Chapitre 9

# Vers une approche dynamique de la sélection de l'action

## 9.1. Introduction

Dans le cadre de cette contribution, nous allons adopter une acception large de la notion de cognition pour nous intéresser à la résolution de problèmes dits « de sélection de l'action », qui mettent en jeu une interaction entre la dynamique du métabolisme des animats et celle de leurs interactions avec leur environnement.

Le problème de la sélection de l'action consiste pour un animal ou un animat à choisir à chaque instant, dans un répertoire d'actions possibles, l'action qui maximise les chances de survie à long terme. Ces actions entrent généralement en conflit • par exemple, on ne peut pas manger et dormir en même temps • et leur satisfaction nécessite un séquencement adéquat. Classiquement, ce problème est traité en définissant un répertoire de *comportements élémentaires* (Tyrrell, 1993 ; Matari•, 1994) qui permettent de ramener la dynamique continue d'un animat au sein d'un environnement complexe à des transitions entre des états discrets. Le choix du comportement élémentaire à exécuter est souvent déterminé à un niveau abstrait, mais donne lieu à la réalisation de séquences de perceptions et d'actions de plus bas niveau.

Pour nous comme pour Seth (1998), les « comportements élémentaires » observés chez les animaux résultent d'un découpage arbitraire de la part de l'observateur humain. Considérer la sélection de l'action à un niveau plus profond

---

Chapitre rédigé par Olivier SIGAUD et Fabien FLACHER.

permet de supprimer les problèmes posés par la mise au point d'un mécanisme de séquencement adéquat des comportements élémentaires. Ainsi, Seth a montré que l'on pouvait construire un modèle de sélection de l'action agissant au niveau des interactions les plus élémentaires entre l'animat et son environnement en se basant sur des boucles sensori-motrices paramétrées par des variables internes. Il se focalise sur une liste de propriétés typiques de la sélection de l'action associées à son système. Le travail présenté ici partage avec celui de Seth l'objectif d'obtenir par un algorithme génétique un système de sélection de l'action qui fonctionne dans un univers continu sans définir *a priori* un répertoire de comportements élémentaires ni un mécanisme de choix parmi ces comportements. En particulier, nous allons mettre en évidence la nécessité de disposer d'une dynamique interne pour résoudre efficacement de tels problèmes. Dans cette perspective, nous adoptons le cadre épistémologique selon lequel une caractérisation minimale de la cognition implique l'existence d'une double dynamique (Varela, Thompson et Rosch, 1991) :

– une première dynamique, reliant l'animat à son environnement, appelée « boucle sensori-motrice » ;

– une seconde dynamique, couplée à la première et qui rend compte du fonctionnement interne de l'animat.

Pour réaliser cette seconde dynamique, notre modèle fait apparaître au sein du système de commande de nos animats des paramètres dont la valeur varie au cours du temps.

Nous commençons par décrire un problème élémentaire à la section 9.2. Après avoir présenté des travaux apparentés à la section 9.3, nous exposons à la section 4 le modèle dont nous nous servons pour commander nos animats, à savoir des champs de potentiel combinant des attractions et des répulsions vis-à-vis d'objets pertinents dans leur environnement. Pour que le système global constitué de l'ensemble des animats adopte le comportement attendu, nous utilisons des algorithmes génétiques qui optimisent les paramètres des attractions et répulsions, ce que nous indiquons au paragraphe 9.4.2. Nous montrons par ailleurs au paragraphe 9.4.3 comment nous introduisons des variables dans le système de commande des animats pour réaliser une dynamique interne. Nous indiquons à la section 9.5 les performances du nouveau formalisme sur le problème défini précédemment, puis nous détaillons le fonctionnement d'un contrôleur obtenu avec notre approche et nous présentons brièvement les difficultés d'interprétation que pose un second contrôleur. Nous discutons dans la section 9.6 la portée des résultats obtenus en soulignant la diversité des solutions trouvées par nos algorithmes, puis nous évoquons dans la section 9.7 la marche à suivre pour aller vers la réalisation d'un système cognitif plus conséquent.

### 9.2. Un environnement de simulation

Afin de représenter un problème élémentaire de sélection de l'action, nous avons développé un environnement de simulation dans lequel nous faisons évoluer un animat représentant un mouton dans un environnement contenant un point d'eau, une zone couverte d'herbe et une bergerie. Par ailleurs, nous associons à cet animat des variables internes (la faim, la soif et le sommeil) qui fournissent un modèle simpliste de son métabolisme et influencent sa durée de vie. Le problème de l'animat consiste à maximiser sa durée de vie en régulant au mieux sa faim, sa soif et son sommeil.

| Variable interne | Satisfaction | Sinon | Seuil | Condition de satisfaction |
|---|---|---|---|---|
| Faim | – 0,03 | 0,01 | 1,8 | Être dans l'herbe |
| Soif | – 0,2 | 0,02 | 1,0 | Être au point d'eau |
| Sommeil | – 0,02 | 0,01 | 1,5 | Être dans la bergerie |

**Tableau 9.1.** *Dynamique des variables internes. Par exemple, la faim diminue de 0,03 par unité de temps si le mouton se trouve dans l'herbe ; sinon, elle augmente de 0,01*

Le tableau 9.1 donne les lois d'évolution des variables internes du mouton. Nous représentons la dynamique de variation de ces variables en associant à chacune d'elles deux états définissant la variation de la variable lorsqu'il se trouve dans ces états. Les transitions entre les états sont assurées par des événements relatifs au comportement et à la situation de l'animat. Par exemple, lorsqu'un animat se trouve près d'un point d'eau et boit, la variable « soif » passe d'un état dans lequel la soif augmentait lentement à un état dans lequel elle diminue rapidement, jusqu'à ce qu'il quitte le point d'eau.

