

Autonomie et interactions fonctionnelles

17-21 Janvier 1994

Actes des journées de Rochebrune

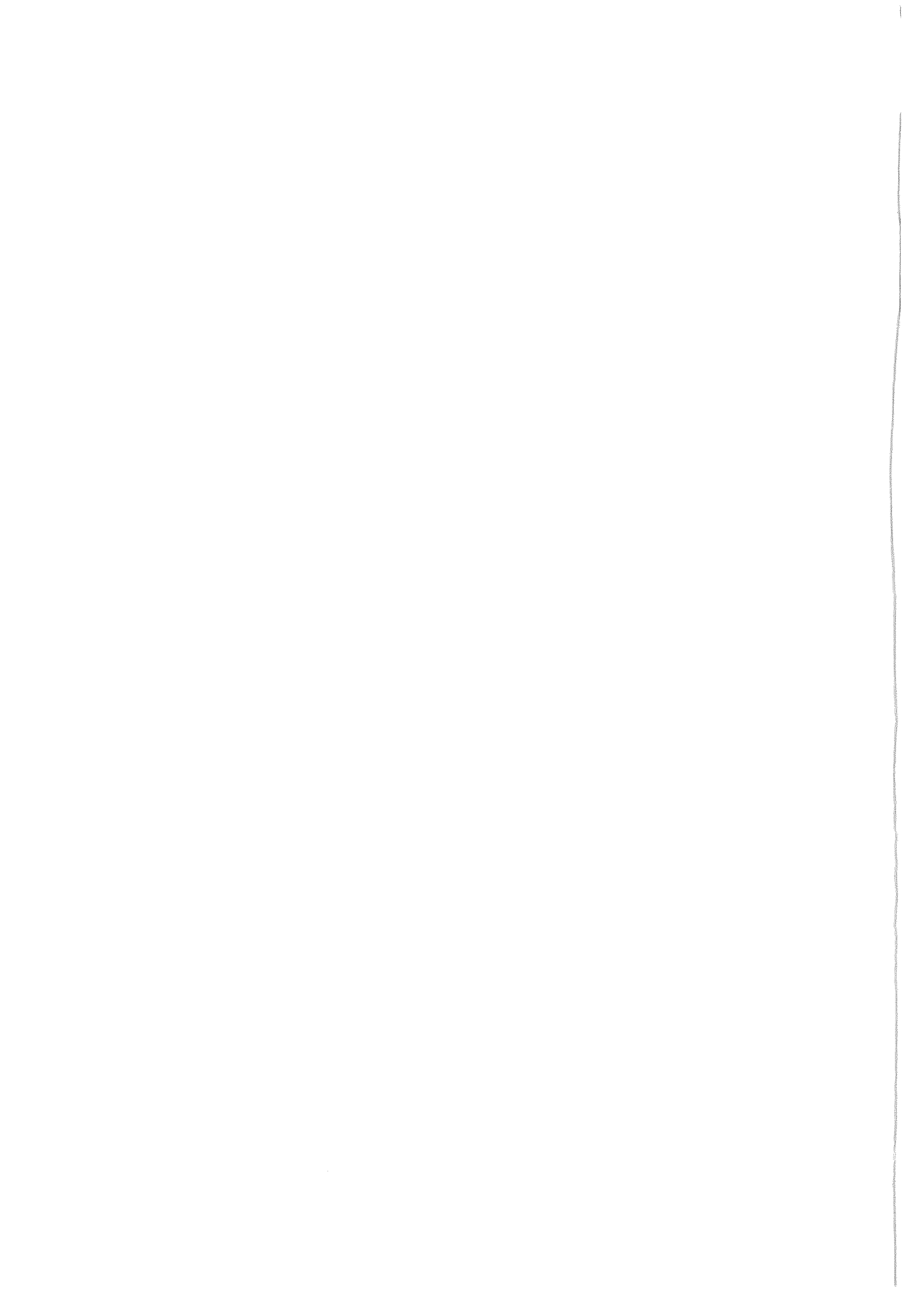
Organisé par

- **TELECOM Paris**
- **L'Association pour la Recherche Cognitive**
- **France Télécom CNET**
- **Cémagref**

TELECOM Paris 94 S 001



**France Telecom
CNET**



Journées de ROCHEBRUNE - 17 au 21 Janvier 1994

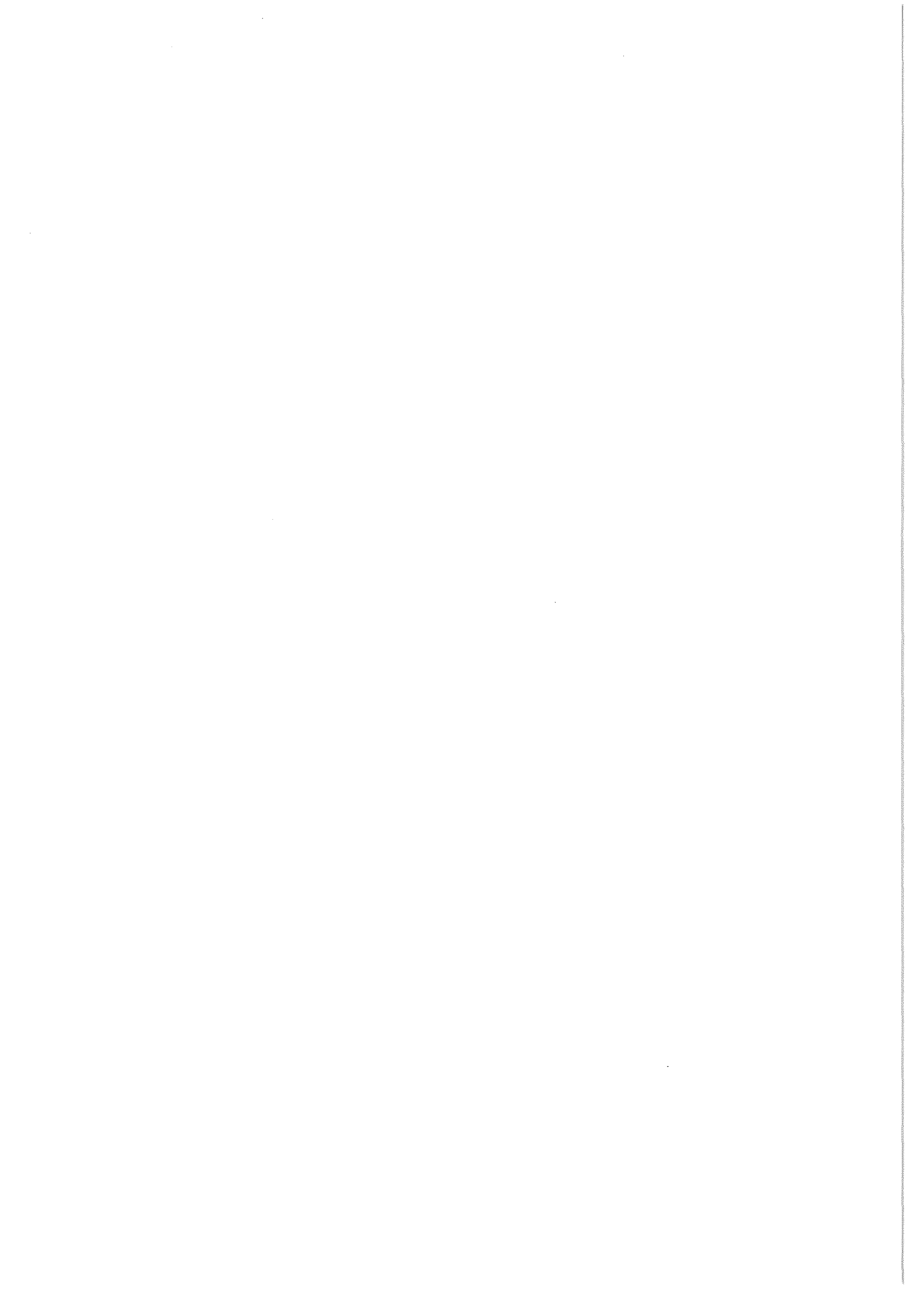
AUTONOMIE ET
INTERACTIONS
FONCTIONNELLES

Editeurs : Eric Bonabeau, Thierry Fuhs

Avec le soutien de

L'Association pour la Recherche Cognitive
CNET-France Télécom
Télécom Paris
CEMAGREF

Sous le patronage du Comité Technique Systémique et Cognition - AFCET



SOMMAIRE

Le mot des éditeurs

Biologie synthétique / Vie Artificielle

Emmanuel BEAUREPAIRE, Sylvie PESTY - TIMC IMAG Grenoble : "Dynamique d'un Système de Simulation du Renouveau Cellulaire"

Eric BONABEAU, Guy THERAULAZ, Jean-Louis DENEUBOURG - CNET Lannion, CNRS Toulouse, ULB Bruxelles : "Mathematical models of self-organizing hierarchies in animal societies"

Marc BOOTH, John STEWART - Institut Pasteur Paris : "Un Modèle de l'Emergence de la Communication"

Stéphane BURA - LAFORIA Paris : "De la vie et la mort dans l'idéosphère"

Renaud CAZOULAT, Bernard VICTORRI - LAIAC Caen : "Comment une société d'agents autonomes peut-elle s'organiser ?"

Philippe COLLARD, Jean-Philippe AURAND, Joëlle BIONDI - CNRS URA 1376 Valbonne : "De l'intérêt des sosies dans un système autonome"

Pascale KUNTZ, Dominique SNYERS - Télécom Bretagne Brest : "Un modèle expérimental de co-évolution d'espèces pour l'optimisation"

Robotique : théorie et réalisation

Michèle COURANT, Michel LUDWIG - Université de Fribourg (CH) : "Un modèle d'interaction basé sur les forces"

Eric DEDIEU, Emmanuel MAZER, Pierre BESSIERE - LIFIA IMAG Grenoble : "La modélisation sensorielle"

Olivier LEBELTEL, Pierre BESSIERE, Emmanuel MAZER - LIFIA IMAG Grenoble : "La poubelle lumineuse"

Miguel RODRIGUEZ - Université de Neuchâtel (CH): "Une architecture réactive et cognitive pour la modélisation d'agents autonomes"

Claude TOUZET - LERIEE Nîmes : "Apprentissage par renforcement neuronal d'un comportement d'évitement d'obstacles pour le mini-robot Khepera"

Intelligence Artificielle, Représentation des connaissances, Systèmes Multi-Agents

François BOURDON - SEPT Caen : "La dérive des connaissances, une mesure pour l'interaction fonctionnelle"

Jean ERCEAU - ONERA GIA DMI/IA Châtillon : "Des interactions antagonistes à l'autonomie dans les systèmes d'agents"

Jean-Marc FOUET, Aline BERTHOME-MONTOY - Université Claude Bernard et INSA Lyon : "Interactions, intra-actions, et autonomie de la machine Gosseyn"

Marie-Pierre GLEIZES, Pierre GLIZE - IRIT UPS Toulouse : "Rôle des interactions non intentionnelles sur l'autonomie"

F. GUICHARD, J. AVEL - Labo. IA, Université de Savoie Le Bourget du Lac : "Réorganisation dynamique de la configuration d'un système multi-agents"

Echanges langagiers et conversations

Christian BRASSAC - Lab. de Psychologie Université Nancy 2 : "Modéliser l'enchaînement conversationnel"

Anne NICOLLE - LAIAC Caen : "Autonomie et échanges langagiers"

Epistémologie

Hugues BERSINI - IRIDIA ULB Bruxelles : "Towards a connectionist model of actions sequences, active vision and breakdowns"

John SEWART - Institut Pasteur Paris : "L'enracinement biologique de la cognition : des conséquences pour la conceptualisation des représentations et de la faculté de langage"

Economie, Finance

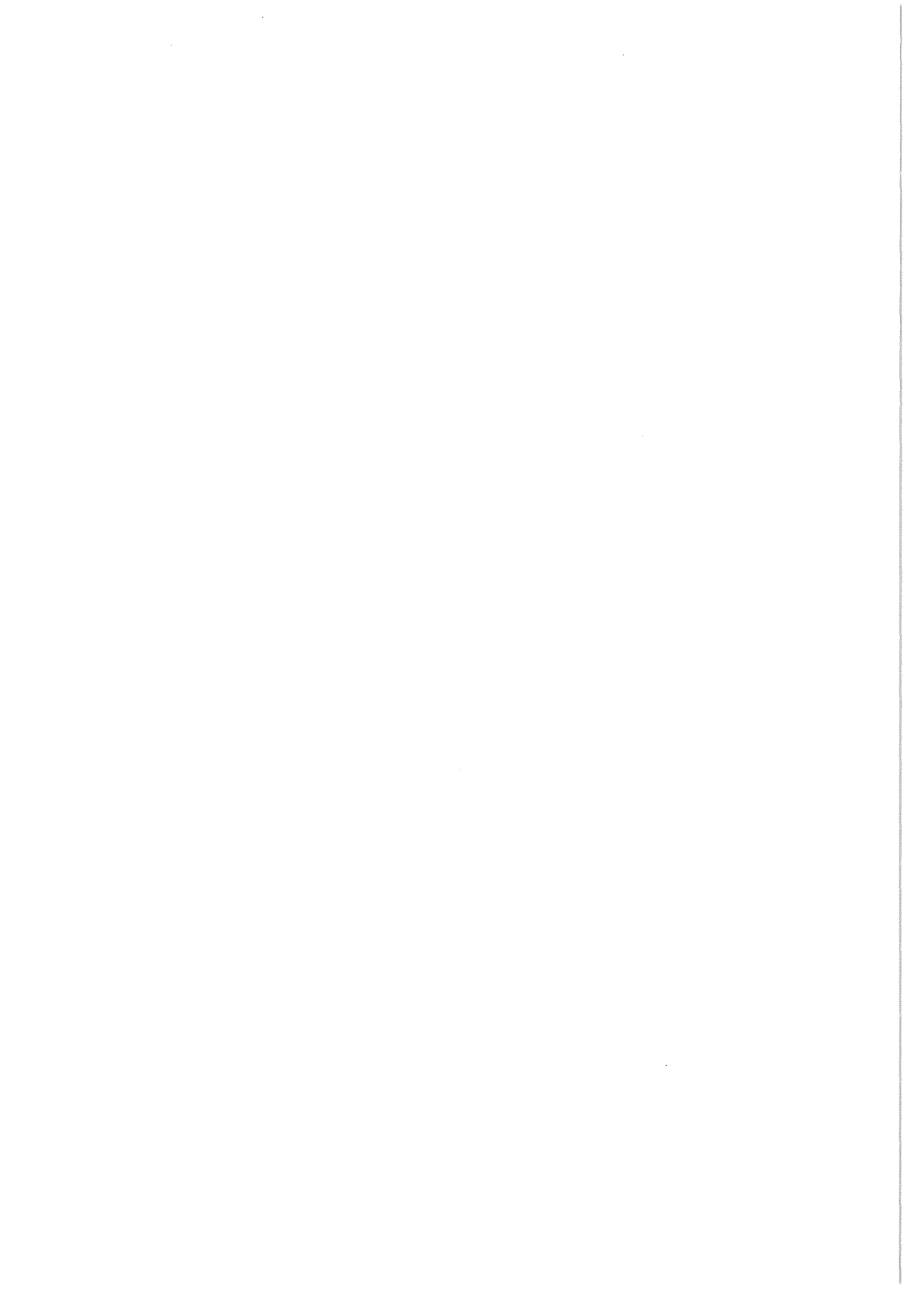
Marie-José HUGUET, G. de TERSSAC, J. ERSCHLER - LAAS Toulouse : "Autonomie et cohérence dans un réseau de centres de décision : contraintes et négociations"

Frédéric LEROY - EHESS CAMS Paris : "Formation endogène des prix spéculatifs de court terme"

Tout petit mot des éditeurs

Les journées de Rochebrune connaissent un succès grandissant, qui ne va d'ailleurs pas sans poser quelques problèmes d'encombrement stérique. Les journées 1993 avaient pour thème l'Intelligence Collective. La qualité des échanges intellectuels multidisciplinaires qui ont eu lieu à cette occasion nous ont amené à proposer pour l'année 1994 un thème relativement connexe : Autonomie et Interactions Fonctionnelles. L'autonomie est la capacité d'un système vivant ou artificiel à maintenir sa viabilité dans des environnements variés et changeants sans contrôle extérieur. Mais autonomie ne signifie pas autarcie. En particulier, les interactions du système avec d'autres systèmes peuvent enrichir son répertoire comportemental et lui permettre de maintenir sa viabilité dans un éventail plus large de situations. Toutefois, toutes les interactions ne sont pas également intéressantes ou pertinentes. Certaines interactions peuvent même diminuer la viabilité du système. Il convient donc de préciser de quelles interactions nous parlons. Afin de ne pas recourir à une notion de finalité biologique qui paraît dangereuse, nous nous contentons de spécifier que les interactions pertinentes doivent être fonctionnelles : ce terme est à débattre, et nul doute qu'il le sera par les participants aux journées. Disons pour simplifier que par interactions fonctionnelles, nous désignons les interactions qui donnent effectivement lieu à un accroissement de l'adaptivité, de l'efficacité du système, ou de son adéquation au milieu. Ces interactions peuvent se manifester sous différents aspects : communication, coordination, coopération, coadaptation, coévolution,... On sait que les systèmes ouverts non-linéaires peuvent, grâce aux interactions qui existent entre les éléments qui les composent, générer des 'patterns' dans l'espace et le temps : ces patterns, même s'ils sont, au sens large, géométriquement prégnants, n'en sont pas nécessairement pour autant fonctionnels. Pour beaucoup de biologistes, le concept de pattern ou de structure n'a d'intérêt que si on peut lui associer une fonction (bien que l'étude de la formation de pattern est et reste en soi une discipline passionnante !). Il semble que le point de vue de l'ingénieur ne soit pas incompatible : l'ingénieur désire en général concevoir des systèmes capables de réaliser des tâches et de résoudre des problèmes, et les interactions entre agents devront être calculées de manière à produire cette capacité à résoudre des problèmes. La question que nous posons est donc la suivante : pourquoi certaines interactions sont-elles fonctionnelles, ou encore comment peut-on conjuguer de la manière la plus enrichissante possible autonomie et interactions ? L'ambition de ces journées 1994 est de tenter d'apporter quelques embryons de réponse à cette question, par le biais de modèles, de simulations, voire de réalisations. On peut regretter l'absence quasi-totale de biologistes parmi les participants, ce qui provoquera sans nul doute un appauvrissement du spectre des débats. Nous restons optimistes toutefois : la qualité des intervenants nous le permet !

