant. Nous avons donc illustré dans la pratique la façon dont les recherches théoriques en vie artificielle que nous avons évoquées en introduction contribuent, en tant que sources d'inspiration, aux progrès techniques et méthodologiques dans la conception de systèmes artificiels.

## 10. References

- [ARB 81] ARBIB M., "Perceptual Structure and Distributed Motor Control", BROOKS, Ed., *Handbook of Psychology – The nervous system II*, p. 1441-1465, 1981.
- [ARB 85] ARBIB M., HOUSE D., "Depth and Detours : An essay on Visually Guided Behavior", COINS TR 85-20, 1985, University of Massachusetts, Amherst, MA.

- [ARK 89] ARKIN R. C., "Motor Schema-Based Mobile Robot Navigation", *The International Journal of Robotics Research*, vol. 8, num. 4, 1989, p. 92-112.
- [BAL 95a] BALCH T., ARKIN R. C., "Motor Schema-Based Formation Control for Multiagent Robot Teams", *Proceedings of the First International Conference on Multiagent Systems*, 1995, p. 10-16.
- [BAL 95b] BALKENIUS C., "Natural Intelligence in Artificial Creatures", PhD thesis, Lund University, 1995.
- [BAL 00] BALCH T., HYBINETTE M., "Social Potentials for Scalable Multi-Robots Formations", *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA-2000)*, 2000.
- [BAR 92] BARRAQUAND J., LANGOIS B., LATOMBE J. C., "Potential Fields for Robot Motion Planning", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 22, num. 2, 1992, p. 224-241.
- [BEL 57] BELLMAN R. E., *Dynamic Programming*, Princeton University Press, Princeton, NJ, 1957.
- [BRO 86] BROOKS R. A., "A Robust Layered Control System for a Mobile Robot", *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. RA-2, 1986, p. 14-23.
- [FER 95] FERBER J., *Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective*, InterEditions, Paris, 1995.
- [GER 01] GERARD P., STOLZMANN W., SIGAUD O., "YACS : a new Learning Classifier System with Anticipation", *Journal of Soft Computing*, , 2001, Springer-Verlag.
- [GOL 89] GOLDBERG D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- [HOL 75] HOLLAND J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, The University of Michigan Press, 1975.
- [HOL 86] HOLLAND J. H., HOLYOAK K. J., NISBETT R. E., THAGARD P. R., *Induction*, MIT Press, 1986.
- [KAU 93] KAUFMANN S. A., *The Origins of Order, self-organization and selection in evolution*, Oxford University Press, New York, NY, 1993.
- [KHA 85] KHATIB O., "Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots", *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, March 1985, p. 500-505.
- [KOD 98] KODJABACHIAN J., *Développement et évolution de réseaux de neurones artificiels*, Thèse de 3ème cycle, Université Pierre et Marie Curie, 1998.
- [KOR 91a] KORENZ Y., BORENSTEIN J., "Potential Field Methods and Their Inherent Limitations for Mobile Robot Navigation", *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, April 1991, p. 489-493.
- [KOR 91b] KORENZ Y., BORENSTEIN J., "The Vector Field Histogram – Fast Obstacle-Avoidance for Mobile Robots", *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 7, June 1991, p. 278-288.
- [KRO 84] KROGH B. H., "A Generalized Potential Field Approach to Obstacle Avoidance Control", *International Robotics Research Conference*, August 1984.
- [LEW 36] LEWIN K., *Principles of Topological Psychology*, New York : McGraw-Hill, 1936.



- [MAT 94] MATARIĆ M. J., "Interaction and Intelligent Behavior", PhD thesis, MIT AI Robot Lab, 1994.
- [PAN 00] PANATIER C., SANZA C., DUTHEN Y., "Adaptive Entity thanks to Behavioral Prediction", MEYER J.-A., WILSON S. W., BERTHOZ A., ROITBLAT H., FLOREANO D., Eds., *From Animals to Animats 6 : Proceedings of the Sixth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior (supplement book)*, Cambridge, MA, 2000, MIT Press, p. 295-303.
- [PAR 82] PARTRIDGE B. L., "The Structure and Functions of Fish Schools", *Scientific American*, vol. june, 1982, p. 114-123.
- [PEA 92] PEARCE M., ARKIN R. C., RAM A., "The Learning of Reactive Control Parameters through Genetic Algorithms", *Proceedings 1992 International Conference on Intelligent Robotics and Systems (IROS)*, 1992, p. 130-137.
- [PIA 00] PIAGGIO M., SGORBISSA A., ZACCARIA R., "Micronavigation", MEYER J.-A., WILSON S. W., BERTHOZ A., ROITBLAT H., FLOREANO D., Eds., *From Animals to Animats 6 : proceedings of the Sixth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*, Paris, 2000, MIT Press, p. 209-218.
- [SIG 01] SIGAUD O., GÉRARD P., "Being Reactive by Exchanging Roles : an Empirical Study", HANNEBAUER M., WENDLER J., PAGELLO E., Eds., *LNAI 2103 : Balancing reactivity and Social Deliberation in Multiagent Systems*, Springer-Verlag, 2001.
- [SIG 02] SIGAUD O., FLACHER F., "Vers une approche dynamique de la sélection de l'action", GUILLOT A., DAUCÉ E., Eds., *Approche dynamique de la cognition artificielle*, Hermès, soumis, 2002.
- [SIM 00] SIMONIN O., FERBER J., "Modeling Self Satisfaction and Altruism to Handle Action Selection in Reactive Cooperation", MEYER J.-A., WILSON S. W., BERTHOZ A., ROITBLAT H., FLOREANO D., Eds., *From Animals to Animats 6 : proceedings of the Sixth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior (supplement book)*, Paris, 2000, Cambridge MA, p. 314-323.
- [SUT 98] SUTTON R. S., BARTO A. G., *Reinforcement Learning, an introduction*, MIT Press, Cambridge, MA, 1998.
- [VAN 97] VAN PANURAK H., SAUTER J., CLARK S., "Toward the Specification and Design of Industrial Synthetic Ecosystems", *Fourth International Workshop on Agent Theories Architectures and Languages (ATAL'97)*, 1997.
- [VAU 98] VAUGHAN R., STUMPTER N., FROST A., CAMERON S., "Robot Sheepdog Project achieves automatic flock control", PFEIFER R., BLUMBERG B., MEYER J.-A., WILSON S. W., Eds., *From Animals to Animats 5 : Proceedings of the Fifth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*, Cambridge, MA, 1998, MIT Press, p. 489-493.
- [WAT 89] WATKINS C. J. C. H., "Learning with delayed rewards", PhD thesis, Psychology Department, University of Cambridge, England, 1989.
- [WIL 94] WILSON S. W., "ZCS, a Zeroth level Classifier System", *Evolutionary Computation*, vol. 2, num. 1, 1994, p. 1-18.
- [ZEG 94] ZEGHAL K., "Vers une théorie de la coordination d'action. Application à la navigation aérienne", PhD thesis, Université Paris VI, 1994.
- [ZEL 98] ZELEK J., "Complete Real-Time Path Planning During Sensor-Based Discovery", *IROS'98 : IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots*, IEEE Press, 1998.