A chacune des variables internes sont associés des seuils définissant une zone de confort. L'animat dispose d'une vitalité initiale fixée arbitrairement à 10. A chaque fois qu'une variable interne dépasse son seuil, la vitalité est diminuée de l'amplitude du dépassement divisée par 100. Afin de borner la durée de vie de l'animat, on ajoute une variable interne qui ne fait qu'augmenter, ce qui réduit la vitalité une fois le seuil de cette variable dépassé. Un calcul simple montre que la durée de vie de l'animat ne peut excéder 4 000 pas de temps.

### 9.3. Travaux apparentés

Les recherches sur la sélection de l'action sont issues de travaux en éthologie (Lorenz, 1950 ; Tinbergen, 1951 ; Baerends, 1976). Tous les modèles classiques supposent l'existence d'un répertoire de comportements élémentaires organisés soit hiérarchiquement (Tinbergen, 1951 ; Brooks, 1986 ; Tyrrell, 1993), soit selon un graphe d'activations et d'inhibitions réciproques (Maes, 1990 ; Decugis et Ferber, 1998).

Comme nous l'avons signalé en introduction, notre travail s'éloigne comme celui de Seth (1998) de ces modèles classiques en ne présupposant pas l'existence de comportements élémentaires. Pour représenter la sélection de l'action sans définir des actions élémentaires, nous faisons appel à une ligne de pensée bien différente qui repose sur la mise en œuvre de *champs de potentiel*.

Selon Balkenius (1995), on trouve dans un essai de psychologie (Lewin, 1936), la première mention d'une explication du comportement humain en termes de combinaisons vectorielles d'intentions basiques. Par ailleurs, des recherches comportementales et neurophysiologiques menées sur les batraciens par Arbib (1981) et Arbib et House (1985) ont permis d'interpréter les mouvements de certains animaux comme résultant d'une combinaison d'attractions et de répulsions induites par l'environnement. Cette recherche a également trouvé un écho dans les travaux de Partridge (1982) sur la simulation de bancs de poissons et a débouché en robotique sur une *théorie des schémas* d'Arkin (1989) qui décompose le comportement en *schémas* indépendants. Ces derniers, sortes d'atomes comportementaux, peuvent être perceptuels ou moteurs et engendrent des champs vectoriels attractifs ou répulsifs.

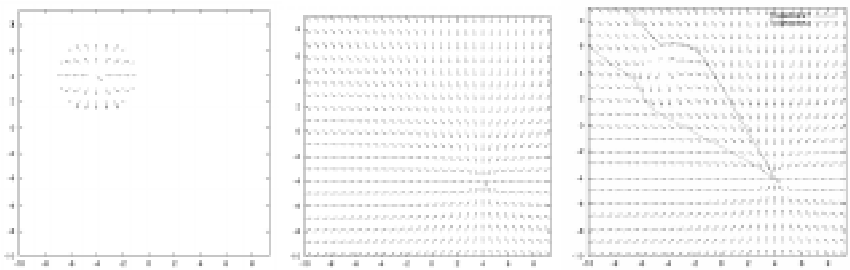


**Figure 9.1.** *a) Champ répulsif autour d'un obstacle en B(– 4,4). b) Champ attractif vers une cible en C(4,– 4). c) Champ combiné et mouvement résultant*

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'animat de la même manière qu'un champ de potentiel électrique influe sur un électron (voir figure 9.1). Malgré le caractère éclairant de la figure 9.1, il est important d'avoir à l'esprit le fait que la définition du champ de potentiel n'implique pas que le champ soit calculé en tout point de l'espace, mais uniquement là où se trouve l'animat à un instant donné. Appliquée à la navigation des robots, cette méthode a démontré sa capacité à générer des trajectoires efficaces, continues et lissées avec une simplicité et une rapidité de calcul tout à fait satisfaisantes.

Khatib (1985)[1] est le premier à avoir appliqué 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, si l'animat sait déterminer à chaque instant sa position dans la carte, il peut déduire la suite de déplacements élémentaires le conduisant au but en évitant les obstacles. Cette proposition a été ensuite reprise et généralisée au cas de la planification de chemins par Krogh (1984). Toutefois, d'après Korenz et Borenstein (1991b), 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. Un certain nombre de problèmes inhérents à la méthodologie des champs de potentiel ont été identifiés, notamment par Korenz et Borenstein (1991a), en particulier le risque pour qu'un animat soit piégé dans un minimum local ou adopte une trajectoire oscillante. Depuis, de nombreuses méthodes ont été mises au point pour faire face à ces problèmes, comme l'utilisation de bruit (Arkin, 1989), de méthodes évolutionnistes (Pearce, Arkin et Ram, 1992) ou de systèmes de moniteurs qui détectent une situation bloquée et appliquent une heuristique pour en sortir (Korenz et Borenstein, 1991b ; Piaggio, Sgorbissa et Zaccaria, 2000). Ces travaux qui montraient l'applicabilité de l'approche aux environnements réels, ont suscité un vif engouement dans le domaine de la robotique mobile (Matari•, 1994 ; Barraquand, Langlois et Latombe, 1992 ; Balch et Arkin, 1995).