Eric Bonabeau, Thierry Fuhs



Dynamique d'un Système de Simulation du Renouvellement Cellulaire

Emmanuel Beaurepaire & Sylvie Pesty

Laboratoire TIMC-IMAG

CERMO - BP 53

38041 Grenoble Cedex - FRANCE

E-mail : Emmanuel.Beaurepaire@imag.fr , Sylvie.Pesty@imag.fr

I. Introduction.

Cet article présente les premiers résultats obtenus à partir d'un outil de simulation du renouvellement des cellules dans un tissu. Nous ne modélisons ici que les activités de différenciation (spécialisation) et de division des cellules plongées dans un milieu où se réalisent des échanges de substances. Nous nous intéressons tout particulièrement à l'étude des émergences de la dynamique du système. Pour cela, l'approche retenue dans la réalisation de l'outil informatique de simulation, est l'approche ascendante classiquement adoptée dans le domaine de la Vie Artificielle [Langton 88] et selon laquelle seules les règles de comportement de chaque constituant (les cellules, les vaisseaux) sont spécifiées. Le phénomène d'intérêt doit alors émerger du groupe qui est mis en situation d'interagir via le milieu dans lequel il est placé. Ce sont les interactions qui s'établissent entre les constituants et les influences réciproques entre ces constituants qui engendrent un système intégré et déterminent ses performances, sa dynamique émergentes.

Le mécanisme de renouvellement des cellules dans le système tissulaire repose sur un principe de rétroaction qui est un principe de régulation fondamental des systèmes vivants [Jacob 70] [de Ceccaty 91]. Plus globalement, le système tissulaire s'inscrit dans cette catégorie de systèmes dits *autopoïétiques* qui engendre et spécifie continuellement sa propre organisation [Varela 89]. Le système ajuste son activité en fonction de ce qu'il doit faire mais également en fonction de ce qu'il fait réellement. Il introduit donc dans son fonctionnement les résultats de son activité passée. Comme nous le verrons, le mécanisme de rétroaction modélisé est simple et basé sur l'antagonisme fonctionnel de deux substances : l'une poussant vers la division de la cellule, l'autre poussant vers sa spécialisation. Malgré la simplicité du modèle, nous montrerons que le système peut parvenir à une dynamique où il oscille autour d'un équilibre. Les résultats montrent également l'existence de conditions minimales d'émergence de cet équilibre et la possibilité d'autres comportements du système, comme sa mort ou sa dégénérescence.

II. Modélisation du renouvellement cellulaire.

Un tissu adulte en fonctionnement sain est constitué de cellules différenciées, de cellules proliférantes, et de cellules quiescentes (latentes) dont le devenir est un des deux autres états. Le tissu se renouvelle normalement de façon stable, c'est-à-dire que la fin de la vie d'une cellule différenciée coïncide en moyenne avec une mitose permettant de remplacer la cellule morte. La précision de ce mécanisme homéostatique d'une part, et l'observation de la capacité des tissus à retrouver leur masse initiale après une déplétion d'autre part, induisent l'existence d'une boucle de rétroaction (feedback) des cellules

différenciées du tissu vers les cellules latentes: les cellules différenciées devant être remplacées, elles libèrent dans le milieu une substance poussant les cellules latentes à se différencier à leur tour plutôt qu'à proliférer.

Des observations biologiques concernant les facteurs auxquels sont soumis les cellules dans un tissu, on retiendra en particulier les idées suivantes:

- . L'équilibre du tissu est géré par des facteurs poussant à la prolifération et d'autres permettant la différenciation.
- . Dans un fonctionnement sain, les facteurs de prolifération sont apportés au tissu par un système vasculaire adapté à la taille du tissu.
- . Les cellules différenciées libèrent un signal de rétroaction, sous forme de facteurs de différenciation vers les cellules latentes.

Plus précisément, notre modèle de cellule se fonde sur un travail présenté dans [Guillaud & Brugal 93] et résumé ci-dessous. Ce travail simule la régénération d'un tissu et l'apparition de tumeurs à partir des comportements individuels des cellules du tissu. Sa particularité est de modéliser une compétition entre des facteurs poussant à la différenciation (DF) et des facteurs mitogéniques (GF) touchant les cellules lorsqu'elles sont en phase de latence (G0). Deux types de ressources sont ainsi présentes, les DF étant synthétisés par les cellules différenciées et les GF étant présents en quantité constante dans le milieu (modèle simplifié de l'apport vasculaire.)

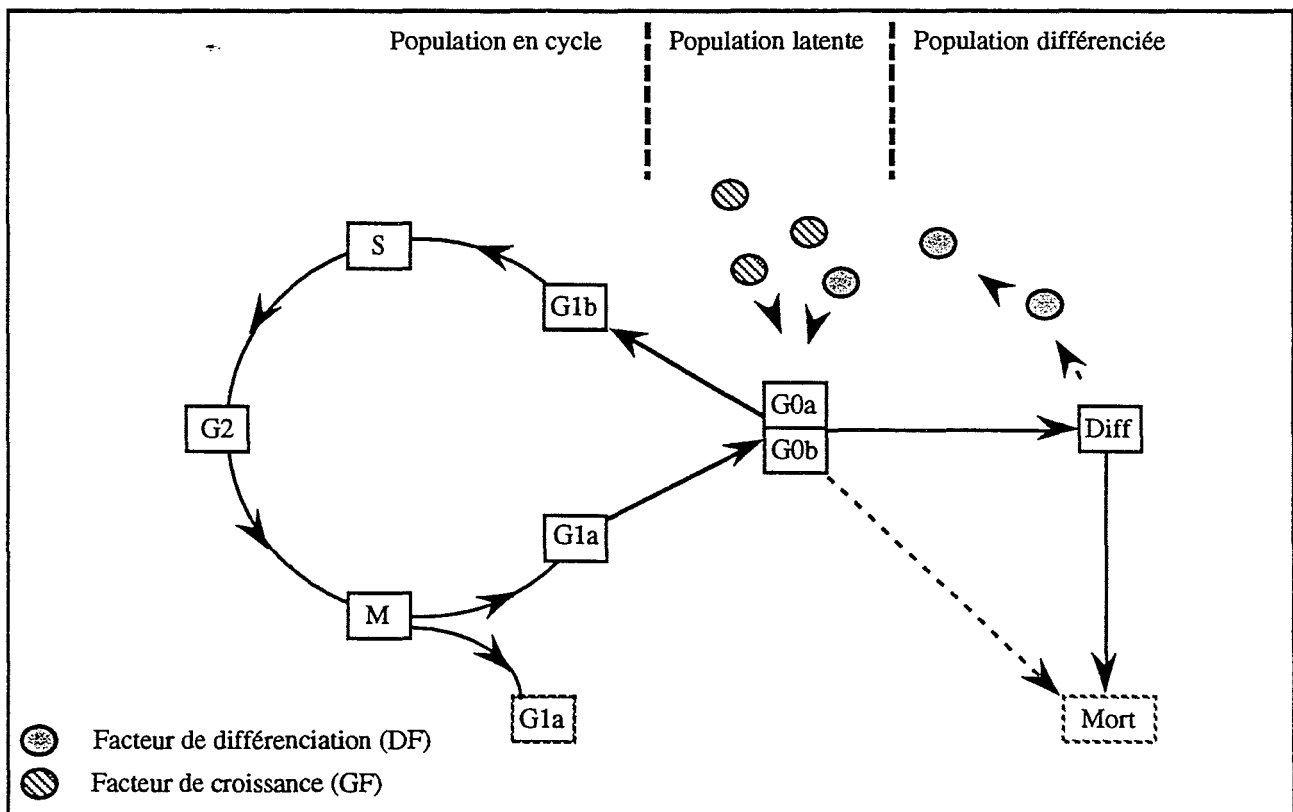


Figure 1. Modèle de fonctionnement d'un tissu sain.

Ce travail utilise en particulier les hypothèses suivantes (Fig.1):

Les cellules sont réparties dans 3 compartiments:

- . les cellules proliférantes (en cycle)
- . les cellules différenciées (fonctionnelles ou en cours de maturation)
- . les cellules latentes (en phase G0)

Les durées sont exprimées en heures. Une cellule issue de mitose (M) passe en phase G1a, puis gagne l'état latent (G0). Pendant la phase G0, la cellule subit l'influence du

milieu: ses récepteurs captent avec une affinité paramétrable des DF et des GF. Si un nombre de GF égal à la moitié du nombre initial de récepteurs de la cellule est capté, la cellule est dite GF-compétente et continue son cycle vers la mitose; si au contraire un même nombre de DF est capturé avant cette situation, la cellule est dite DF-compétente et se différencie.

Plus précisément le cycle se déroule de la façon suivante: une nouvelle cellule (issue de mitose) synthétise pendant sa phase G1a un nombre de récepteurs membranaires égal à celui de sa mère, et passe dans l'état G0. L'état G0 est composé de deux phases, G0a et G0b. La cellule double son nombre de récepteurs au cours de la phase G0a.

Si la cellule ne capte pas assez de DF et GF durant cette phase, elle passe en G0b (latence profonde). Elle y reste jusqu'à ce qu'elle devienne GF-compétente ou DF-compétente, ou jusqu'à un temps égal à sa durée de vie, auquel cas elle meurt.

Si la cellule devient GF-compétente, elle retourne en phase G1b après un temps égal à celui qu'elle a passé en G0a. Elle suit alors le cycle G1b -> S -> G2 -> M et se divise.

Si la cellule devient DF-compétente, elle termine sa phase G0a si ce n'est pas encore fait, et se différencie; elle synthétise et libère alors des DF jusqu'à sa mort.

Le travail présentée ici s'appuie sur ces hypothèses, et intègre également une modélisation de la topographie du tissu, fondée sur l'approche mathématique des pavages de Voronoï.

III. Implémentation.

Le système a été programmé en C++. La représentation du tissu est bidimensionnelle. C'est-à-dire que les cellules simulées sont positionnées sur un plan. Les centres de gravité des cellules y sont repérés par des points. On se trouve donc en présence d'une population de points sur un plan et sur laquelle il est possible de définir un pavage de Voronoï. Beaucoup d'études convergent vers l'utilisation de ce découpage de l'espace [Lorz 90] [Venema 91] [Marcelpoil *et al* 92] : étant donné un point, son polygone de Voronoï est le territoire plus proche de lui que de n'importe quel autre élément de la population (Fig.2). On associe ainsi à chaque cellule un territoire d'influence auquel peuvent être attachées des quantités et des concentrations de substances (DF et GF).

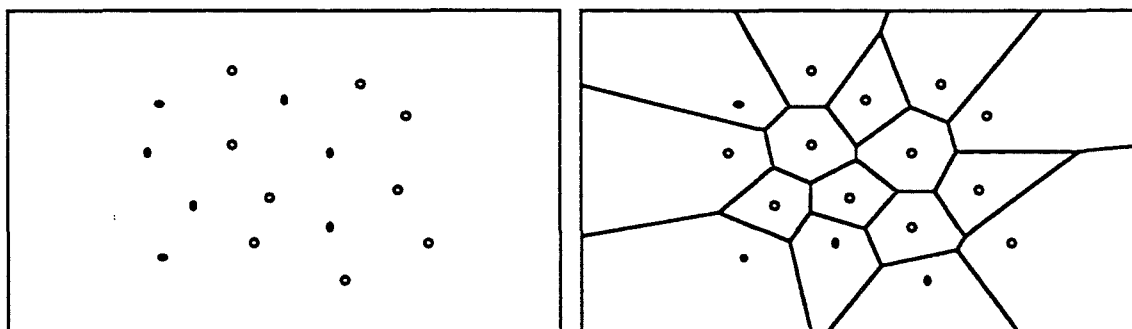


Figure 2. Définition géométrique du pavage de Voronoï: à chaque point d'une population est associé un polygone d'influence

En ce qui concerne la pertinence de cette approche en biologie, signalons les quelques aspects suivants: la forme d'un objet est un "diagramme des forces" agissant sur lui. Et certaines structurations biologiques peuvent être simulées par des bulles de savon comprimées les unes sur les autres, en basant le *patterning* sur des règles physiques de compression et tension de surface [Lloyd 91]. Le découpage de Voronoï est proche de ce concept. Par ailleurs, il permet de formaliser le fait qu'une cellule est en compétition avec ses voisines pour les ressources locales. Les polygones de Voronoï sont

d'ailleurs une bonne approximation de la forme que prennent des cellules épithéliales dans une surface de tissu (ou des cellules en aggrégat, en général) [Honda 78].

Un territoire ayant été associé à chaque point de la population, un modèle de diffusion de substances entre ces territoires a été implémenté: les deux substances (GF et DF) sont présentes dans chaque polygone avec des concentrations et des quantités données. Une étape de diffusion entre deux territoires voisins consiste à réaliser un échange de matière proportionnel à la surface de ces polygones et à la taille de l'arête qu'ils partagent [Beaurepaire 93].

Ce choix conserve la quantité de matière globale; il tient compte de l'importance relative des voisinages; il tend vers un équilibrage des concentrations. Ce dernier point peut être visualisé en affichant les polygones du pavage avec une table de couleurs (dégradé de gris) où chaque couleur correspond à une plage de concentrations (Fig.3).

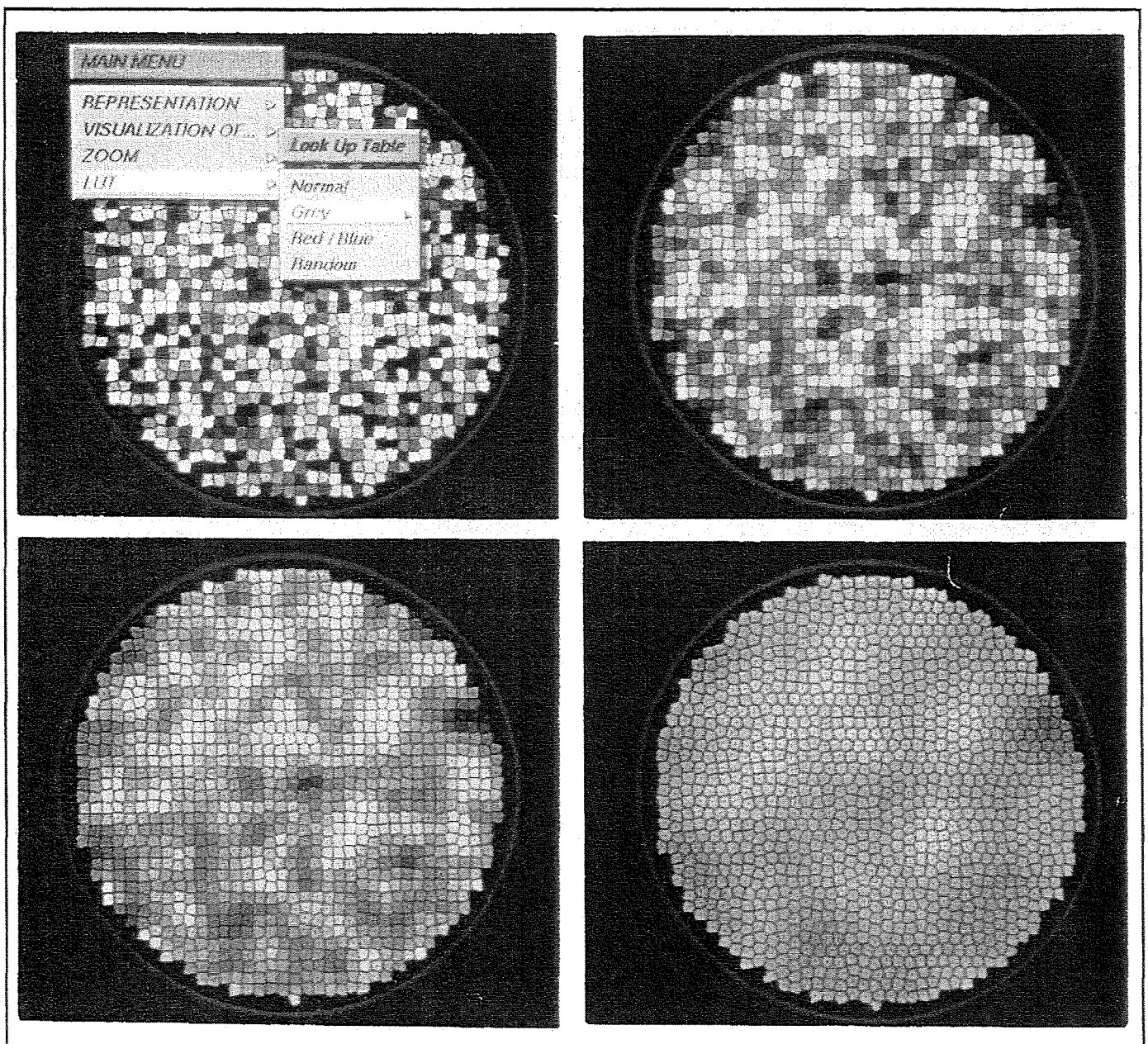


Figure 3. Diffusion d'une ressource à travers le diagramme de Voronoï.
En haut à gauche, des concentrations aléatoires comprises entre 0 et 1 ont été affectées à chaque territoire (blanc = concentration 0, noir = concentration 1). Les photos suivantes représentent la répartition des ressources une étape, trois étapes et 15 étapes de diffusion plus tard.

Sur ce modèle d'environnement ont été placées les cellules dont le fonctionnement a été décrit plus haut. Une cellule qui naît (issue de mitose) passe en phase de latence GO au cours de laquelle elle consomme les facteurs présents dans son environnement. Si elle devient DF-Compétente (Fig.4), elle se différencie et synthétise des DF jusqu'à sa mort. Si elle devient GF-Compétente, (Fig.5) elle se divise et les cellules filles se partagent ses ressources. Les GF sont apportés au système par des vaisseaux vascularisant le milieu.