Aujourd'hui, la méthodologie connaît un nouvel essor avec le développement d'applications sortant du cadre exclusif de la navigation pour aborder des problématiques de comportement collectif. Dans cette optique, Panatier (Panatier, Sanza et Duthen, 2000) met en œuvre des champs de potentiel pour construire une représentation interne de la dynamique du comportement d'autres animats sous forme de tropismes. Parallèlement, généralisant l'approche classique au cas dynamique en utilisant des champs fonction du temps, Simonin et Ferber (2000) ont montré l'efficacité d'une transposition à la communication entre animats dans le

1. Ses premiers travaux datent de 1980 mais cet article postérieur est la synthèse la plus fréquemment citée.

cadre d'une coordination multi-animat réactive s'effectuant par émission de signaux. Enfin, Balch et Hybinette (2000) étendent la méthode développée par Arkin en y ajoutant une liste de schémas associés à des sites d'attachements formant une structure géométrique locale s'inspirant de la structure des cristaux. 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.

## 9.4. Modèle du comportement de l'animat

Afin de résoudre le problème de sélection de l'action de notre animat, nous avons recours à la méthode des champs de potentiel, qui consiste à assimiler l'animat à une particule plongée dans un champ de forces. Chacune des forces représente sous forme vectorielle l'influence d'un ensemble de perceptions sur le comportement global de l'animat, le déplacement étant déduit de la résultante de ces forces. Elles sont attractives ou répulsives selon que l'on cherche à modéliser des entités qui attirent ou repoussent l'animat. De la construction de ces forces dépendent toutes les caractéristiques comportementales de l'animat. L'originalité de notre travail consiste à représenter ces forces sous forme paramétrique afin de pouvoir les optimiser à l'aide d'un algorithme génétique.

### 9.4.1. *Définition des forces*

Le comportement global d'un animat A est modélisé par un ensemble de N forces qui s'exercent sur l'animat. Chacune de ces forces est un vecteur prenant l'animat pour origine, construit à partir d'une direction et d'une intensité.

La direction d'une force est obtenue en liant l'animat 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'animat (voir figure 9.2). Ceci permet d'intégrer les perceptions de l'animat dans la construction des forces, tout en filtrant ses perceptions, le barycentre représentant de façon synthétique l'information que l'animat extrait de ce qu'il peut voir.

L'intensité d'une force est obtenue *via* une fonction de sensibilité $fs_i$, normalisée et linéaire par morceaux. Elle donne l'intensité de la force en fonction de la distance entre l'animat et le point d'intérêt $P_i$ correspondant.

De plus, chacune des intensités est multipliée par un gain $G_i$ représentant son importance relative vis-à-vis des autres forces qui s'exercent sur l'animat. Le

déplacement de l'animat A résulte de la combinaison linéaire des forces multipliées par les gains $G_i$.

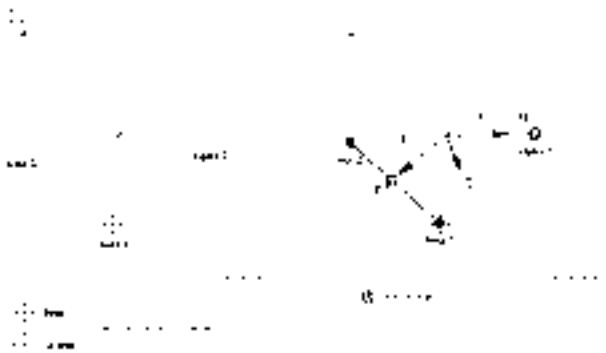


**Figure 9.2.** *Supposons que deux types différents d'objets pertinents soient présents dans l'environnement : le type $\alpha$ (losange) et le type $\beta$ (carré). L'animat détecte trois objets $\alpha_1$, $\beta_1$ et $\beta_2$. Les points d'intérêt $P_1$ et $P_2$ sont construits comme des barycentres des objets. Le déplacement de l'animat est la résultante des forces déduites des points d'intérêt $P_1$ et $P_2$ et de leur fonction de sensibilité associée.*

Finalement, ce modèle de comportement s'appuie sur la combinaison coopérative et concurrente d'un ensemble de forces qui génèrent le déplacement de l'animat.

### 9.4.2. *Adaptation des forces*

Notre modèle décrit une classe de systèmes susceptibles de réaliser la dynamique de sélection de l'action que nous recherchons. Il définit de plus un modèle générique de forces qui permet de paramétrer totalement le comportement d'un animat et de l'exprimer par l'ensemble des constantes intervenant dans les équations de calcul de son déplacement. Nous appliquons donc à ce paramétrage un algorithme génétique (Goldberg, 1989) qui manipule la définition du contrôleur d'un animat sous la forme d'un génome de N chromosomes. Chacun de ces chromosomes code l'ensemble des paramètres ($G_i$, $P_i$, $fs_i$) nécessaires au calcul de chacune des N forces qui influencent l'animat.

Pour une description plus technique et plus détaillée de cet algorithme, nous renvoyons le lecteur aux textes de Flacher (2001), Flacher et Sigaud (2002).