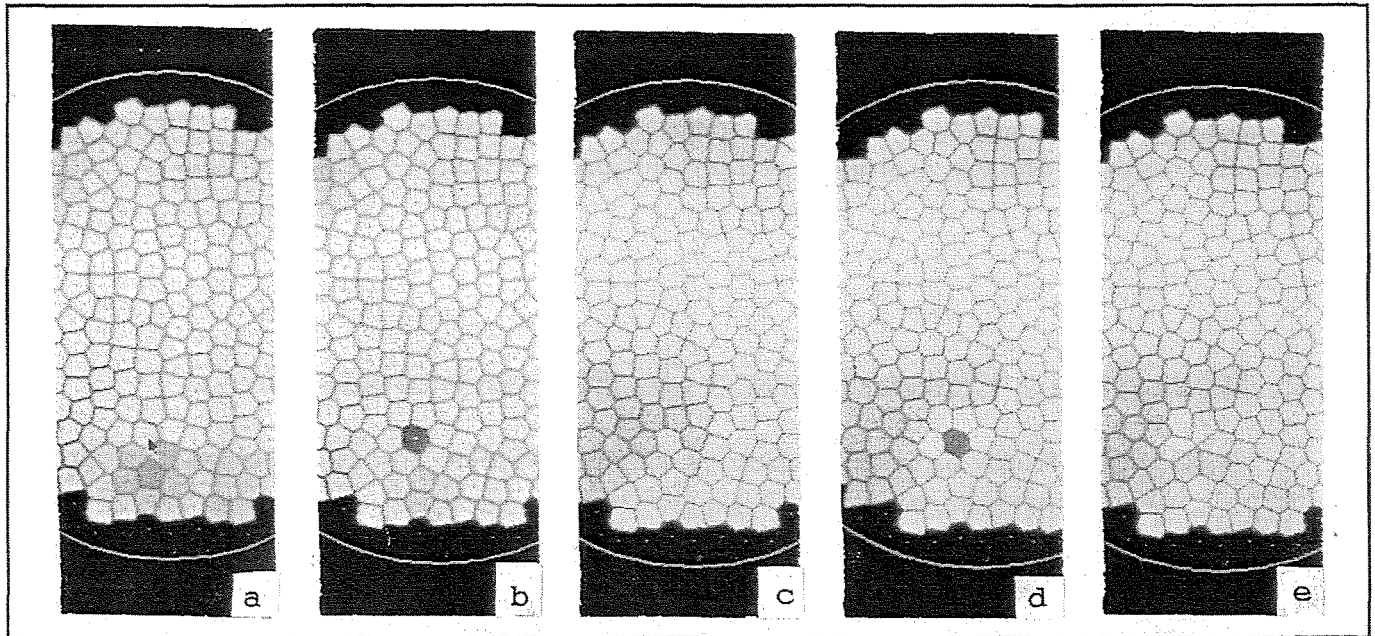


Figure 4. Cellule se différenciant. Dans cette simulation, une seule cellule est active.
*a: la cellule active est pointée.
 b: la cellule est latente: elle consomme des DF (déficit visualisé en rouge).
 c et d: la cellule se différencie et psynthétise des DF (excès visualisé en bleu).
 e: la cellule meurt et ses voisines se partagent ses ressources.*

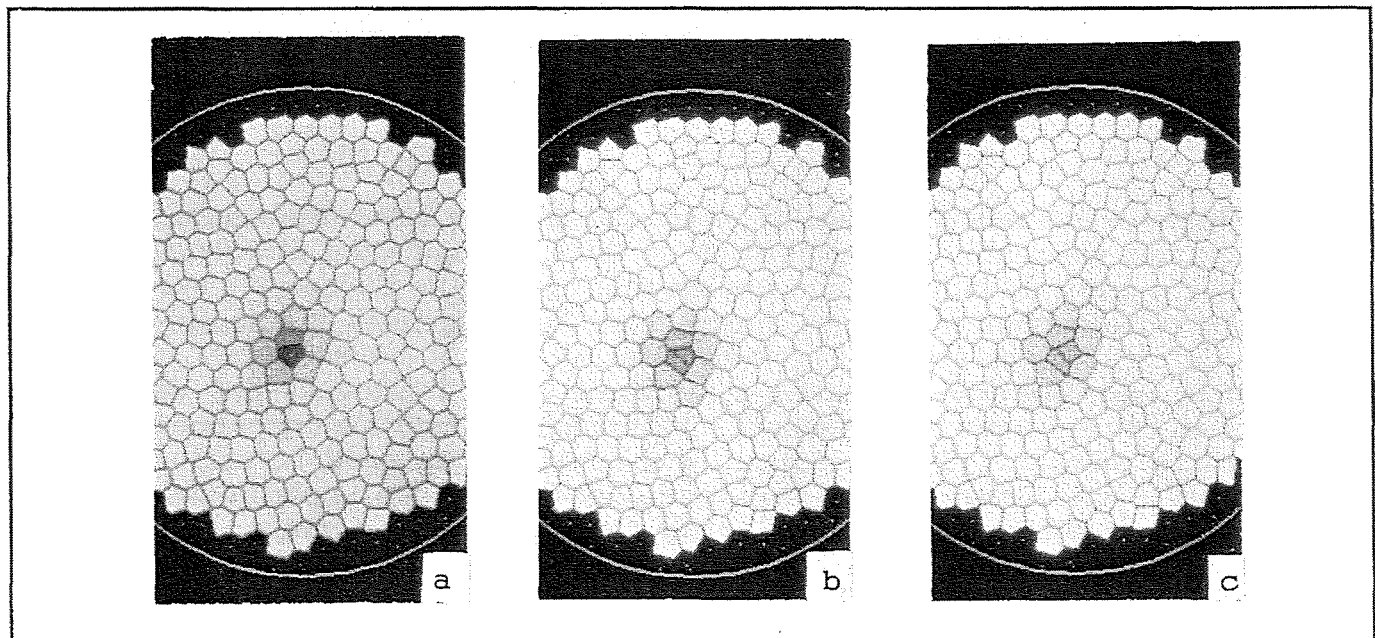


Figure 5. Cellule se divisant. Dans cette simulation, une seule cellule est active.
*a: la cellule est latente et consomme des GF (zone déficitaire visualisée en rouge).
 b: la cellule se divise et les filles se partagent les ressources de la mère.
 c: les filles s'écartent car elles migrent vers le centre de leur territoire.*

Mobilité cellulaire:

L'observation des phénomènes de mobilité des cellules dans un tissu (translocation) est courante [Haemmerli 1985] et leur modélisation permet de simuler la structure que prend une population proliférante [Smolle *et al* 90]. Afin de simuler le réarrangement des cellules au sein du tissu, nous avons utilisé l'hypothèse suivante: chaque cellule se déplace vers un maximum local de ressources, qui est le centre de gravité de son polygone de Voronoï associé. Dans notre modèle, chaque type de cellule est affecté d'une mobilité, qui est une fraction comprise entre 0 et 1. A chaque étape de simulation, la cellule peut parcourir la distance qui la sépare du centre de gravité de son polygone multipliée par la mobilité de sa classe. Dans les essais qui ont été réalisés, 2 classes C++ ont été définies: la classe *Cellule*, dont la mobilité est 1 (à chaque étape, la cellule se positionne sur le centre de gravité de son polygone), et la classe *Vaisseau*, dont la mobilité est 0 (dans ces simulations les positions des vaisseaux sont fixes).

IV. Résultats (Emergence de comportements).

Des populations ont été simulées, vascularisées par des vaisseaux de débit constant. Ces simulations ont été poursuivies durant 5000 pas (une cellule différenciée a une durée de vie de 30 pas). La population initiale était disposée aléatoirement dans la fenêtre d'étude; plusieurs types de comportements ont été observés:

- (i) Mort du tissu
- (ii) Dégénérescence du tissu
- (iii) Dynamique oscillatoire
- (iv) Comportement homéostatique

IV.1. Mort du tissu. Si la configuration initiale est telle que toutes les cellules latentes sont éloignées des vaisseaux, leur alimentation en GF est faible par rapport à celle en DF (diffusés autour des cellules différenciées). Il peut alors arriver qu'elles se différencient toutes, et qu'il n'y ait plus de cellules en cycle dans la population. Le tissu ne se renouvelle plus et meurt.

IV.2. Dégénérescence du tissu. Si les cellules latentes sont initialement disposées au voisinage des vaisseaux, une disparition de toute la population différenciée peut être observée au profit de la population proliférante. En effet le phénomène suivant peut se produire: si les ressources initiales sont en quantités restreintes et si la durée de vie des cellules différenciées est faible, les cellules latentes peuvent épuiser les DF présents dans le milieu, mais devenir toutes GF-compétentes sous l'influence des vaisseaux. La population devient alors complètement indifférenciée, constituée uniquement de cellules en phase G0 subissant l'influence des GF, et de cellules en cycle. Le nombre de cellules dans le tissu croit fortement à cause des mitoses, mais est limité par la durée de vie des cellules en phase G0b. Il se stabilise et un système dégénéré (amputé de la population différenciée) s'entretient.

IV.3. Dynamique oscillatoire. D'autres configurations permettent d'observer une lutte cyclique entre les populations différenciées et proliférantes. C'est le cas en particulier si les ressources sont synthétisées en quantités restreintes, et si toutes les cellules différenciées sont initialisées avec des âges identiques. Les figures 6a et 6b présentent l'évolution des groupes cellulaires et des ressources au cours d'une de ces simulations.

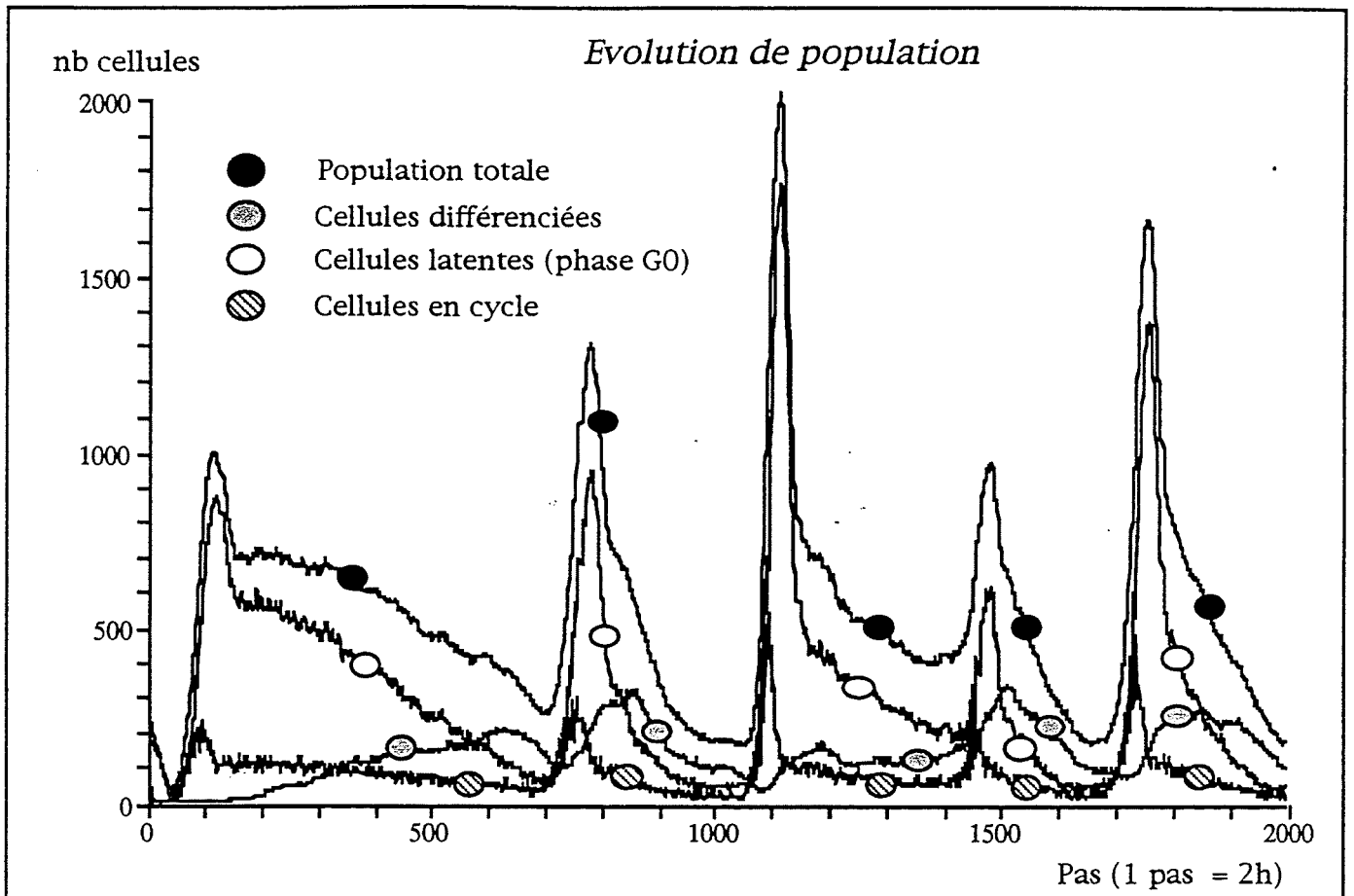


Figure 6a. Evolution cyclique de population.
 Cette simulation a été poursuivie pendant 5000 pas et a donné des résultats analogues.

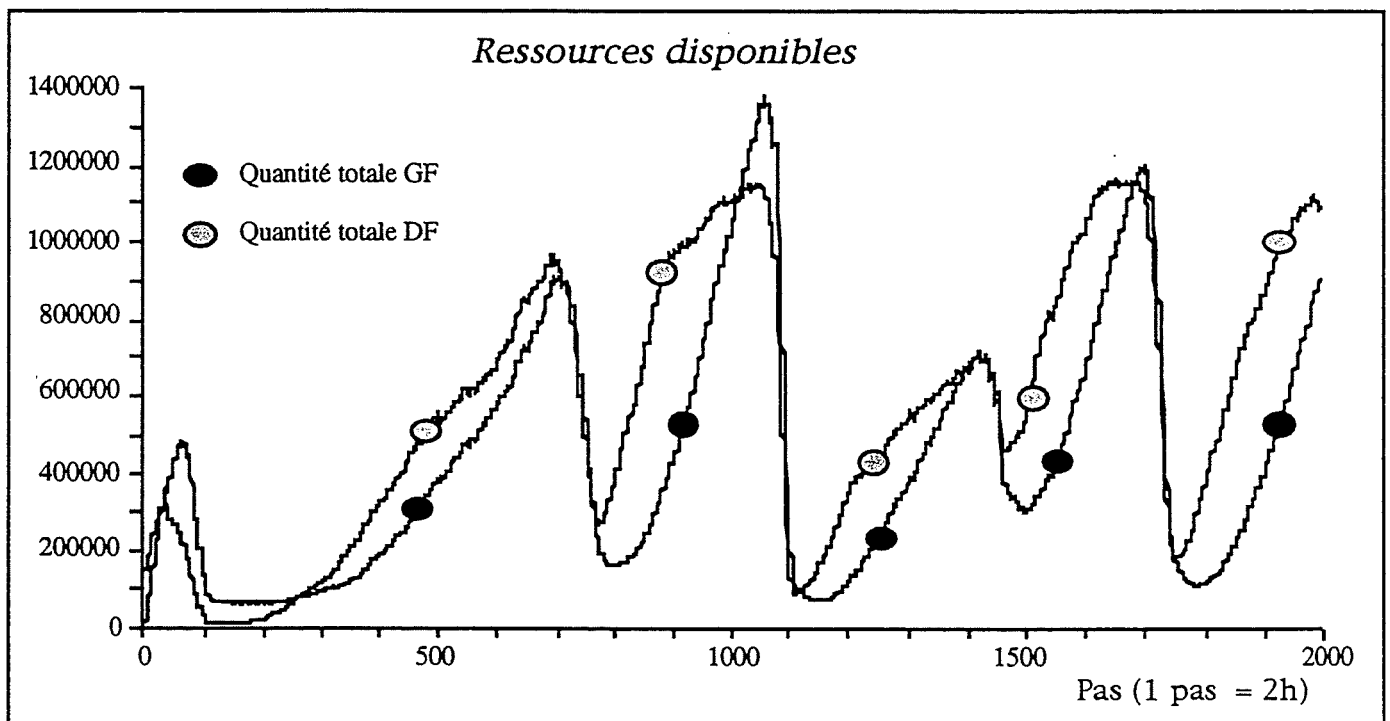


Figure 6b. Ressources disponibles (évolution cyclique).

Ces graphes d'évolution mettent en évidence des luttes d'influence, mais ne rendent pas compte du caractère local des changements (Fig.7). On observe en début de simulation une chute de la population différenciée due à la mort du compartiment initial.

Parallèlement, la population latente augmente suite aux mitoses provoquées par l'apport en GF des vaisseaux. Si il reste dans une région du tissu quelques cellules différenciées non isolées les unes des autres (ce qui est le cas ici autour du pas No.100), cette population peut différencier quelques cellules latentes environnantes et s'entretenir, voire s'amplifier. Le population importante de cellules latentes épuise les ressources des vaisseaux, et la population différenciée arrive à envahir une partie du tissu (pas No.650). On observe sur l'interface que la zone différenciée se déplace à l'intérieur du tissu, parce que les cellules les plus anciennes meurent (à l'arrière de cette zone). Elle laisse derrière elle une zone indifférenciée, dépeuplée, et dont les ressources en DF ont été épuisées. Cette région est alors recolonisée par des cellules proliférantes puis latentes (pas No.800). L'auto-entretien de ce comportement du modèle a été observé pendant au moins 5000 pas de simulation.

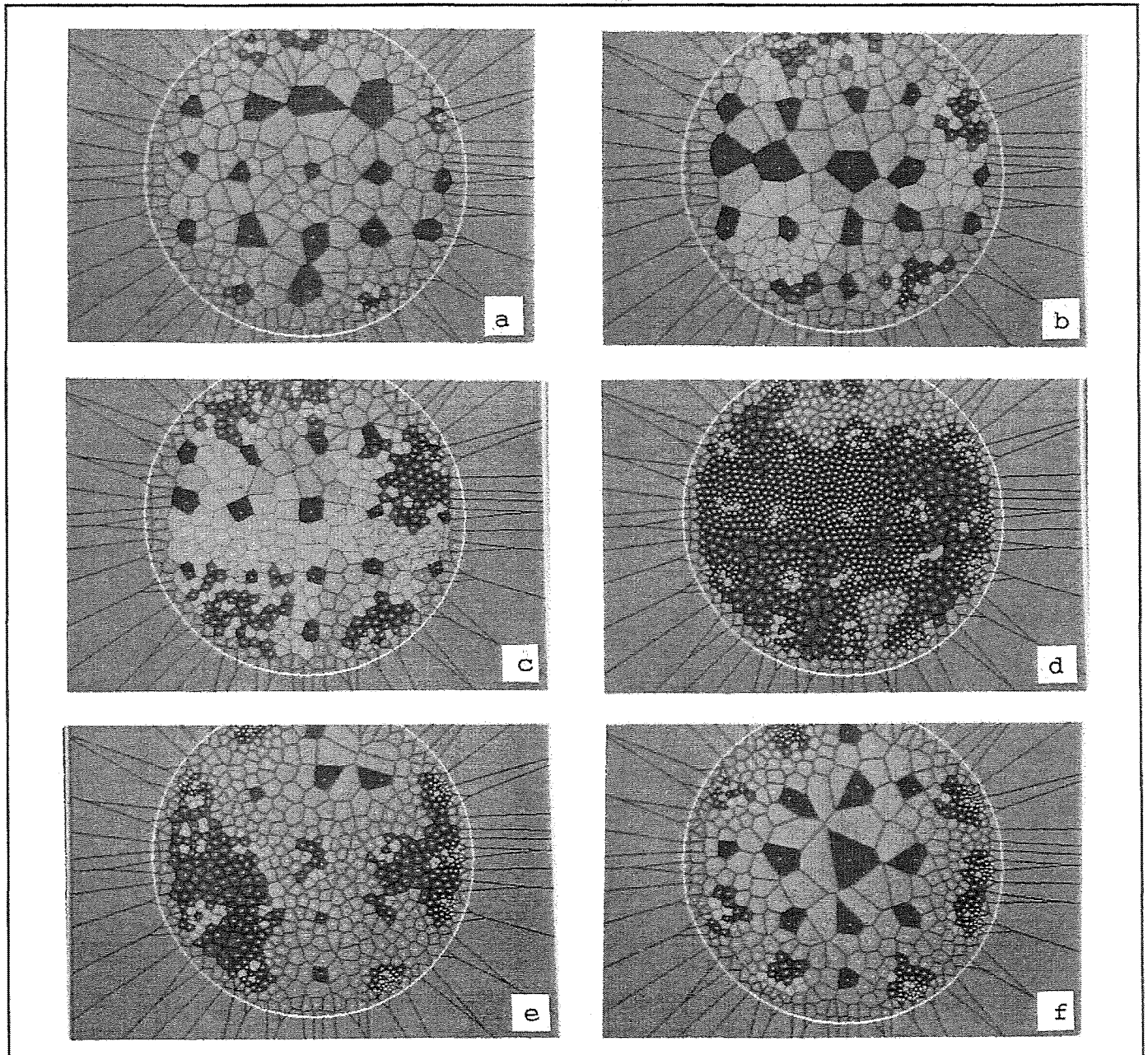


Figure 7. Evolution cyclique. Le cercle représente la fenêtre d'échantillonnage, qui confine le modèle.