### 9.4.3. *Constitution d'une dynamique interne*

Si l'ensemble des paramètres qui interviennent dans la génération des forces appliquées à l'animat sont des constantes, les variations de l'action de l'animat qui en résulte à un instant donné ne dépendent que de ses perceptions à ce seul instant. On dit alors que le comportement de l'animat est purement réactif. Cela signifie en particulier que la connaissance des perceptions passées de l'animat n'intervient pas dans le calcul de son action. De tels animats réalisent une simple boucle sensori-motrice puisque leur action dépend uniquement de leur perception, qui est influencée en retour par leur action.

Sur le problème de sélection de l'action défini à la section 9.2, un contrôleur réactif à base de champs de potentiel ne peut pas donner de résultats satisfaisants. En effet, il apparaît qu'un animat dirigé par un tel contrôleur, dans un environnement où tous les objets pertinents sont statiques, ne peut que converger vers un point de l'environnement d'où il ne bouge plus, ou bien diverger à l'infini. Or de tels comportements ne permettent pas de satisfaire à la fois la faim, la soif et le sommeil.

Pour remédier à ce problème, une dynamique interne peut toutefois être introduite dans le comportement de l'animat, en intégrant des variables dans la construction des forces qui l'influencent.

Les variables internes associées à l'animat sont dotées d'une dynamique propre influencée indirectement par le comportement de l'animat. Par exemple, la soif est une variable qui augmente quel que soit le comportement de l'animat, sauf bien sûr lorsqu'il boit. Le but de l'animat est de survivre le plus longtemps possible en adoptant un comportement qui lui permette de réguler la dynamique de ses variables internes de telle façon qu'elles ne dépassent pas les seuils qui réduisent sa vitalité.

Afin que l'animat puisse décider de son action en fonction de l'état de ses variables internes, nous ajoutons à notre formalisme la possibilité que les gains $G_i$ soient directement associés aux variables internes de l'animat. A la place du gain $G_i$, un chromosome contient alors les données suivantes :

– un booléen $B_i$, indiquant si le coefficient de la force correspondante est donné par un gain réel constant ou par une variable interne ;

– $V_i$, le numéro de la variable interne qui sera choisie si $B_i$ vaut vrai ;

– $G_i$, le coefficient réel codant le gain de la force si $B_i$ vaut faux.

Comme il apparaîtra sur la figure 9.5, les coefficients des fonctions de sensibilité sont alors soit des constantes, soit les valeurs instantanées de la faim, de la soif ou du sommeil.

## 9.5. Étude expérimentale

L'algorithme génétique qui permet de faire évoluer les champs de potentiel a été lancé de nombreuses fois avec des populations initiales aléatoires composées de 100 individus, chaque individu étant évalué à partir de 10 situations initiales différentes.

Dans tous les essais que nous avons réalisés avec des populations initiales différentes, les contrôleurs des meilleurs individus obtenus sur 1 000 générations survivent entre 2 000 et 2 700 pas de temps. Ils résolvent donc correctement le problème qui leur est posé, même s'ils n'atteignent pas la performance optimale de 4 000.

Ces contrôleurs sont tous différents, mais, qualitativement, le comportement observé est similaire. Nous donnons les trajectoires produites par deux individus différents au sein de l'environnement de simulation sur la figure 9.4.

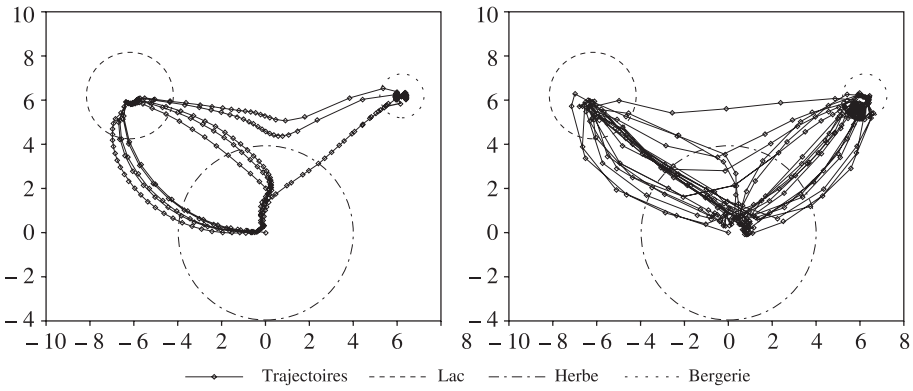



**Figure 9.4.** *Environnement de simulation et trajectoires de deux animats dirigés respectivement par les contrôleurs $C_{2315}$ et $C_{2631}$ Au centre apparaît la zone herbeuse, à gauche, le point d'eau, et à droite, la bergerie*

Les moutons se rendent alternativement au point d'eau, dans la zone herbeuse et à la bergerie, ce qui n'est jamais le cas avec des contrôleurs réactifs. Dans la section qui suit, nous présentons les deux contrôleurs correspondants et nous analysons leur fonctionnement.

Le contrôleur $C_{2315}$ permet au mouton de survivre 2 315 pas de temps. Sur la figure 9.5 apparaît l'ensemble des fonctions d'attraction/répulsion qui le constituent ainsi que les gains et les points d'intérêt associés. On peut décomposer ce contrôleur en deux parties :

– une partie réactive (au sens défini dans le paragraphe 9.4.3) constituée des fonctions F0 à F2 auxquelles sont associés des gains constants, qui produit un champ de potentiel statique ;

– une partie dynamique (F3 et F4) associée à la faim et la soif, qui varie au cours du temps.