La population est à l'origine essentiellement indifférenciée (a), puis est envahie par des cellules proliférantes puis latentes (b,c,d), puis retrouve son aspect initial (e,f).

Rouge: territoire associé à un vaisseau (source de GF).

Bleu: territoire associé à une cellule différenciée.

Mauve: territoire associé à une cellule latente (phase G0).

Turquoise: territoire associé à une cellule proliférante.

IV.4. Comportement homéostatique:

Enfin, le modèle est capable de générer et d'entretenir une population stable. C'est le cas en particulier quand les ressources sont synthétisées en quantités suffisantes, et que la répartition initiale des âges des cellules est homogène.

Les figures 8a et 8b présentent l'évolution pendant 2000 pas de simulation des populations et des ressources au cours d'une de ces simulations.

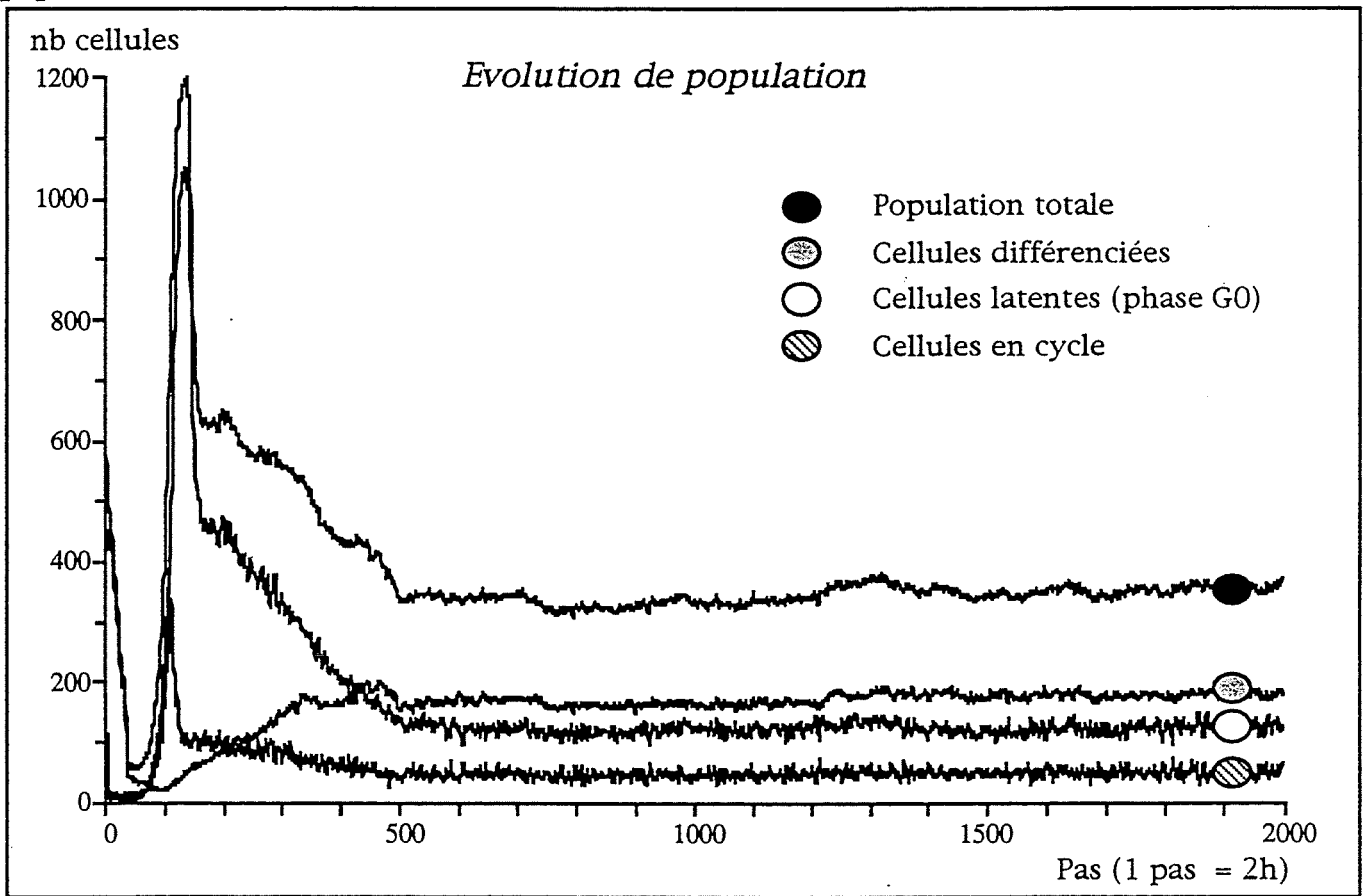


Figure 8a. Evolution stable de population.

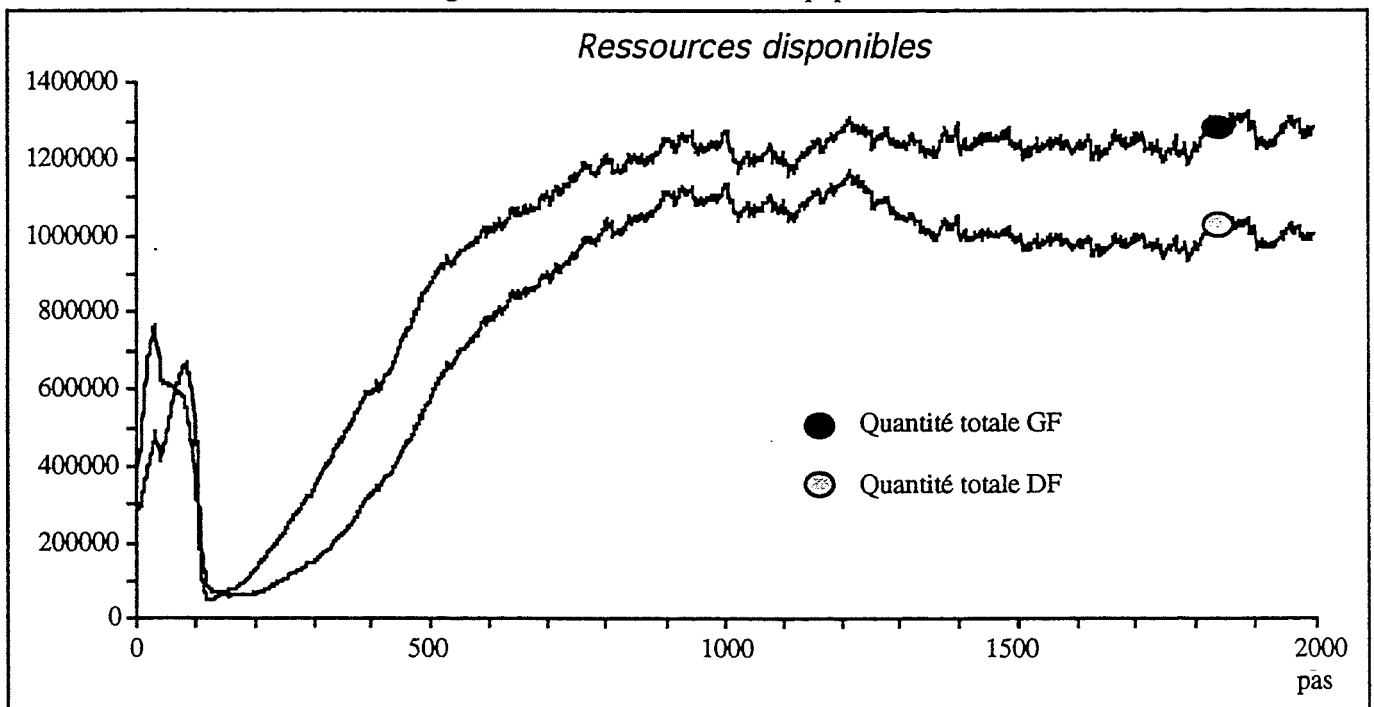


Figure 8b. Ressources disponibles (évolution stable).

(Cette simulation a été poursuivie pendant 5000 pas et a conservé l'équilibre atteint.)

On constate qu'un équilibre s'établit à partir du pas No.700. La simulation a été poursuivie jusqu'au pas No.5000 et cet équilibre était maintenu sur toute cette durée.

L'évolution observée pendant la phase transitoire est la suivante: la population différenciée chute, à cause des morts successives des cellules initialement différenciées. Ces cellules synthétisent des DF, aussi la quantité de DF présente dans le milieu augmente. A l'initialisation, les cellules latentes se trouvent toutes en début de phase G0a et avec tous leurs récepteurs libres; elles ne peuvent donc pas se différencier ni proliférer immédiatement. Après la chute du compartiment différencié, le fort débit en GF des vaisseaux favorise une importante prolifération (pas No.100). La population est alors essentiellement indifférenciée, et consomme une grande partie des ressources, comme le montre la figure 8b (pas No.100). Le compartiment différencié commence alors à être remplacé, et à repeupler le modèle, en particulier toutes les régions éloignées des vaisseaux et pauvres en GF. Cette croissance isole certains vaisseaux de toutes les cellules latentes.

Un équilibre est alors atteint, et il faut noter qu'il s'agit non seulement d'une stabilité du nombre de cellules dans les différents compartiments, mais aussi d'une stabilité des ressources disponibles et de la topographie du modèle. Les cellules restent organisées suivant la copie d'écran présentée en figure 9a. La majeure partie de la population est différenciée, et des pôles de prolifération existent autour des vaisseaux. Les cellules se trouvant à la périphérie de ces pôles subissent plutôt l'influence des cellules différenciées et se différencient à leur tour, et celles se trouvant plus près des vaisseaux prolifèrent à nouveau. Du fait de la migration des cellules vers le centre de gravité de leur polygone associé, les cellules latentes s'éloignent des vaisseaux (zones plus densément peuplées à cause de la prolifération) et se dirigent vers les zones différenciées. Si elles se différencient, elles rejoignent et remplacent ces régions (dont les plus vieilles cellules meurent). Cette topographie reste stable pendant la suite de la simulation. Si on observe la répartition des ressources (figures 9b et 9c), on constate que le milieu est riche en ressources, sauf dans les zones de prolifération à cause de la consommation des cellules latentes.

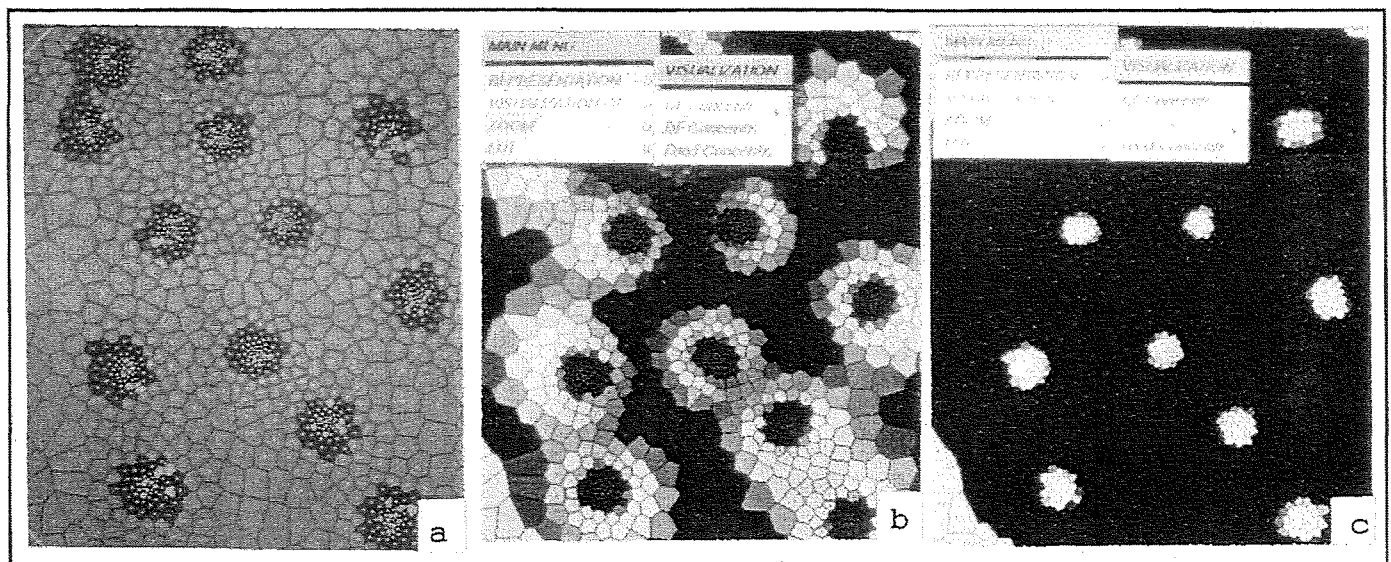


Figure 9. Situation stable.

- a: topographie. On note les pôles de prolifération autour des vaisseaux (territoire rouge: associé à un vaisseau; bleu: associé à une cellule différenciée; mauve: associé à une cellule latente; turquoise: associé à une cellule proliférante.).
- b: répartition des GF. Les territoires en noir contiennent assez de GF pour faire proliférer une cellule. On note des quantités importantes autour des vaisseaux (sources de GF) et dans les zones différenciées (les cellules différenciées ne consomment pas de GF).
- c: répartition des DF, synthétisés par les cellules différenciées. Les territoires en noir contiennent assez de DF pour différencier une cellule. Ce sont les cellules latentes qui consomment ces ressources.

V. Commentaires et conclusions.

L'objectif de ce travail l'exploration des phénomènes d'homéostasie et de dérèglement dans un tissu, à partir d'un outil de simulation du renouvellement cellulaire. Nous nous intéressons particulièrement à la variété des comportements collectifs qui peuvent résulter d'un jeu donné de lois locales. Cet outil permet de visualiser comment peut s'organiser un tissu à partir des fonctionnalités de ses constituants.

Les résultats présentés entraînent plusieurs commentaires.

Tout d'abord, les situations stables montrent que des points d'attraction (définis par une taille de population, une topographie et une répartition des ressources données) émergent des lois élémentaires. Ces lois engendrent un bouclage entre les actions qu'effectuent les cellules et la perception qu'elles ont de leur environnement. Les situations stables obtenues montrent que ce bouclage permet d'assurer la viabilité et l'autonomie du système: les cellules naissent et meurent, mais la structure du tissu peut se conserver.

Pour tenter de formaliser l'autonomie du système, en nous référant à [Stewart 92], nous notons:

- . S la topographie (structure des voisinages) de la population au pas numéro N,
- . X le vecteur d'état du système (caractéristiques des cellules et ressources de leurs polygones associés) au pas numéro N,
- . S' et X' la topographie et le vecteur d'état de la population au pas suivant,

alors l'ensemble du système est régi par une fonction f telle que: $(X', S') = f(X, S)$. Cette fonction est voisine de l'identité autour des points d'équilibre du système.

Les évolutions cycliques montrent qu'on peut généraliser cette interprétation en déduisant qu'il existe une fonction F ayant pour arguments une matrice $[X]$ de vecteurs d'état successifs et une matrice $[S]$ de topographies successives: $([X'], [S']) = F([X], [S])$: une succession d'états du système peut être conservée dans le temps.

Par ailleurs ce type d'évolution reproduit une propriété remarquable des systèmes biologiques, qui est qu'un manque de ressources est un facteur d'hétérogénéité, voire de divergence du système: le fait que les cellules soient en compétition pour des ressources restreintes entraîne des luttes d'influence entre les différentes populations.

Les comportements observés de mort et de dégénérescence du tissu mettent en évidence la présence de contraintes de viabilité pour l'ensemble ou une partie du système: si on s'éloigne trop d'une position d'équilibre, le système n'est plus capable de s'auto-entretenir. Par ailleurs, et ce point est à rapprocher des systèmes biologiques, il apparaît des niveaux d'imbrication dans notre modèle: un sous-système est capable de s'entretenir (vaisseaux et cellules indifférenciées), ne possédant qu'une partie des fonctionnalités du système complet.

En conclusion, la modélisation locale de l'antagonisme entre les facteurs mitogéniques et les facteurs de différenciation dans un tissu a permis de simuler l'émergence d'équilibres et de comportements sociaux variés, allant de la mort du système à la genèse d'un état optimal de fonctionnement. Ce dernier équilibre est remarquable, puisqu'il s'auto-entretient et qu'il concerne à la fois la taille des populations cellulaires (différenciée, latente, proliférante), la quantité de ressources dans le milieu et la topographie du tissu. Ce résultat suggère l'intérêt de la modélisation comportementale en biologie cellulaire et rejoint en cela d'autres travaux [Tabourdeau & Ferber 1993].

Remerciements.

Ce travail est une tesselle du projet Mo.S.A.I.C. (Modélisation et Simulation des Activités et des Interactions Cellulaires). Que l'ensemble des participants se trouve ici remercié, particulièrement Olivier Baujard, Etienne Bertin, Martial Guillaud et Raphaël Marcelpoil.

Références.

- [Beaurepaire 93]
Beaurepaire E.: Simulation Comportementale et Locale des Phénomènes de Prolifération et de Différenciation Cellulaire dans un Tissu. Rapport de DEA, Laboratoire TIMC-IMAG, Grenoble, 1993.
- [de Ceccatty 91]
de Ceccatty M.: Conversations cellulaires. Editions du Seuil, 1991.
- [Guillaud & Brugal 93]
Guillaud M., Brugal G.: Computer Model for the Emergence of Neoplasia in Growing Cell Populations. Part I : Simulation of Growth Parameters (submitted), 1993.
- [Haemmerli 85]
Haemmerli G.: Principles of Cell Motility and their Morphologic Manifestations. *Expl.Biol.Med.*, Vol.10 :89-117, 1985.
- [Honda 78]
Honda H.: Description of Cellular Patterns by Dirichlet Domains: the Two-Dimensional Case. *J.theor.Biol.*, Vol.72, pp.523-543, 1978.
- [Jacob 70]
Jacob F.: La logique du vivant. Ed. Gallimard,1970.
- [Langton 88]
Langton C.G.: Artificial Life. *Artificial Life, SFI Studies in the sciences of Complexity*, pp.1-47. C. Langton Ed., Addison-Wesley Publishing Company, 1988.
- [Lloyd 91]
Lloyd C.W.: How does the cytoskeleton read the laws of geometry in aligning the division plane of plant cells? *Development Supplement 1*, pp.55-65, 1991.
- [Lorz 90]
Lorz U.: Cell-area Distributions of planar Sections of Spatial Voronoi Mosaics. *Materials Characterization 25*, pp.297-309, 1990.
- [Marcelpoil et al 92]
Marcelpoil R., Bertin E., Usson Y.: Methods for the study of cellular sociology: Voronoi diagrams and parametrization of the local relationships. *J. theor. Biol.*, Vol.154, pp.359-369, 1992.
- [Smolle et al 90]
Smolle J., Soyer H.P., Smolle-Juettner F.-M., Stettner H., Kerl H.: Computer Simulation of Tumor Cell Motility and Proliferation. *Path.Res.Pract.* 186, pp.467-472, 1990.
- [Stewart 92]
Stewart J.: Life = Cognition: the epistemological and ontological significance of Artificial Life. Toward a practice of autonomous systems. F.Varela & P.Bourgine Eds., MIT Press, pp.475-483, 1992.
- [Tabourdeau & Ferber 93]
Tabourdeau D., Ferber J.: Haematopoiesis Simulation with Agents. (in preparation) 1993.
- [Varela 89]
Varela F.J.: Autonomie et connaissance, Editions du Seuil, 1989.
- [Venema 91]
Venema H.W.: Determination of nearest neighbours in muscle fibre patterns using a generalized version of the Dirichlet tessellation. *Pattern Recognition Letters 12*, pp.445-449, 1991.

Mathematical models of self-organizing hierarchies in animal societies

(The case of the primitively eusocial wasp *Polistes dominulus* Christ)

Eric Bonabeau⁽¹⁾, Guy Theraulaz⁽²⁾ & Jean-Louis Deneubourg⁽³⁾

(1) CNET Lannion B - RIO/ TNT, route de Trégastel, 22301 Lannion Cédex, France

(2) CNRS - URA 664, Centre de Recherches en Biologie du Comportement, Université Paul Sabatier, 118 route de Narbonne, 31062 Toulouse, France

(3) Unit of Theoretical Behavioral Ecology, Service de Chimie-Physique, CP 231, Université Libre de Bruxelles, Boulevard du triomphe, 1050 Bruxelles, Belgique

Abstract

We propose two mathematical approaches to the modeling of self-organizing hierarchies in animal societies. Our models rely on a basic positive feedback mechanism, and assume that individuals don't recognize each other. The mathematical aspects presented here complete Monte-Carlo simulations reported elsewhere. The first model involves a master equation whose transition rates depend on the whole distribution, while the second model is based on coupled stochastic differential equations. Both models are integrated numerically because they are mostly analytically intractable. Numerical integration of the master equation yields very coarse grained results which can be refined thanks to the second model which can account for many different hierarchical profiles, depending on the chosen parameters.

Introduction

The emergence of hierarchies in animal groups, colonies and societies is a phenomenon which has attracted a lot of attention for a long time. There is often a tight relationship between the hierarchical level of an individual and its function within the society, so that the hierarchy organizes to some extent the division of labour. Hierarchical behavior has been described in chickens (Allee, 1942, 1952; Guhl, 1953), cows (Schein & Fohrman, 1955), ponies (Tyler, 1972) and social insects, especially in wasps (Pardi, 1946, 1948; Wilson, 1971, Theraulaz et al. 1992) and ants (Cole, 1981, Franks and Scovell, 1983, Bourke 1988, Oliveira & Hölldobler, 1990). One knows that an individual A is at a higher level in the hierarchy than another individual B if A dominates B when they encounter. Such a dominance behavior can be clearly seen in the attitudes of both individuals during and after the fight. But since the pioneering studies of Landau (Landau, 1951) and Chase (Chase, 1974), little theoretical work had been done to discover and explain the mechanisms which give rise to and allow to maintain a hierarchy in a group of animals. Van Honk and Hogeweg (Van Honk and Hogeweg, 1981), and Hogeweg and Hesper (Hogeweg and Hesper, 1983) proposed a model based on experimental observations of bumble bees *Bombus terrestris*, assuming that a simple positive feedback mechanism could explain the formation of a hierarchy: the more an individual wins, the more likely it is to win in future fights. The mathematical models we present here are based on a very similar hypothesis. We include new experimental observations reported on hierarchical behavior in wasps *Polistes dominulus*, and focus on new ways of characterizing the hierarchical profile of a society. The first approach we propose is a master equation describing the evolution of the population in each hierarchical class, a class being characterized by a given probability to win a fight. This approach is very similar in spirit to the one studied in Jäger and Segel (Jäger and Segel, 1992). The second one consists in recording the evolution of each individual's the dominance index. But let us first summarize the experimental studies we will use.

Ethological studies

Polistes dominulus live in temperate, northerly regions and their colonies contain a small number of individuals (≈ 20). In this species we observe little individual differentiation, no morphological differences between castes, and no predetermined control of individuals' activities depending on age or on any other known physiological predetermination (Reference). In *Polistes*, hierarchical behavior leads to the fighting of pairs of individuals and one of the individuals performs an act of dominance, and the other an act of

submission. The frequency and intensity of the behavior displayed during dominance/subordination scenes can differ from one hierarchical rank to another. In particular, as was established par the pioneering studies of Pardi (Pardi, 1946, 1948), the highest ranking members of a hierarchy engage in these scenes most frequently. The aim of the experimental study we performed was to determine very precisely, the behavioral processes involved in the genesis of the hierarchy. In order to do so, the experiment started with a whole set of newly-emerged individuals put together. We then observed the genesis of the hierarchy. After stabilization, the number of wasps in each experimental colony was maintained constant and equal to 13, and we removed successive α -individuals. Any wasp which was removed during the experiment was then replaced by a newly-emerged individual. Each wasp was individually marked and the behaviors performed by the whole colony were coded and recorded.

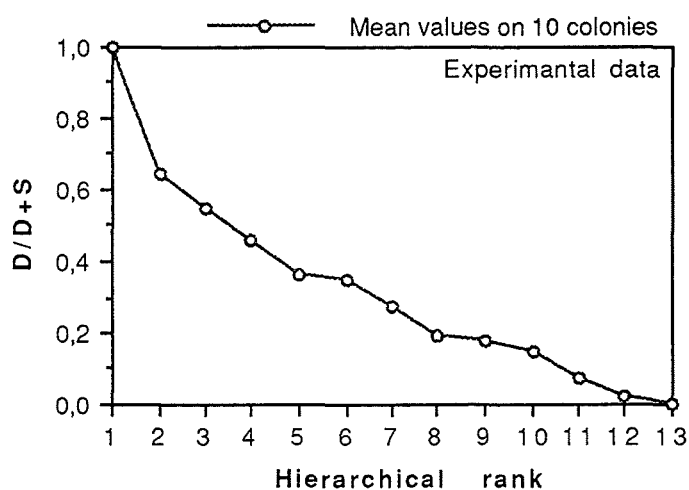


Fig. 1a

The general conclusions drawn from these experiments were presented in previous papers (Theraulaz *et al.*, 1989, Theraulaz *et al.*, 1992). It is worth noticing that in the experimental colonies, the new α -individual accounted for 45% of all the dominance scenes recorded, and the immediate subordinate individuals newly promoted to ranks 2 to 4 accounted for 35% of these scenes. We also showed that the probability that an individual will dominate during a hierarchical interaction decreases according to the individual's hierarchical rank (see figure 1). Moreover, the higher the probability that an individual will dominate in a hierarchical interaction, the greater its tendency to frequently dominate its subordinates. Conversely, the more subordinate the individual is, the less likely it is to exhibit dominant behavior. Thus, as Hogeweg and Hesper, we postulated that one possible

mechanism which could be involved in the hierarchical differentiation process was a kind of positive feedback. As wasps move around the nest, the encounters between pairs of individuals occur more or less randomly, and each animal reinforces its probability of dominating through the number of times it is successful in hierarchical interactions; each subordination has the opposite effect. We reported Monte-Carlo simulations of such processes in (Théraulaz & al., 1994). Here we focus on the mathematical modeling of these processes.

Probability to dominate in an interaction

If two individuals i and j engage a hierarchical interaction (note that they can meet without having such an interaction), the outcome is assumed to be probabilistic: the i^{th} individual wins with a probability given by a Fermi

function $Q_{ij}^+ = \frac{1}{1 + e^{-\eta\Delta_{ij}}}$, (the probability for i to lose being equal to the

probability for j to win: $Q_{ij}^- = Q_{ji}^+ = \frac{1}{1 + e^{-\eta\Delta_{ji}}}$) where $\Delta_{ij} = F_i - F_j$ or $\Delta_{ij} = X_i - X_j$

depending on whether one chooses to resort to an absolute force F , which is increased by a constant value in case of victory and decreased by a constant value in case of defeat, or to a more directly observable quantity $X = D/D+S$ where D is the integrated number of acts of dominance since the beginning and S the intergrated number of acts of subordination. X then represents the percentage of acts of dominance with respect to the total number of interactions: it has been studied by Pardi (Pardi) under the name dominance index, and used to interpret experiments in (Theraulaz & al.). Although from a biological point of view the choice of the Fermi function was relatively arbitrary, we used it because it is a classic example of a function with two parameters which easily allows for the modulation of the deterministic/stochastic aspect (through the inverse temperature-like coefficient η : $\eta \rightarrow \infty$ implies deterministic outcome) together with a

saturation at large values. One could have as well used $Q_{ij}^+ = \frac{1}{1 + \left(\frac{T}{\Delta_{ij}}\right)^n}$ where

T is a treshold. Finally, when one uses $X = D/D+S$ as the quantity involved in the probability to win, one more relevant function would be $Q_{ij}^+ = \frac{X_i}{X_i + X_j}$,

since the Fermi function tends to smooth individual differences, yielding indeed quite uninteresting results.

Probability P_{ij} that two individuals i and j interact when they encounter

This probability P_{ij} is of utmost importance since, as we shall see, it determines most of the properties of the society's hierarchical profile. Different functional forms for P_{ij} have been tested.

a) $P_{ij} = 1$

This is the simplest possible form which can be used. Setting P_{ij} to a constant p means that two individuals which encounter will interact with probability p . If no other factor enters the model, the actual value of p influences only the speed of the process: thus, one can as well set p to be equal to 1. Yet, if one includes forgetting, the ratio between forgetting and p can be very important, since if p is too small, an individual will forget its last fight before the next one, so that one should expect a uniform population with no hierarchical differentiation. Therefore, we will set p to 1, and will vary the forgetting rate. Anyway, this particular form does not take into account the experimental observation made in the previous section that stronger individuals tend to be more willing to fight than weaker ones.

b) One way to include such a tendency is to use the following form for P_{ij} :

$$P_{ij} = \frac{1}{1+e^{-\eta_2 F_i}} \frac{1}{1+e^{-\eta_2 F_j}} \quad \text{or} \quad P_{ij} = \frac{D_i}{D_i+S_i} \frac{D_j}{D_j+S_j}$$

depending on whether one chooses to resort to the abstract force F or to $D/D+S$ as the meaningful quantity involved in the fights. P_{ij} is a symmetric function of i and j , with a value which is maximum when both individuals in the pair are strong, and minimum when both individuals are weak. The middle value taken when a strong individual meets a much weaker one reflects the fact that the strong individual will try to engage a fight while the weak one will tend to escape.

c) A more subtle way of taking the above mentioned phenomenon into account together with other observations consists in taking the following

form for P_{ij} :
$$P_{ij} = e^{-\left| \frac{1}{1+e^{-\eta_2 F_i}} - \frac{1}{1+e^{-\eta_2 F_j}} \right| / P_c} \quad \text{or} \quad P_{ij} = \left(1 - e^{-\frac{D_i}{D_i+S_i} / P_c} \right) \left(1 - e^{-\frac{D_j}{D_j+S_j} / P_c} \right),$$

depending once again on whether one chooses to resort to F or to $D/D+S$. This form implies that the probability of interaction between i and j decreases exponentially with the difference between the respective forces of i and j . This implicitly means that middle rank individuals will have fewer interactions than others because they have a force which is far from the both ends of the hierarchy and will thus interact most probably among themselves, making the middle part of the hierarchy relatively stable after a short period of time, as if it had been withdrawn from the game. As we shall

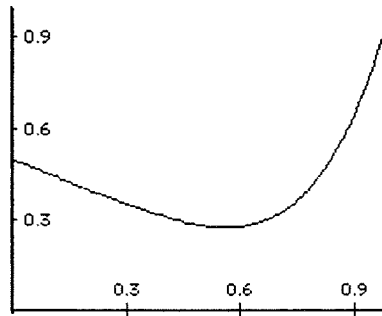
see, the result we obtained when simulating such a probability of interaction matches this expectation.

d) In order to account for the fact they middle ranked individuals show a tendency to withdraw from the 'fighting game' because they leave the nest to forage, we chose a probability of interaction which explicitly includes this observation:

$$P_{ij} = \left[\left(\frac{1}{1 + e^{-\eta_2 F_i}} \right)^5 - \frac{0.5}{1 + e^{-\eta_2 F_i}} + \frac{1}{2} \right] \left[\left(\frac{1}{1 + e^{-\eta_2 F_j}} \right)^5 - \frac{0.5}{1 + e^{-\eta_2 F_j}} + \frac{1}{2} \right]$$

$$\text{or } P_{ij} = \left[\left(\frac{D_i}{D_i + S_i} \right)^5 - \frac{1}{2} \frac{D_i}{D_i + S_i} + \frac{1}{2} \right] \left[\left(\frac{D_j}{D_j + S_j} \right)^5 - \frac{1}{2} \frac{D_j}{D_j + S_j} + \frac{1}{2} \right]$$

The terms $1/(1+\exp(-F))$ or $D/D+S$ more or less represent the probability x of an individual to win in a random fight. Hence they represent biologically meaningful variables ranged between 0 and 1 and used to describe the ranks in the hierarchy. The function $f(x)=x^5- 0.5 x + 0.5$ looks like:



We see that strong individuals interact with a high probability, very weak individuals interact more than middle ranked individuals which have very few interactions. Once again, one expects that this type of probability of interaction should lead to a profile where there is a stable step in the middle.

Master equation

Consider a population of m individuals subdivided into $N+1$ different hierarchical levels or classes. One can study the repartition of the population among the different classes: the quantity of interest is thus the density of individuals per class, ρ_n . The time evolution of ρ_n is given by the following master equation, in which one assumes that each class evolves in the mean-field of the other classes:

$$\begin{cases} \frac{d\rho_n}{dt} = \rho_{n-1}\overline{Q_{n-1}^+} + \rho_{n+1}\overline{Q_{n+1}^-} - \rho_n(\overline{Q_n^+} + \overline{Q_n^-}) \\ \forall n, 0 < n < N \end{cases}$$

and the appropriate boundary conditions

$$\begin{cases} \frac{d\rho_N}{dt} = \rho_{N-1}\overline{Q_{N-1}^+} - \rho_N\overline{Q_N^-} \\ \frac{d\rho_0}{dt} = \rho_1\overline{Q_1^-} - \rho_0\overline{Q_0^+} \end{cases}$$

Here, $\overline{Q_n^+}$ (resp $\overline{Q_n^-}$) represents the mean-field probability that an individual chosen at random in class n at time t will be in class $n+1$ (resp $n-1$) at $t+dt$: it includes both the probability for this individual to interact and the probability to win (resp to lose) the fight if it does interact:

$\overline{Q_n^{+(-)}} = \sum_{j=0}^N \rho_j P_{nj} Q_{nj}^{+(-)}$. It is possible to use whatever form presented in the previous sections for Q^+ and Q^- , as well as for P_{nj} .

It is assumed that an individual in class n at time t will be in class $n-1$ or in class $n+1$ at time $t+1$ if it did interact, but can as well remain in class n if it didn't interact. This is manifested in the fact that $\overline{Q_n^+} + \overline{Q_n^-} \neq 1$ in general. This equation describes a situation in which individuals are likely to change ranks very often. That individuals change classes often is indeed observed to some extent in the middle classes, where it has been reported experimentally that an individual who defeats another one at time t can be defeated by the very same individual at time $t+T$.

Note that this approach is *very* mean-field. Therefore, one shouldn't expect refined results. It is likely that one will get in most cases a bimodal hierarchy in which most individuals have either a very low rank or a very high rank. It is the approach chosen in (Jäger and Segel, 1992) who found indeed that an initially uniform distribution of ranks converges to a bimodal distribution. Finally, this equation is analytically intractable since the transition rates depend not only on the classes involved but on the entire distribution, so that it requires numerical simulation.

Results

Simulations show that whatever the initial distribution of the population, the final state is always a 'bimodal' state in which both the upper classes and the lower classes are very populated, while middle classes have a very low level of population. In fact, the result was quite predictable since an individual lying in the middle of the hierarchy 'diffuses' in the field it is subjected to. This diffusion is almost a random walk when the equilibrium

is reached, so that the individual will eventually reach one among the two ends of the hierarchy, in the neighborhood of which it will be likely to stay, since the random walk becomes rather biased when one approaches the ends (in effect, the probability to win is no longer equal to the probability to lose). One finds indeed in the simulations that the equilibrium distribution is reached after only 40000 simulation steps and does not change more than 0.01% after that. As we said, the master equation can describe the distribution of middle-class individuals which change classes more often than other classes.