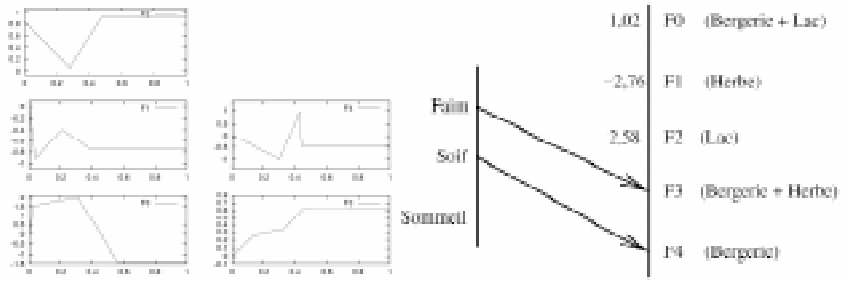
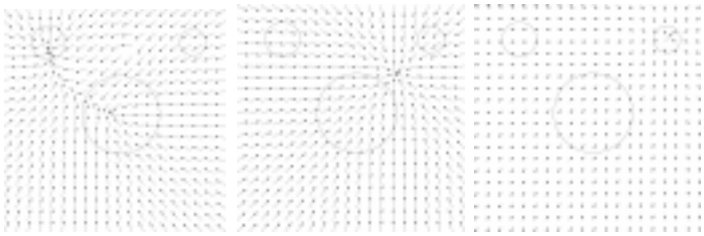



**Figure 9.5.** *Fonctions d'attraction/répulsion et structure du contrôleur $C_{2315}$. A droite, on voit les gains associés aux différents points d'intérêt auxquels est sensible l'animat. Les fonctions F0 à F5 indiquent comment il est influencé par les points correspondants en fonction de sa distance à ces points.*

De façon étonnante, la variable interne correspondant au sommeil n'est pas prise en compte et la soif est associée à la bergerie et non au point d'eau. Par ailleurs, il faut signaler que toutes nos tentatives pour coder à la main une solution intuitive faisant appel à toutes les variables se sont avérées infructueuses.



(a) (b) (c)

**Figure 9.6.** *Champs engendrés par le contrôleur. a) Partie statique. b) Partie associée à la faim. c) Partie engendrée par une soif négative*

Afin de comprendre qualitativement le fonctionnement de ce contrôleur, nous faisons apparaître sur la figure 9.6 les champs de potentiel engendré par ses différentes composantes. En observant attentivement ces figures, nous pouvons proposer une explication qualitative du comportement de l'animat qui découpe ce

comportement en phases successives, en ayant à l'esprit le fait que les phases en question n'ont d'existence que dans l'explication, et non dans le fonctionnement effectif du système.

Comme il apparaît sur la figure 9.6a, si l'animat est soumis exclusivement au champ statique, il tend à se rendre soit vers la zone herbeuse puis vers le point d'eau, soit directement au point d'eau. Au début d'une simulation, ses variables internes sont initialisées à 0. Le champ auquel il est soumis correspond donc au champ statique et il se rend au point d'eau, éventuellement via la zone herbeuse. Sa soif devient rapidement négative, si bien qu'il est attiré par la bergerie. En effet, il apparaît que le champ engendré par la fonction associée à la soif, lorsque celle-ci est négative, est orienté vers la bergerie (voir figure 9.6c). L'animat reste dans la bergerie jusqu'à ce que la soif repasse par 0. Grâce au champ statique, il tend alors à retourner vers la zone herbeuse. Par ailleurs, le champ associé à la faim fait apparaître un attracteur situé à mi-chemin entre la bergerie et la zone herbeuse (voir figure 9.6b). Il est donc crucial que le champ statique ramène l'animat à la zone herbeuse avant que le champ associé à la faim ne le piège dans l'attracteur associé. Une fois dans la zone herbeuse, sa faim diminue et il se rend à nouveau vers le point d'eau.

Un tel comportement peut être vu comme résultant du déclenchement de comportements élémentaires successifs qui consistent à aller boire, aller dormir et aller manger. Mais de tels comportements n'ont aucune existence concrète dans notre modèle, ils sont dans l'œil de l'observateur qui interprète le comportement de l'animat. Là où définir des comportements élémentaires nous aurait permis de fixer strictement l'enchaînement de tels comportements, il apparaît que le comportement d'un animat dirigé par notre système résulte d'un équilibre entre la dynamique d'évolution des variables internes et le positionnement de l'animat dans son environnement.

Il apparaît donc que l'on peut rendre compte du fonctionnement d'un contrôleur alors même que son fonctionnement est dynamique et continu. Mais il faut tout de même reconnaître que certains des contrôleurs efficaces s'avèrent plus difficiles à analyser que $C_{2315}$. Ainsi, un contrôleur plus performant, $C_{2631}$, fait apparaître 17 fonctions d'attraction/répulsion. Nous donnons un aperçu des champs de potentiel que ce contrôleur engendre sur la figure 9.7.

La compréhension du contrôleur $C_{2631}$ est rendue plus complexe par le fait que les centres des champs d'attraction et de répulsion qui apparaissent à la figure 9.7 ne font pas apparaître des bassins d'attraction dirigeant clairement l'animat vers l'eau, l'herbe ou la bergerie. Pour comprendre comment le contrôleur $C_{2631}$ permet à l'animat de survivre, il faut superposer ces différents champs pour un grand nombre de combinaisons des valeurs des variables internes de l'animat. Cela signifie que la

position de l'animat dans son environnement à un instant donné et la valeur des variables internes de cet animat au même instant dépendent étroitement l'un de l'autre. Cette dépendance complique l'interprétation du contrôleur $C_{2631}$.