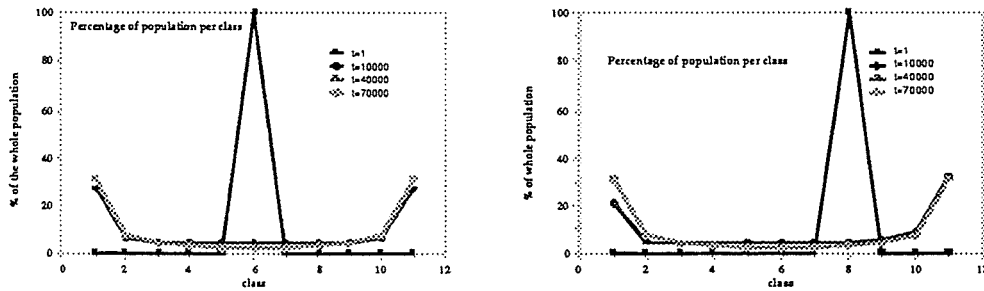


Figure: a) the initial state is symmetric and the distribution tends towards a bimodal, symmetric distribution; b) even when one starts with an asymmetric distribution, the final state is still bimodal and symmetric; one could as well start with a random initial state, with the same final distribution.

In the simulations above, we used a probability of interaction equal to 1. We also performed simulations with other forms for the probability of interaction, but found the very same results: the bimodal distribution is an attractor of the dynamics, and is desperately stable.

Coupled Langevin equations

One can study the evolution of the quantities of interest with a set of differential equations describing the behaviors of D (dominances), S (subordinations) and F (abstract force) $= D - S$. For instance, an initial state with $F=0$ for all individuals at time $t=0$ would lead to a regular increase of both D and S , and F would remain at 0 if $\delta^+ = \delta^-$. This state is obviously unstable, as shown by a simple stability analysis. Thus, including a noise process accounting for the effects of random encounters and unperfect assimilation of subordinations and dominances can be added so as to effectively destabilize this initial state and other subsequent unstable states:

$$\begin{cases} \frac{dD_i}{dt} = \frac{1}{N} \sum_{\substack{j=1 \text{ to } N \\ j \neq i}} P_{\text{int}}(i, j) \frac{1}{1 + e^{-\eta(F_i - F_j)}} \\ \frac{dS_i}{dt} = \frac{1}{N} \sum_{\substack{j=1 \text{ to } N \\ j \neq i}} P_{\text{int}}(i, j) \frac{1}{1 + e^{+\eta(F_i - F_j)}} \\ \frac{dF_i}{dt} = \delta^+ \frac{dD_i}{dt} - \delta^- \frac{dS_i}{dt} + \xi(i, t) \end{cases}$$

where the noise term added is taken to be gaussian. Its first two moments suffice to characterize it: we choose it centered of variance η and uncorrelated in space and time.

$$\forall i, j, t, t' \quad \langle \xi(i, t) \rangle = 0 \quad \text{and} \quad \langle \xi(i, t) \xi(j, t') \rangle = \eta \delta(i - j) \delta(t - t')$$

where δ is Dirac function.

Note that if random encounters can be considered external noise and thus can be well modeled by a Langevin equation with Stratanovitch interpretation, the second phenomenon is much more "internal" and one should be cautious when treating it with such an equation (Van Kampen, 1992). One can assume as a first approximation that random encounters have a much larger influence and almost completely determine the fluctuations. These fluctuations, that we choose to include in the force term (because it has no concrete, observable interpretation as is the case for D and S), allow the system to exhibit nontrivial behaviors, as is shown by numerical integration. The above equations express the fact that each individual, labelled by i , evolves in the mean-field of the other individuals. The different forms for P_{ij} mentioned above can be included in various versions of these equations.

Forgetting can be easily included in this model, by supplementing the last equation by a term accounting for the decay of the force F to 0:

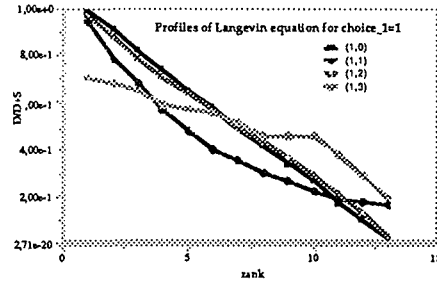
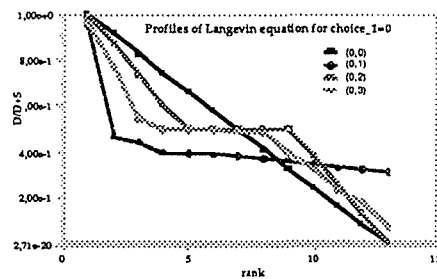
$$\frac{dF_i}{dt} = \delta^+ \frac{dD_i}{dt} - \delta^- \frac{dS_i}{dt} + \mu \left(\frac{1}{2} - \Theta(F_i) \right) + \xi(i, t)$$

where μ is the (constant) decay rate, and Θ is Heaviside function.

Results

Below are the results for the Langevin-like equations, with different probabilities of interaction. We get the linear profile obtained in the

simulations, as well as other more specific profiles, like an exponential profile saturated at $D/D+S=0.35$, and sigmoid profiles which can be modulated by varying the parameter η .



Related work

Jäger and Segel (Jäger and Segel 92) have studied a Boltzmann-like equation which is very similar to our master equation to describe the evolution of a population of anonymous organisms. Their work is loosely based on previous ethological studies on bumble bees *Bombus terrestris* by Van Honk and Hogeweg and on subsequent simulations of hive behavior by Hogeweg and Hesper. Though there are basic similarities between their approach and ours (both rely on the idea that the tendency to dominate or to be dominated is amplified by a positive feedback, and that individuals randomly encounter and don't recognize each other - this hypothesis that there is no individual recognition is likely not to be completely true, but seems justified as a first approximation in a population comprising more than a critical number of individuals), there are also some important differences: our model of reinforcement is simpler since it uses constant changes, while in their model, the more surprising the outcome of a fight, the larger the modifications in the probabilities to win and to lose for the individuals involved in the fight, which does not appear to be justified on an experimental basis (at least in *Polistes*); we used both the dominance index and a more abstract quantity F to study the profile of the population; more importantly, we introduced the probability of interaction between individuals, based on experimental observations; we also included forgetting; finally, we used a more accurate, less mean-field, alternative representation in which each individual's behavior is recorded, and studied the evolution of the hierarchical profile of the colony in term of $D/D+S$. Our last approach is still mean-field and consists of coupled stochastic differential equations.

References

- Allee, W.C. 1942. Social dominance and subordination among vertebrates. Levels of integration in biological and social systems. *Biol. Symp.* 8, 139-162.
- Allee, W.C. 1952. Dominance and hierarchy in societies of vertebrates. *Structure et Physiologie des Sociétés animales. Coll. Int. CNRS* 34, 157-181.
- Bourke, A.F.G. 1988. Dominance orders, worker reproduction, and queen-worker conflict in the slave-making ant *Harpagoxenus sublaevis*. *Behav. Ecol. Sociobiol* 23, 323-333.
- Chase, I. 1974. Models of hierarchy formation in animal societies. *Behavioral Science*, 19, 374-382.
- Cole, B.J. 1981. Dominance hierarchies in *Leptothorax* ants. *Science* 212: 83-84.
- Franks, N.R. and Scovell, E. 1983. Dominance and reproductive success among slave-making worker ants. *Nature* 304: 724-725.
- Guhl, A.M. 1968. Social stability and social inertia in chickens. *Anim. Behav.*, 16, 219-232.
- Hogeweg, P. and Hesper, P. 1983. The ontogeny of the interaction structure in bumble bee colonies: A MIRROR model. *Behav. Ecol. Sociobiol.* 12, 271-283.
- Jäger, E. and Segel, L. A. 1992. On the distribution of dominance in populations of social organisms. *SIAM J. Appl. Math.*, Vol. 52, n° 5, 1442-1468
- Landau, H.G. 1951. On dominance relations and the structure of animal societies: I. Effect of inherent characteristics. *Bull. Math. Biophys.*, 13, 1-19.
- Oliveira P.S. & Hölldobler B. 1990. Dominance orders in the ponerine ant *Pachycondyla apicalis* (Hymenoptera, Formicidae).
- Pardi, L. 1946. Recherche sui Polistini. VII. La "dominazione" e il ciclo ovario annuale in *Polistes gallicus* (L.). *Boll. Ist. Entom. Univ. Bologna* 15, 25-84.
- Pardi, L. 1948. Dominance order in *Polistes* wasps. - *Physiol. Zool.* 21, 1-13.
- Schein, M.W. & Fohrman M.H. 1955. Social dominance relationships in a herd of dairy cattle. *Brit. j. Anim. Behav.*, 3, 45-55.
- Theraulaz G., M. Pratte & J. Gervet. 1989. Effects of removal of α -individuals from a *Polistes dominulus* Christ wasp society : changes in behavioural patterns resulting from hierarchical changes. Colloque. IUSSE Royal Entomological Society London 1988. In: *Actes Coll. Ins. Soc.*, 5: 169-179.
- Theraulaz G., Goss S., Gervet J. & Deneubourg J.L. 1991 Task differentiation in *Polistes* wasp colonies : a model for self-organizing groups of robots, in: Meyer J.A. & Wilson S.W. Eds. *Simulation of Adaptive Behavior : From Animals to Animats*, pp. 346-355, MIT Press/Bradford Books.
- Theraulaz G., Gervet J., Thon B., Pratte M. & Semenov-Tian-Chansky S. 1992. The dynamics of colony organization in the primitively eusocial wasp *Polistes dominulus* (Christ). *Ethology*, 91: 177-202.
- Tyler, S.J. 1972. The behavior and social organisation of the new forest ponies. *Anim. Behav. Monogr.*, 48, 223-233.
- Van Honk, C. and Hogeweg, P. 1981. The ontogeny of the social structure in a captive *Bombus terrestris* colony, *Behav. Ecol. Sociobiol.*, 9, 111-119.

Van Kampen, N.G. 1992. Stochastic processes in physics and chemistry.
North-Holland, Elsevier Science Publisher B.V.
Wilson, E.O. 1971. The insect societies. Belknap, Cambridge, MA.

Un Modèle de l'Émergence de la Communication

M. BOOTH et J. STEWART

Institut Pasteur, 25 rue du Dr Roux,
75724 Paris, Cedex 15

RESUME

Dans l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) classique, la communication est définie comme le transfert d'information entre agents. Ainsi, un aspect de l'état interne de l'agent émetteur est encodé pour constituer un message; le message est ensuite transmis au récepteur; enfin, celui-ci décode le message. Il existe donc, idéalement, des isomorphismes partiels entre émetteur, message et récepteur. Ce schéma comporte plusieurs limitations. D'abord, les capacités interprétatives et communicationnelles des agents sont présupposées, mais non expliquées. Par conséquent, les agents n'ont pas ou peu d'autonomie ou de capacités d'apprentissage, de sorte que le système est essentiellement pré-programmé.

Afin de mettre en relief ces limitations, nous proposons un modèle alternatif, illustré schématiquement par des simulations d'un système multi-agent. Alors que dans l'IAD classique les représentations symboliques sont des éléments primitifs, considérés comme donnés d'avance, dans cette approche alternative les représentations symboliques sont les dernières-nées d'une série d'émergences: celle de la cognition, celle de la coordination par l'environnement, celle de la communication éthologique, et celle enfin de la communication linguistique.

MOTS-CLES

Intelligence Artificielle Distribuée, cognition, communication, émergence

1 INTRODUCTION

L'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) classique ou "cognitif" (Erceau,91) repose sur le postulat que la cognition des agents est constituée par des représentations symboliques. Ainsi, la communication est définie comme le transfert d'information entre agents: des représentations de l'agent émetteur sont encodées pour constituer un message; le message est ensuite transmis au récepteur; enfin, celui-ci décode le message. Il existe donc, idéalement, un isomorphisme partiel entre émetteur, message et récepteur. Ce schéma comporte des limitations importantes (Stewart,92), qui découlent du fait que les capacités interprétatives et communicationnelles des agents sont présupposées, mais non expliquées. Par conséquent, les agents n'ont pas ou peu d'autonomie ou de capacités d'apprentissage, de sorte que le système est essentiellement pré-programmé.

Afin de mettre en relief ces limitations, nous proposons un modèle alternatif, où la communication apparait comme un phénomène émergent qui résulte, sous certaines conditions, des interactions entre des agents ayant des capacités cognitives non représentationnelles. Nous présentons ensuite des simulations d'un système multi-agent destinées à illustrer schématiquement les grandes lignes de ce modèle. Enfin, nous chercherons à préciser le rapport entre notre modèle et celui de l'IAD classique.

2 UN MODELE ALTERNATIF

2.1 La cognition comme action-perception bouclée sous contraintes

Dans ce modèle, les actions A des agents sont guidées par leurs perceptions P; formellement,

$$A = f(P) \quad \text{Equation [1]}$$

Par ailleurs, les actions des agents conduisent à des modifications dans leurs perceptions:

$$P = g(A) \quad \text{Equation [2]}$$

Mettant ensemble les équations [1] et [2], nous obtenons un système où les relations entre actions et perceptions sont bouclées, chacune modifiant l'autre. Dans quelles conditions peut-on dire qu'un tel système est "cognitif" ? Nous proposons la définition suivante: le système est cognitif si et seulement si le comportement émergent du système est tel que certaines contraintes, non-triviales et non-prescriptives, sont satisfaites. Les fonctions f et g peuvent alors être considérées comme des membres particuliers de deux classes de fonctions, F et G, spécifiant les relations entre perceptions et actions. En général, pour des fonctions quelconques en F et G, les contraintes ne seront pas satisfaites. Selon cette définition, la cognition apparait donc comme un phénomène émergent, conditionnée par le choix d'une paire de fonctions f et g très particulières.

Dans le cas prototypique des organismes vivants, la "contrainte non-triviale et non-prescriptive" est simplement que l'organisme doit se maintenir en vie: f et g doivent être tel que l'organisme réalise, d'instant en instant et dans la durée, son propre autopoïèse (Varela,79). En général, nous dirons que le fait de satisfaire une contrainte de ce type, appelée "contrainte de viabilité", est constitutif du contenu sémantique des perceptions-actions.

Dans l'IAD classique, les agents possèdent des représentations symboliques internes; le contenu sémantique de ces représentations provient de ce que les états internes doivent correspondre terme à terme, dans le cadre d'un isomorphisme partiel, avec l'état d'un monde objectif extérieur. On connaît les difficultés que peut présenter la réalisation adéquate de ces correspondances dans le cas où "le monde" ne possède pas une structure précise totalement explicitable à l'avance (Lakoff,85). Par contre, dans le modèle alternatif, les agents peuvent réaliser des performances cognitives (selon la définition que nous en avons donné) sans avoir des représentations; par conséquent, les problèmes et limitations inhérentes à l'IAD classique ne se posent pas.

2.2 La communication

Dans notre modèle, la communication résulte de l'interaction entre des agents cognitifs du type que nous venons de décrire. Pour cela, il suffit d'élargir la gamme des actions pour inclure l'émission de signaux qui peuvent être perçus par les autres agents, les amenant à modifier leur comportement. Dans quelles conditions peut-on dire que de tels interactions constituent effectivement une forme de "communication" ? La réponse est analogue à celle donnée pour la cognition individuelle: les interactions sont communicationnelles si et seulement si le comportement émergent de l'ensemble des agents est tel que certaines contraintes supplémentaires sont satisfaites. Autrement dit, la communication est essentiellement une coordination des actions des agents. En général, afin d'aboutir à ce résultat, les fonctions f et g , élargies pour inclure l'émission et la réception de signaux, devront encore une fois être très particulières dans la classe des F et G quelconques.

3 LES SIMULATIONS

3.1 Le milieu

Afin d'instancier notre modèle, le milieu doit offrir des possibilités d'action-perception bouclée de la part des agents (cf les "affordances" de Gibson,79). Dans nos simulations, le milieu est une grille composée de 19×19 cases; chaque case possède quatre voisins (nord, est, sud, ouest), excepté les bords (trois voisins) et les coins (deux voisins). Ce milieu est enrichi par une "pluie" de deux substances, S_1 et S_2 ; la concentration de chaque substance varie entre 0 et un maximum de 9 unités par case. Chaque cycle de la simulation commence par 361 événements où une unité de l'une ou l'autre substance tombe aléatoirement sur une des cases. (en moyenne, une unité de S_1 ou S_2 par case). A la fin de chaque cycle - après les actions éventuelles des agents - deux opérations sont appliquées à chaque case: (i) si la

concentration d'une substance est égale ou supérieure à 5 unités, il y a diffusion, c'est à dire les concentrations des quatre cases voisines sont augmentées d'une unité, celle de la case centrale étant diminuée de 4 unités; (ii) les deux substances s'annulent mutuellement, de sorte que la concentration de la substance minoritaire est réduite à zéro, et celle de la substance majoritaire à la différence entre les deux concentrations.

Afin de caractériser quantitativement l'état du milieu, nous prenons comme mesure la concentration moyenne, sur toute la grille, des substances S1 et S2, que nous désignons par CM. Cette mesure est calculée au bout de 50 cycles (immédiatement après les opérations de diffusion et d'annulation réciproque des substances S1 et S2), ce qui représente un temps de simulation suffisamment long pour que l'état du milieu n'évolue plus de façon sensible.

3.2 Les actions et perceptions des agents

Dans les simulations, les actions possibles des agents sont de se déplacer, et de ramasser, transporter ou déposer l'une des substances S1 et S2. Les perceptions consistent à mesurer les concentrations de S1 et S2 sur la case où se trouve l'agent. La fonction f , définissant la manière de guider les actions par les perceptions, est la suivante:

(i) si l'agent porte une substance S1 ou S2, il la dépose sur la case où il se trouve à condition que cette substance y soit majoritaire (sinon il garde sa charge);

(ii) si l'agent ne porte pas de substance, il ramasse la substance minoritaire sur la case où il se trouve;

(iii) dans tous les cas, il se déplace ensuite aléatoirement vers une case voisine. Après la "pluie" de S1 et S2, chaque cycle comporte 100 actions de ce type par chacun des agents.

Comme nous le verrons par la suite, ce choix de la fonction f tend à produire une séparation des substances S1 et S2, qui s'accumulent dans des zones distincts. Ainsi, les actions des agents conduisent effectivement à des variations dans leurs perceptions; ceci définit implicitement la fonction g , qui correspond à la "connaissance" que peuvent avoir les agents de leur milieu. De plus, puisque les substances S1 et S2 s'annulent mutuellement, leur séparation en zones distincts permet leur accumulation, de sorte que CM devient relativement élevée. La "contrainte de viabilité" est donc simplement que CM doit dépasser un certain seuil; seul un choix très particulier de f et de g permet de satisfaire cette contrainte.

3.3 La communication

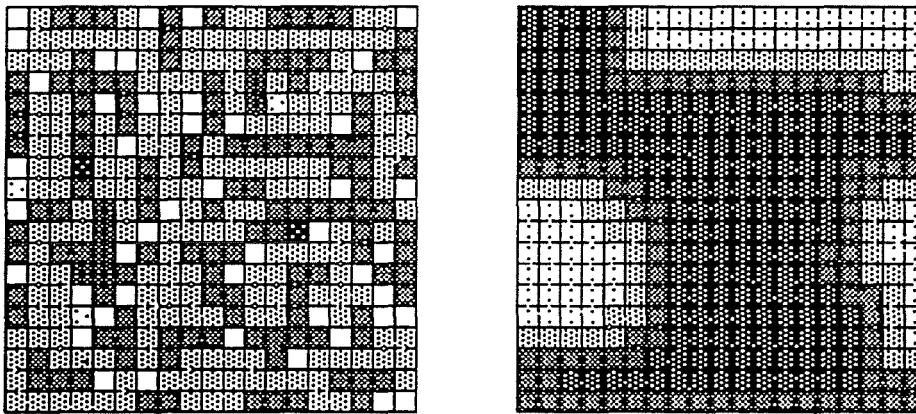
La communication est médiatisée par un "phéromone" dont la concentration est simplement 0 ou 1 sur chaque case. L'émission d'un signal correspond à l'action supplémentaire de déposer un phéromone sur le site où se trouve l'agent; un phéromone peut être perçu à distance par les agents. La fonction élargie de f est la suivante. Une case est définie comme "entourée" si elle est majoritaire pour une substance, et les quatre cases voisines sont également majoritaires pour la même substance. Un agent se trouvant sur une

case entourée y dépose un phéromone; si la case est marquée par un phéromone mais (en raison de la dynamique des événements) elle n'est plus entourée, l'agent enlève le phéromone.

La communication est utilisée pour guider les actions de la manière suivante. Si un agent porte une substance, il identifie la case la plus proche qui est marquée par un phéromone et qui est majoritaire pour la substance qu'il cherche à déposer; il s'y déplace directement et dépose sa charge. Comme nous le verrons, ce choix de f (et de la fonction implicite g correspondante) permet à un nombre donné d'agents d'atteindre plus rapidement un seuil plus élevé de CM .

4 RESULTATS

Les résultats des simulations sont montrés dans les Figures 1 et 2.



Concentrations : ■ $S1 < 5$; ■ $S1 \geq 5$;
 □ $S1 = S2 = 0$; ■ $S2 < 5$; ■ $S2 \geq 5$;

Figure 1. L'occupation de la grille par les deux substances $S1$ et $S2$.
 (a) à gauche : le milieu sans agents. (b) à droite : le milieu sous l'action de 50 agents avec communication par phéromones.

4.1 Le milieu sans agents

Comme point de repère, il est utile de commencer par l'examen du comportement du milieu en l'absence des agents. Dans ce cas, la grille est peuplée par $S1$ et $S2$ de manière hétéroclite, (Figure 1a), et la valeur de CM , 1.87, est relativement basse (Figure 2).

4.2 L'action des agents

Sous l'action guidée par des perceptions d'un nombre suffisant d'agents, le milieu est transformé: on voit l'émergence de plusieurs zones séparés, où l'une ou l'autre substance est majoritaire, avec des frontières relativement stables (Figure 1b). De ce fait, la valeur de CM est beaucoup plus élevée: elle atteint 3.5 pour 20 agents (Figure 2). En considérant qu'un seuil de 3.2 est nécessaire pour la "viabilité" des agents, ceux-ci témoignent effectivement de

capacités cognitives (selon notre définition), car leurs actions sont guidées par leurs perceptions de manière à les permettre de satisfaire une contrainte significative.

Concentration

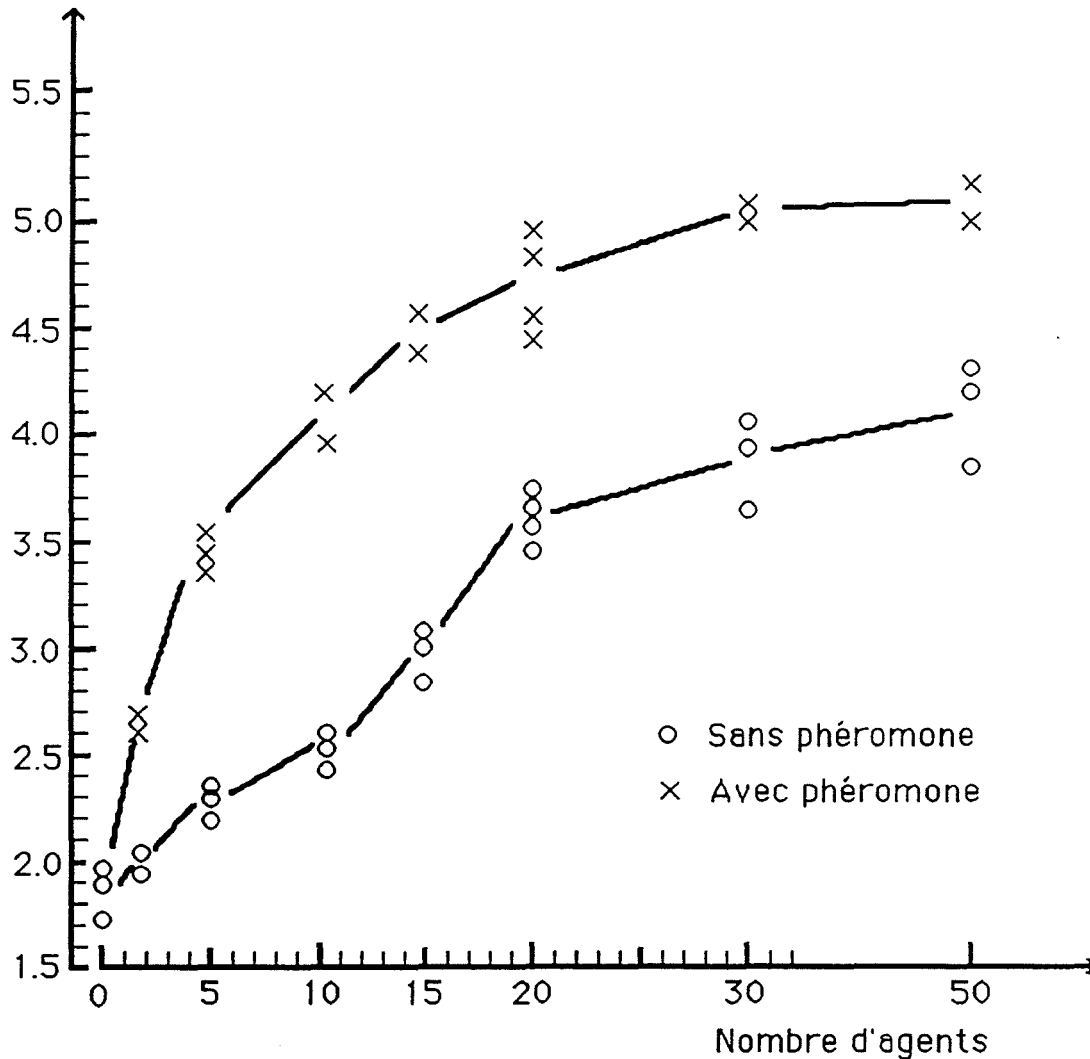


Figure 2. La concentration moyenne, CM, en fonction du nombre d'agents, avec et sans communication par phéromones.

4.3 La communication

L'émergence qualitative de frontières stables entre des zones homogènes, sous l'action cognitive des agents, est à son tour la condition de possibilité pour une communication efficace. En effet, dans ces conditions, l'introduction d'une interaction entre les agents selon les modalités décrites en 3.3 ci-dessus renforce la transformation du milieu: pour un nombre donné d'agents, la mesure CM est plus élevée; et un seuil donné de CM est atteint par un nombre réduit d'agents (Figure 2). Ceci permet aux agents, collectivement, de satisfaire des contraintes de viabilité plus exigeantes. Nous pouvons postuler, par exemple, que la "viabilité" des agents requiert une valeur de CM supérieure à 3.2 (afin de pouvoir

"s'alimenter"), sans que le nombre d'agents dépasse 10 (afin d'éviter une trop grande "pollution" du milieu). Dans les conditions de nos simulations, nos résultats montrent que ces contraintes ne peuvent être satisfaites que moyennant une communication entre les agents.

Dans la discussion qui suit, nous désignons par le terme "communication éthologique" cette forme d'interaction entre agents, où (i) les signaux ne contiennent pas d'information au sens habituel du terme, (ii) il n'y a pas d'isomorphisme ou de correspondance entre émetteur et récepteur, et (iii) l'interprétation ne consiste pas à décoder de l'information, mais à modifier les actions des agents de telle sorte qu'une contrainte de viabilité est satisfaite; dans ces conditions, un observateur pourra dire qu'il y a coordination d'actions.

5 CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

5.1 Discussion

Comme nous l'avons indiqué dans l'introduction, l'IAD prend les représentations symboliques comme entités premières, à la base même de toute cognition et de toute communication. L'approche que nous avons présenté ici est très différent, car nous avons modélisé à la fois la cognition et la communication "éthologique" sans avoir recours à des représentations. Ceci nous a amené à considérer que l'objet de la communication n'est pas un référent objectif, spécifiable indépendamment des sujets cognitifs que sont les agents. Au contraire, la condition de possibilité pour une communication efficace entre les agents est l'émergence qualitative d'un phénomène (dans nos simulations, l'existence de frontières stables entre des zones distincts) qui n'existe pas "en soi", mais qui résulte de l'action coordonnée des agents eux-mêmes. Corrélativement, dans ce modèle, le contenu sémantique de la communication, comme celui de la cognition, provient du fait de satisfaire des contraintes de viabilité.

Cette perspective semble assez proche de celle proposée récemment par Zacklad et Erceau (Zacklad,93). Ces auteurs établissent une distinction entre "coordination *via* l'environnement" vs "coordination *via* une organisation"; ils écrivent notamment : "Dans un cas général de coordination par l'environnement, il n'est même pas nécessaire d'envisager les transformations de l'environnement sous l'angle de la communication. Même si la finalité communicationnelle est totalement absente de la transformation de l'environnement, elle pourra servir de support à la coordination des actions des agents". Cette description s'applique remarquablement aux résultats présentés en 4.2 ci-dessus, où l'émergence de frontières stables résulte d'une coordination effective mais non délibérée entre les agents. Cependant, peut-être sous l'influence de l'IAD classique, Zacklad et Erceau semblent concevoir le mode de "coordination *via* une organisation" (moyennant un "contrôle représentationnel") comme premier par rapport au mode de "coordination par l'environnement", car ils envisagent le passage du premier vers le second. Il nous semble que dans une perspective phylogénétique, le cheminement inverse est bien plus fondamentale: la coordination *via* l'environnement est

première, et constitue la condition de possibilité pour l'émergence d'une communication éthologique (cf 3.3 et 4.3).

5.2 Perspectives

Dans notre modèle, nous avons pu rendre compte de l'émergence de la cognition et de la communication sans introduire des représentations symboliques. Nous abordons maintenant la question du statut des représentations dans le cadre de notre modèle, afin de situer celui-ci plus précisément par rapport à l'IAD classique.

La question fondamentale à cet égard est celle-ci: quels sont les objets des représentations? - autrement dit, de quoi les représentations sont-elles des re-présentations? Dans l'IAD classique, les objets des représentations sont des aspects de la réalité objective. Les deux termes - états mentaux d'un côté, aspects du monde réel de l'autre - sont radicalement hétérogènes, de sorte que la tâche consistant à établir des correspondances adéquates entre eux est profondément problématique (Lakoff,85), (Still,91), (Varela,79). Dans notre modèle, les objets des représentations sont plutôt des aspects de l'état interne de l'agent cognitif lui-même, par exemple des anticipations sur ce que seraient ses propres perceptions à la suite d'une certaine séquence d'actions (Mel,90). Représentations et objets re-présentés sont donc relativement homogènes (sans être identiques), de sorte que leur mise en correspondance est relativement aisée.

Cette optique requiert, toutefois, que chaque agent soit doté d'une dynamique interne suffisamment riche pour permettre un "dédoublément" de sa cognition, entre une représentation d'une part et ce qui est représenté d'autre part. Or, dans les simulations préliminaires présentées ici, f est une simple relation entrée-sortie, entièrement déterministe. Ceci est suffisant pour illustrer le concept selon lequel un bouclage des actions-perceptions peut donner lieu à l'émergence de la cognition et de la communication; mais cela ne suffit pas pour franchir le pas supplémentaire vers des représentations.

Nous envisageons actuellement deux voies de recherche pour pallier cette insuffisance. La première consiste à concevoir les agents comme des systèmes dynamiques autonomes, dotés d'une "clôture opérationnelle" (Varela,79). Formellement:

$$A = f_a(X) \quad \text{Equation [1a]}$$

$$dX/dt = f_b(S,X) \quad \text{Equation [1b]}$$

$$S = f_c(P) \quad \text{Equation [1c]}$$

où X est le vecteur de l'état dynamique interne de l'agent, et S est sa structure - par exemple la matrice des poids de connexion dans un réseau de neurones. Ainsi, la fonction globale f résulte des sous-fonctions f_a , f_b et f_c .

Une deuxième voie de recherche, complémentaire à la première, consiste à instancier le modèle alternatif non pas par des simulations, mais par des robots mobiles. L'avantage de cette voie provient du fait qu'il n'est plus nécessaire de spécifier les fonctions g et G par des algorithmes informatiques, ce qui risque d'être un appauvrissement d'autant plus grave qu'il

est largement surnois; on peut "prendre le monde comme son propre modèle" (Brooks,87). Des comportements d'une richesse surprenante peuvent ainsi être générés par des "véhicules" ayant une structure interne très simple (Braitenberg,84); de plus, l'évolution de cette structure peut conduire à des comportements adaptatifs (Cliff,92). Dans ces conditions, le fait de doter les robots d'un "cerveau" sous forme d'un réseau neuromimétique pourrait leur conférer la capacité de "dédoubler" leur cognition.

A supposer que ces voies de recherche aboutissent, comment peut-on envisager l'émergence effective de représentations symboliques? Nous faisons l'hypothèse que le contexte propice à une telle émergence est celui de la communication entre agents cognitifs. En effet, Maturana a suggéré que la distinction entre une communication proprement linguistique, et une simple communication éthologique médiatisée par des signaux, réside dans le fait qu'une langue symbolique est essentiellement le support d'une communication de deuxième ordre, une "communication à propos de la communication" (Maturana,87). Autrement dit, au moment de son émergence, la forme première d'une représentation est celle d'un objet de communication linguistique. Cette optique parvient donc à expliquer ce qui reste une simple présupposition de l'IAD classique, à savoir que les représentations sont essentiellement de nature symbolique. Plus modestement, ceci confirme aussi que la communication éthologique de premier ordre est une précondition pour l'émergence ultérieure d'une communication linguistique de deuxième ordre.

5.3 Conclusion

En conclusion, on peut résumer très simplement le rapport entre l'approche présentée ici et celle de l'IAD classique. Dans l'IAD classique, les représentations symboliques sont des éléments primitifs, considérés comme donnés d'avance. Dans notre approche alternative, par contre, les représentations symboliques sont les dernières-nées d'une série d'émergences: celle de la cognition, celle de la coordination par l'environnement, celle de la communication éthologique, et celle enfin de la communication linguistique.

7 BIBLIOGRAPHIE

Braitenberg V.

Vehicles. Experiments in synthetic psychology. MIT Press - Boston, 1984

Brooks R.A.

Intelligence without représentations. Proceedings of the workshop on foundations of intelligence. MIT Press - Boston, 1987

Cliff D., Harvey I., Husbands P.

Incremental Evolution of Neural Network Architectures for Adaptive Behaviour. University of Sussex School of Cognitive and Computing Sciences Technical Report CSRP256, 1992

Erceau J., Ferber J.

L'Intelligence Artificielle Distribuée. La Recherche - Vol. 223 No. 22, pp.750-758,
1991

Gibson J.J.

The Ecological Approach to Visual Perception. Houghton Mifflin Press - Boston,
1979

Lakoff G.

Women, Fire and Dangerous Things: What Categories Reveal about the Mind.
Chicago University Press - Chicago, 1987

Maturana H., Varela F.J.

The Tree of Knowledge: The Biological Roots of Human Understanding. New
Science Library - Boston, 1987

Mel B.

Connexionist robot motion planning: a neurally-inspired approach to visually-guided
reaching. Academic Press - New York, 1990

Stewart J., Andreewsky E.

From Information to Autonomy: Analogies between Biology and the Language
Sciences. Kybernetes - Vol. 21 No. 5, pp. 15-32

Still A., Costall A.

Against Cognitivism: Alternative Foundations for Cognitive Psychology. Harvester
Wheatsheaf - London, 1991

Varela F.J.

Principles of Biological Autonomy. North Holland - New York, 1979

Zacklad M., Erceau J.

Coordination *via* l'environnement vs coordination *via* une organisation, une
problématique récurrente dans l'analyse des phénomènes d'intelligence collective.
Intelligence Collective - Journées de Rochebrune, 24-30 Janvier 1993.

De la vie et la mort dans l'idéosphère

Stéphane BURA

LAFORIA, Université Paris VI, Tour 46-0,
75252 PARIS CEDEX 05, FRANCE
Tel: (1) 44-27-36-67
E-mail: bura@laforia.ibp.fr

Introduction

Que ce soit dans le domaine des phénomènes adaptatifs, de l'intelligence collective ou plus simplement, de la coopération, l'un des grands problèmes posés par la simulation est de parvenir à caractériser l'émergence de nouvelles structures. Selon l'échelle à laquelle on se place, ses structures peuvent être des propriétés du niveau macroscopique induites par des relations au niveau microscopique, des dépendances fonctionnelles, un graphe relationnel, etc [Bura & al 93]. Cependant, le terme "émergent" semble impliquer un certain degré de surprise provoquée par l'apparition des dites structures [Langton & al 91] [Assad & Packard 92]. Une approche plus théorique des systèmes autonomes [Bourgin & Varela 92] ou des fonctionnalités émergentes [Steels 92] permettrait sans doute de normaliser l'emploi de ce terme.

L'objet de cet article est l'étude de la caractérisation de fonctionnalités émergentes au travers de la manipulation par un système de concepts liés à son fonctionnement. L'identification de nouvelles fonctions ne peut, par définition, qu'être la résultante de l'observation d'un système. Cette observation est en générale celle d'un observateur humain qui reconnaît une propriété macroscopique dont il sait identifier les indices [Miriad 92]. Steels préconise l'étude des fonctions décrivant l'évolution du système, mais la complexité de telles fonctions est souvent un obstacle à la détection des régularités. Le biais pris par cette étude est de considérer que puisque l'on ne peut observer que des propriétés que l'on sait identifier, la réification et la manipulation par le système des concepts que l'on souhaite voir émerger peut être d'un grand secours.