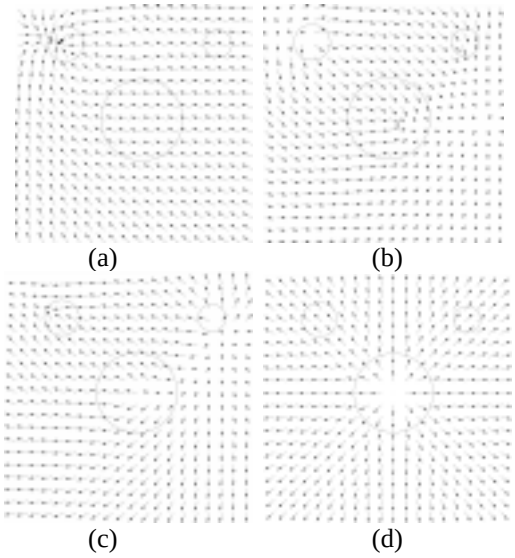



**Figure 9.7.** *Usage des variables internes pour $C_{2631}$ et champs engendrés par le contrôleur $C_{2631}$ : a) champ statique ; b) faim ; c) soif ; d) sommeil*

## 9.6. Discussion

L'originalité de notre approche, comme celle de Seth, vis-à-vis de modèles plus classiques de la sélection de l'action (Tyrrell, 1993), est qu'elle nous permet de ne pas définir *a priori* un répertoire de comportements élémentaires entre lesquels l'animat doit choisir. Comme nous l'avons montré précédemment (Flacher et Sigaud, 2002), un avantage majeur de cette approche est sa simplicité de mise en œuvre. Définir un répertoire d'actions élémentaires suppose un effort de conception préalable à la réalisation effective, puis un effort de mise au point de ces comportements élémentaires dont notre approche permet de faire l'économie. Le recours à des comportements élémentaires présuppose en outre de faire appel à des mécanismes qui assurent le séquencement correct de l'activation de ces comportements. Avec notre méthode basée sur les champs de potentiel, un tel séquencement est sans objet. L'ensemble des attractions et des répulsions sont actives à tout instant, seule leur intensité est modulée en fonction du contexte interne.

L'explication du fonctionnement du contrôleur $C_{2315}$ met en évidence la capacité de notre approche à trouver des solutions efficaces et originales à un problème de déplacement. Là où une décomposition fonctionnelle classique aurait suggéré d'associer la soif au point d'eau, la faim à la zone herbeuse et le sommeil à la bergerie, la solution exhibée par le contrôleur $C_{2315}$ fait l'économie de la variable liée au sommeil en associant la soif au point d'eau et en associant au sommeil un état défini par « ni faim, ni soif ». L'explication ci-dessus ne vaut que pour le contrôleur $C_{2315}$, mais d'autres contrôleurs font apparaître des solutions analogues, dans lesquelles c'est souvent le sommeil qui n'est pas utilisé.

La diversité des solutions que nous avons obtenues sur différents problèmes de déplacement permet de mettre en évidence la robustesse des méthodes à base de champs de potentiel face à de tels problèmes. Grâce à cette robustesse, l'algorithme génétique parvient invariablement à trouver des solutions originales, efficaces et parfois inattendues, là où une conception manuelle s'est par ailleurs avérée difficile. La diversité de ces solutions nous semble à mettre au crédit de l'approche dynamique qui nous permet de ne pas définir des comportements élémentaires, dans la mesure où les éléments de conception *a priori* qu'imposerait le recours à un répertoire de comportements élémentaires aurait pour effet de restreindre l'espace des solutions possibles.

Cependant, si nous avons montré à la section 9.5 qu'il était possible de fournir une explication qualitative du comportement de certains animats sans mobiliser les outils mathématiques sophistiqués dédiés à l'analyse générale des systèmes dynamiques, cette explication reste limitée. L'observation attentive de l'évolution des paramètres des simulations fait apparaître de nombreux phénomènes spécifiques dont l'explication ci-dessus ne rend pas compte. Notamment, le recours aux outils mathématiques de la théorie des systèmes dynamiques deviendra indispensable pour analyser plus précisément le couplage entre la dynamique sensori-motrice et la dynamique interne des animats. En particulier, identifier une mesure de l'intensité du couplage entre ces deux dynamiques nous semble nécessaire pour mieux comprendre le fonctionnement des différents contrôleurs.

## 9.7. Conclusion et travaux futurs

Nous sommes actuellement en train d'évaluer notre approche sur le problème initialement défini dans le texte de Seth (1998), afin de comparer plus précisément les deux formalismes et de vérifier que le nôtre bénéficie bien des propriétés caractéristiques de la sélection de l'action mises en évidence par Seth.

Au delà de cette approche comparative, notre contribution avait surtout pour objectif de mettre en évidence la nécessité de disposer d'une double dynamique pour

résoudre des problèmes cognitifs dits « de sélection de l'action ». Comme nous l'avons mentionné au paragraphe 9.4.3, dans le cadre de notre formalisme, une famille de contrôleurs *réactifs*, c'est-à-dire reposant exclusivement sur la dynamique engendrée par la boucle sensori-motrice, échoue nécessairement si les points auxquels s'intéresse l'animat sont immobiles. Au contraire, si nous ajoutons des variables internes à cette famille de contrôleurs, alors un algorithme génétique est capable de sélectionner une solution satisfaisante.

Cependant, la façon dont nous avons constitué cette dynamique interne est encore très limitée. En effet, la dynamique interne fournie par nos variables est définie de l'extérieur par l'évolution de la faim, de la soif ou du sommeil. Dans le cadre de cette contribution, nous avons restreint nos investigations au cas où les variables internes sont reliées aux variables internes du métabolisme par la fonction identité. Cette dynamique interne ne dispose donc pas de toutes les propriétés des dynamiques auto-engendrées présentées dans le chapitre 5.

L'objectif de nos travaux futurs consistera à remplacer cette dynamique élémentaire par une dynamique auto-engendrée plus complexe. Nous espérons en particulier tirer parti des réseaux de neurones récurrents à dynamique chaotique étudiés par Daucé et Quoy (Daucé, 1999 ; Quoy, 1994), pour atteindre des performances supérieures sur le problème de sélection de l'action que nous avons présenté ici. Avoir recours à une dynamique chaotique nous rapprochera de ce que nous apprennent des études du comportement animal, comme les travaux de Guillot et Meyer (2000) qui avancent que la dynamique de sélection de l'action chez la souris est chaotique dans les phases d'activité du rongeur. Introduire des réseaux de neurones récurrents nous permettra en outre de mettre en œuvre des processus d'apprentissage qui compléteront la dimension sélectionniste de notre travail.

## 9.8. Bibliographie

Arbib, M. (1981). Perceptual Structure and Distributed Motor Control. In Brooks (Ed.) *Handbook of Psychologie – The nervous system II*. (pp. 1441-1465).

Arbib, M., & House, D. (1985). Depth and Detours: An essay on Visually Guided Behavior. (COINS TR 85-20). University of Massachussetts, Amhers.

Arkin, R.C. (1989). Motor Schema-Based Mobile Robot Navigation. *The International Journal of Robotics Research, 8* (4), 92-112.

Baerends, G.P. (1976). The functional organization of behaviour. *Animal Behaviour, 24*, 726-738.

Balch, T., & Arkin, R.C. (1995). Motor Schema-Based Formation Control for Multianimat Robot Teams. In *Proceedings of the First International Conference on Multianimat Systems*, 10-16.

Balch, T., & Hybinette, M. (2000). Social Potentials for Scalable Multi-Robots Formations. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation. (ICRA-2000)*.

Balkenius, C. (1995). *Nature Intelligence in Artificial Creatures.* Ph.D. thesis, Lund University, Lund.

Barraquand, J., Langlois, B., & Latombe, J.C. (1992). Potential Fields for Robot Motion Planning. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 22*(2), 224-241.

Brooks, R.A. (1986). A Robust Layered Control System for a Mobile Robot. *IEE Journal of Robotics and Automation 2,* 14-23.

Daucé, E. (1999). *Adaptation dynamique et apprentissage dans des réseaux de neurones récurrents aléatoires.* Toulouse : Ecole nationale supérieure de l'aéronautique et de l'espace.

Decugis, V., & Ferber, J. (1998). An Extension of Maes'Action Selection Mechanism for Animats. In R. Pfeifer, B. Blumberg, J.-A. Meyer, & S.W. Wilson (Eds.) *From Animals to Animats 5: Proceedings of the Fifth International Conference on Simulation of Adaptative Behavior* (pp. 153-158). Cambridge, Massachusetts : MIT Press.

Flacher, F. (2001) *Emergence de comportements collectifs : cas du maintien de formation.* Mémoire de DEA, St-Cloud, Dassault Aviation.

Flacher, F., & Sigaud, O. (2002). Coordination spatiale émergente par champs de potentiel, *TSI*, numéro spécial sur la vie artificielle, à paraître, Hermès.

Goldberg, D.E. (1989). *Genetic Algorithms is Search, Optimization and Machine Learning*, Boston : Addison Wesley.

Guillot, A., & Meyer, J.-A. (2000). Chaotic Dynamics Underlying Action Selection in Mice, *Nonlinear Dynamics, Psychology and Life Sciences, 4* (4), 297-309.

Khatib, O. (1985). Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation* (pp. 500-505).

Korenz, Y., & Borenstein, J. (1991a). Potential Field Methods and Their Inherent Limitations for Mobile Robot Navigation. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation* (pp. 489-493).

Korenz, Y., & Borenstein, J. (1991b). The Vector Field Histogram – Fast Obstacle-Avoidance for Mobile Robots. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 7* (pp. 278-288).

Krogh, B.H. (1984). A Generalized Potential Field Approach to Obstacle Avoidance Control. *International Robotics Research Conference*, Bethlehem, Pennsylvanie.

Lewin, K. (1936). *Principles of Topological Psychology.* New York : Mc Graw-Hill.

Lorenz, K. (1950). The Comparative Method in Studying Innate Behavior Patterns. *Society for Experimental Biology, Symposium 4, Psychological Mechanisms of Animal Behavior* (pp. 221-268). New York : Academic Press.

Maes, P. (1990). *Designing Autonomous Animats : Theory and Practice from Biology to Engineering and Back.* Cambridge, M assachusetts : MIT Press.

Matari•, M.J. (1994). *Interaction and Intelligent Behavior.* PhD thesis, MIT AI Mobot Lab, Cambridge.

Panatier, C., Sanza, C., & Duthen, Y. (2000). Adaptive Entity Thanks to Behavior Prediction. In J.-A Meyer, S.W. Wilson, A. Berthoz, H. Roitblat, & D. Floreano (Eds.), *From Animals to Animats 6: Proceedings of the Sixth International Conference on Simulation of Adaptative Behavior (supplement book)* (pp. 295-303). Cambridge, Massachussets : MIT Press.

Partridge, B.L. (1982). The Structure and Functions of Fish Schools. *Scientific American*, juin, pp. 114-123.

Pearce, M., Arkin, R., & Ram, A. (1992). The learning of Reactive Control Parameters through Genetic Algorithms. *Proceedings of the International Conference on Intelligent Robotics and Systems (IROS)* (pp. 130-137).

Piaggio, M., Sgorbissa, A., & Zaccaria, R., (2000). Micronavigation. In J.-A. Meyer, S.W. Wilson, A. Berthoz, H. Roitblat, & D. Floreano (Eds.). *From Animals to Animats 6: Proceedings of the Sixth International Conference on Simulation of Adaptative Behavior* (pp. 209-218). Paris : MIT Press.

Quoy, M. (1994). *Apprentissage dans les réseaux neuromimétiques à dynamique chaotique.* Toulouse : Ecole nationale supérieure de l'aéronautique et de l'espace..

Seth, A.K. (1998). Evolving Action Selection and Selective Attention Without Actions, Attention or Selection. In R. Pfeifer, B. Blumberg, J.-A. Meyer, & S.W. Wilson (Eds.). *From Animals to Animats 5: Proceedings of the Fifth International Conference on Simulation of Adaptative Behavior* (pp. 139-146). Cambridge, Massachusett : MIT Press.

Simonin, O., & Ferber, J., (2000). Modeling Self Satisfaction and Altruism to Handle Action Selection in Reactive Cooperation. In J.-A. Meyer, S.W. Wilson, A. Berthoz, H. Roitblat, & D. Floreano (Eds.). *From Animals to Animats 6: Proceedings of the Sixth International Conference on Simulation of Adaptative Behavior (supplement book)* (pp. 314-323). Cambridge, Massachusetts : MIT Press.

Tinbergen, N. (1951). *The Study of Instinct.* Atlanta, Géorgie : Clarendon Press.

Tyrrell, T. (1993). *Computational mechanisms for action selection.* Ph.D. thesis. University of Edinburgh, Edimbourg.

Varela, F.J., Thompson, A., & Rosch, E. (1991). *The Embodied Mind: Cognitive Science and Human Experience.* Cambridge, Massachusetts : MIT Press.

Algorithme génétique,164, 168, 169, 171, 175, 176
Animal,163, 176
Animat,163, 164, 165, 167, 168, 169, 170, 171, 172, 173, 174, 175, 176
Apprentissage,176, 177
Arkin, R.C.,166, 167, 168, 176, 178
Attracteur,173
Baerends, G.P.,166, 176
Balch, T.,167, 168, 176, 177
Balkenius, C.,166, 177
Barraquand, J.,167, 177
Borenstein, J.,167, 177
Boucles sensori-motrices,164
Brooks, R.A.,166, 176, 177
Champ de potentiel,167, 172
Chaos,176, 178
Chaotique,176, 178
Cognition,163, 164
Communication,167
Comportement,163, 164, 165, 166, 167, 168, 169, 170, 171, 172, 173, 175, 176
Conflit,163
Connaissance,170
Contrôleur,164, 169, 170, 171, 172, 173, 174, 175
Coordination,168
Couplage,175
Daucé, E.,176, 177
Decugis, V.,166, 177
Développement,167
Dimension,176
Duthen, Y.,178
Equilibre,173
Evitement d'obstacles,167
Evolution,167
Ferber, J.,167, 177, 178
Flacher, F.,163, 169, 174, 177
Floreano, D.,178
Goldberg, D. E.,169, 177
Guillot, A.,176, 177
House, D.,176
Hybinette, M.,168, 177
Information,168
Interactions,163
Interne (dynamique interne),164, 170, 175, 176
Khatib, O.,167, 177
Korenz, Y.,167, 177
Krogh, B. H.,167, 177
Langlois, B.,177
Latombe, J.C.,177
Lewin, K.,166, 177
Lorenz, K.,166, 178
Maes, P.,166, 177, 178
Matarić, M. J.,178
Meyer, J.A.,176, 177, 178
Modèle,164, 165, 169, 173
Navigation,167
Obstacle,166, 167, 168
Panatier, C.,167, 178
Partridge, B. L.,166, 178
Pearce, M.,178
Perception,167, 170
Pfeifer, R.,177, 178
Phase,173, 176
Piaggio, M.,167, 178
Planification,167
Quoy, M.,176, 178
Ram, A.,178
Répertoire sensori-moteur,163, 164, 166, 174, 175
Représentation,167
Réseau de neurones,176, 177
Robot,167
Rosch, E.,178
Sanza, C.,178
Sélection de l’action,163
Sensori-moteur (dynamique sensori-motrice),175
Seth, A. K.,163, 166, 174, 175, 178
Sgorbissa, A.,178
Sigaud, O.,163, 169, 174, 177
Simonin, O.,167, 178
Simulation,165, 166, 171, 173, 175
Thompson, E.,178
Tinbergen, N.,166, 178
Trajectoire,167, 171
Transition,163, 165

Tyrrell, T.,163, 166, 174, 178
Varela, F.J.,164, 178
Wilson, S.W.,177, 178