Le système BACON simule l'évolution d'une société de chasseurs-collecteurs dans un environnement complexe. La survie des agents chasseurs-collecteurs est intimement liée à celle de concepts qui gouvernent leurs comportements (ou "mèmes"). Ces mèmes évoluent dans un second niveau de la simulation et ont comme environnement la mémoire des agents. Pour survivre, un mème doit, dans une certaine mesure, être en adéquation avec les règles gouvernant le milieu dans lequel évoluent les agents. Il doit également se reproduire (occuper la mémoire de nouveaux agents) sans pour autant mettre en danger l'écosystème sous peine de provoquer sa propre destruction.

Simulation et complexité

De la lecture des auteurs précités on peut extraire une vérité commune: il ne peut y avoir d'émergence sans complexité. Or, dans la plupart des systèmes de Vie Artificielle, la complexité est située au cœur des agents simulés ou dans la combinatoire des interactions possibles. Ceci ne correspond pas réellement aux caractéristiques d'un système vivant qui, au contraire, cherche à être le plus simple possible tout en conservant un fonctionnement homéostatique [Monod 70]. Bien sûr, dans le cas des êtres vivants, la complexité est fournie par la nature et par les contraintes qu'elle impose. Or, un système simulé ne peut se permettre un trop haut degré de complexité, tout simplement pour des raisons pratiques de capacité de calcul. Aussi, force est de constater que la majorité des simulations ne présentent que des environnements en grande partie "passifs", dans lesquels les agents sont les seuls facteurs de changement. Or il n'est pas nécessaire d'adopter une approche si radicale. La complexité de la relation agent-environnement peut dériver d'un environnement défini par des règles

simples mais dont les habitants n'ont pas les moyens de comprendre le fonctionnement dans sa totalité. Bien sûr, la découverte d'une partie de ces règles doit être possible pour que les agents puissent tirer parti de cet environnement et fassent émerger des interactions fonctionnelles avec lui.

Le système BACON

Les mèmes

Le système BACON (pour "BrAin CONquest") a pour objet l'étude de l'évolution d'une population de mèmes telle qu'ils sont décrits dans [Dawkins 89]. Dawkins définit un mème comme "une unité de transmission culturelle ou une unité d'imitation". En généralisant, il qualifie ainsi toute idée transmissible d'un humain à un autre, toute idée susceptible de se répliquer¹. Nous ne nous intéresserons cependant qu'à des mèmes directement responsables de comportements (comment chasser, récolter, apprendre...). Pour perdurer, un mème doit remplir les trois conditions suivantes :

- Il doit trouver au moins un hôte, c'est à dire un individu qui l'accepte et le conserve dans sa mémoire. Comme un mème correspond à un comportement, l'hôte est donc amené à exécuter les actions décrites par le mème.

- Par là même, cette exécution ne doit pas mettre en danger la vie de son hôte, du moins pas avant que le mème parvienne à se répliquer chez un nouvel hôte.

- Il doit donc se renforcer pour résister à l'agression des mèmes concurrents dans cet intervalle de temps.

Les mèmes concurrents d'un mème donné sont de deux natures. Soit le concurrent contient des informations relatives au mème comportement que le mème agressé et tente donc de le remplacer, soit il traite d'un autre sujet, mais consomme suffisamment de mémoire chez l'hôte pour empêcher l'acquisition de nouveaux mèmes.

Pour simuler l'évolution de la capacité d'implantation des mèmes dans la mémoire, à chaque mème sont liées deux valeurs : le *changement* qui dénote la propension du mème à modifier ses paramètres ou à "succomber" à des agressions et le *prosélytisme* qui quantifie le caractère agressif, c'est à dire la probabilité de tenter de se répliquer. Un mème résistant a donc, sur la moyenne de ses occurrences, une valeur de prosélytisme élevée et une valeur de changement faible.

Il est intéressant de constater, comme on le verra plus loin, que ce sont là des critères qui n'ont pas de rapport direct avec la capacité du mème à assurer la survie de son hôte. À la création d'un nouveau mème (ou lors de sa réplication), ses valeurs de changement et de prosélytisme sont déterminées aléatoirement.

L'environnement et les agents

Comme nous l'avons vu, le système gère deux environnements. Un écosystème miniature dans lequel évoluent les individus et la mémoire de ces individus qu'occupent les mèmes. Ces deux environnements sont très liés car, comme l'évoque la Figure 1, dans un milieu primitif la réplication des mèmes ne peut avoir lieu que lorsque les hôtes sont en contact.

L'écosystème est divisé en territoires définis par leur faune, leur flore et leurs règles de fonctionnement. Cela correspond en général à la capacité de collecte, aux ressources agricoles, au gibier présent, au comportement des prédateurs. Les paramètres des territoires peuvent éventuellement dépendre de leur histoire ou de l'état d'autres territoires.

¹Bien sûr, il y a là un abus de langage à dire que des idées se répliquent au lieu d'être transmises, mais une vision légèrement anthropomorphiste permet de simplifier la description du système.

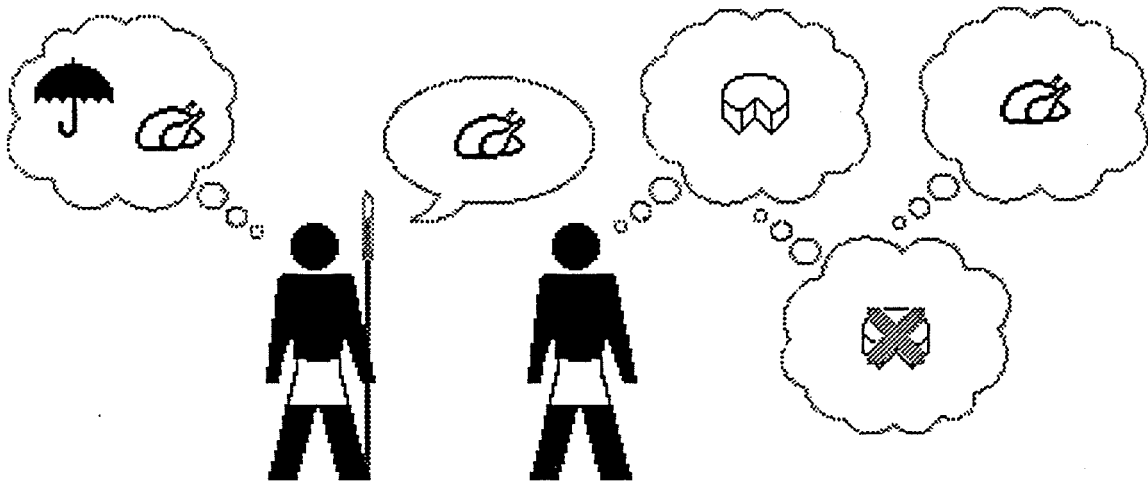


Figure 1 - Le mème "manger du poulet" se réplique.
Comme il est incompatible avec le mème "manger du fromage", il le remplace.

La somme des mémoires des chasseurs-collecteurs constitue l'*idéosphère*. Chaque individu possède une capacité mémorielle donnée qui limite le nombre de mèmes qu'il peut recevoir (les mèmes peuvent avoir des tailles variées).

En plus de leur mémoire, les agents (ou chasseurs-collecteurs) sont caractérisés par leur âge, leur position et leur énergie. L'énergie croît (jusqu'à un maximum) si l'agent parvient à se nourrir et décroît dans le cas contraire, s'il subit des agressions du milieu (prédateurs, accidents,...) ou s'il accomplit des actions requérant de l'énergie (déplacements,...). Un agent dont l'énergie tombe à zéro meurt. Il est remplacé par un nouvel agent dont la mémoire est vierge. Ceci permet de garder constante la taille de l'idéosphère.

Dans les jeux d'essais suivants, un nouvel arrivant reçoit automatiquement un nouveau mème. Il l'apprend d'un voisin ou le mème est généré aléatoirement si l'agent est seul sur son territoire, car le comportement "ne rien faire" peut être très avantageux dans les exemples présentés. Cependant, ce procédé n'est pas du tout nécessaire, le prosélytisme suffisant d'ordinaire à remplir les mémoires vides.

Le fonctionnement du système

La simulation se déroule par cycle. Chaque cycle se décompose de la façon suivante.

- Actions des agents : Les agents, classés par énergie croissante, sélectionnent leur *mème actif* et l'exécute. Le mème actif est déterminé grâce aux valeurs de changement et à d'éventuelles préconditions liées aux mèmes (ex: on ne peut pêcher que près d'une rivière). Le classement permet aux agents les plus en forme de moins subir les perturbations liées au comportement des autres agents car ils agissent en dernier.

- Actions de l'environnement : Application des règles de l'écosystème, chasse des prédateurs.

- Sustainement des agents : Classés cette fois-ci par ordre d'énergie décroissante, les agents se nourrissent. La nourriture n'étant pas répartie équitablement, seuls les plus forts mangent en cas de pénurie.

- Bilan énergétique : Chaque agent examine son niveau d'énergie. Si celui-ci correspond au niveau maximum, il augmente le prosélytisme de son mème actif et en diminue le changement. Dans le cas contraire, il en diminue le prosélytisme et en augmente le changement.

- Evolution des mèmes : Pour chaque mème de chaque agent, si un facteur aléatoire est inférieur à son *changement* alors ses paramètres sont modifiés (ainsi que le *changement* et le *prosélytisme*; les autres paramètres dépendent de la nature du mème). Sinon, un nouveau tirage aléatoire inférieur au *prosélytisme* initie le processus de duplication. L'agent choisit un nombre aléatoire de ses voisins et tente de les convaincre du bien fondé de son mème. Le récepteur potentiel du mème ne peut résister

que dans deux cas : il n'a plus assez de mémoire ou il possède déjà un mème incompatible avec le nouveau qui rate son test de changement. La seule exception à cette règle est que si l'on tente d'inculquer à un agent un mème qu'il possède déjà, cela renforce ce dernier (diminution du changement et augmentation du prosélytisme).

Expériences

Pour comprendre la dualité constatée entre la survie des mèmes et celle des agents, nous allons étudier trois cas simples dans lequel n'entre en jeu qu'une seule famille de mèmes.

Un bon contrôle de la densité de population est un facteur déterminant de la survie des peuplades de chasseurs-collecteurs. Chaque individu possède donc un mème qui correspond à la valeur moyenne idéale que prend pour lui ce paramètre. A chaque cycle, si la densité de population dans le territoire qu'il occupe ne correspond pas à celle que l'individu désire, il se déplace vers le territoire dont la densité s'en rapproche le plus. Lorsque ce mème doit changer, sa valeur de densité est aléatoirement augmentée ou diminuée de un.

Il est bon de noter qu'un individu ne privilégie pas arbitrairement les zones les moins peuplées : s'il cherche une densité de 5, il accorde la même valeur à un territoire peuplé avec 3 ou 5 agents (ce qui donne 4 ou 6 avec lui). A part dans le mécanisme d'évolution des mèmes, **il n'y a pas d'a priori cognitif dans le modèle**. L'objet n'est pas l'étude de la découverte d'une propriété de l'écosystème mais celle des mécanismes de survie des mèmes.

Les trois expériences ont les caractéristiques suivantes.

- Elles mettent en jeu douze agents et quatre territoires;
- La valeur maximale d'énergie pour chaque agent est cinq et sa mémoire est limitée à un mème (ils sont de toute façon tous incompatibles);
- Se nourrir rapport un point d'énergie, jeûner ou se déplacer en coûte un et être la proie de prédateurs en coûte deux;
- Le mème relatif à la densité recherchée peut prendre une valeur entre un et dix.

Première expérience

La lecture de la description de BACON permet d'avoir une idée intuitive de son fonctionnement. Apparemment, cela semble être une simple boucle de rétroaction : si un mème inadapté aux règles du système "infecte" de nombreux hôtes, ceux-ci sont amenés à mourir et des mèmes plus performants peuvent prendre place dans leurs mémoires réinitialisées. De fait, dans le premier exemple on constate ce phénomène.

Dans cette expérience, il n'y a pas de prédateur et chaque territoire peut nourrir trois agents par cycle.

La Figure 2, qui montre la répartition des mèmes dans l'idéosphère, permet de constater la disparition très rapide des mèmes pour des valeurs supérieures à trois. Naturellement, la population se répartit régulièrement dans les quatre territoires (Figure 3). Cet état permettant à l'intégralité des agents de conserver leur énergie, le changement moyen diminue rapidement tandis que le prosélytisme atteint son maximum (Figure 4).

Cependant, dans les mêmes conditions, tout ne se déroule pas toujours aussi bien pour les agents. Dans le deuxième exemple (Figure 5), on constate que si les mèmes "2" et "3" sont bien présents, le mème "8" est curieusement persistant. Curieusement, car comme l'indiquent les Figures 6 et 7, la répartition de la population que sa présence implique (6-3-3 ou 6-3-2-1) provoque une hausse de la mortalité chez les agents. Cependant, certains "mèmes 8" ont réussi à obtenir un changement assez bas et un prosélytisme assez élevé pour subsister et se répliquer. Il se produit l'effet auto-catalytique suivant : les mèmes de densités élevées provoquent des amas de population au sein desquels ils se trouvent renforcés et où leur pouvoir de réplication est démultiplié. Ainsi, un mème "suicidaire" du point de vue de son hôte peut être parfaitement viable dans l'idéosphère.

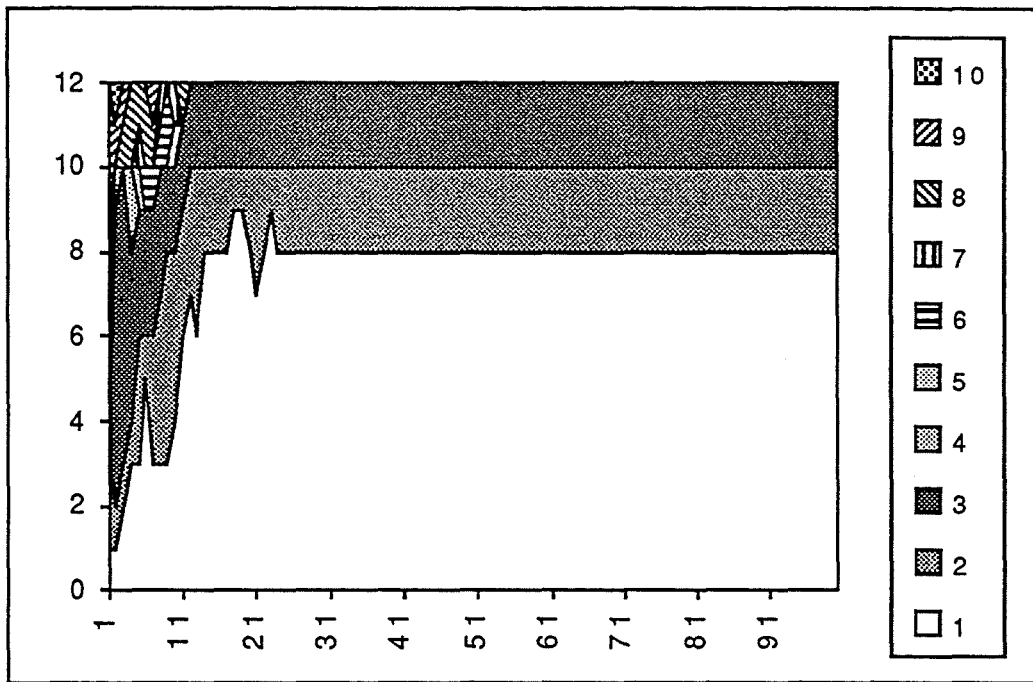


Figure 2 - Répartition des mèmes dans l'idéosphère (Exemple 1 sur 100 cycles).

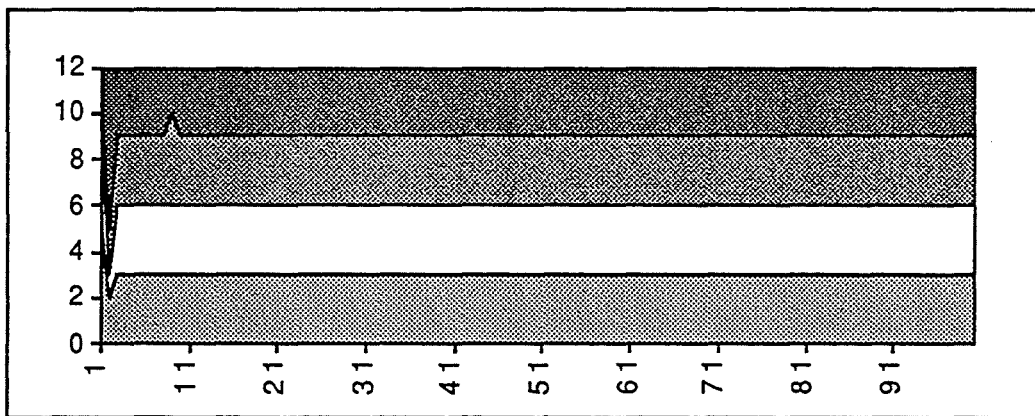


Figure 3 - Répartition de la population (Exemple 1 sur 100 cycles).

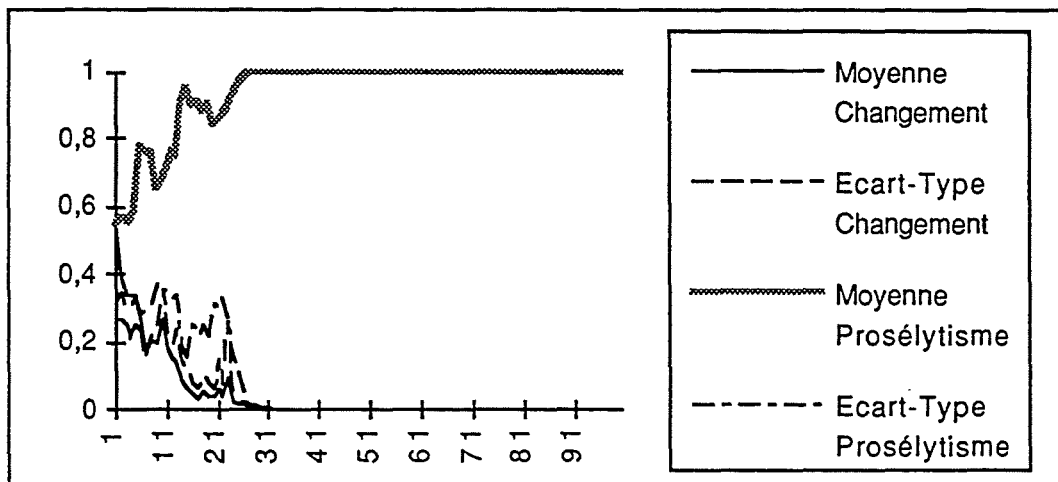


Figure 4 - Statistiques - Exemple 1.

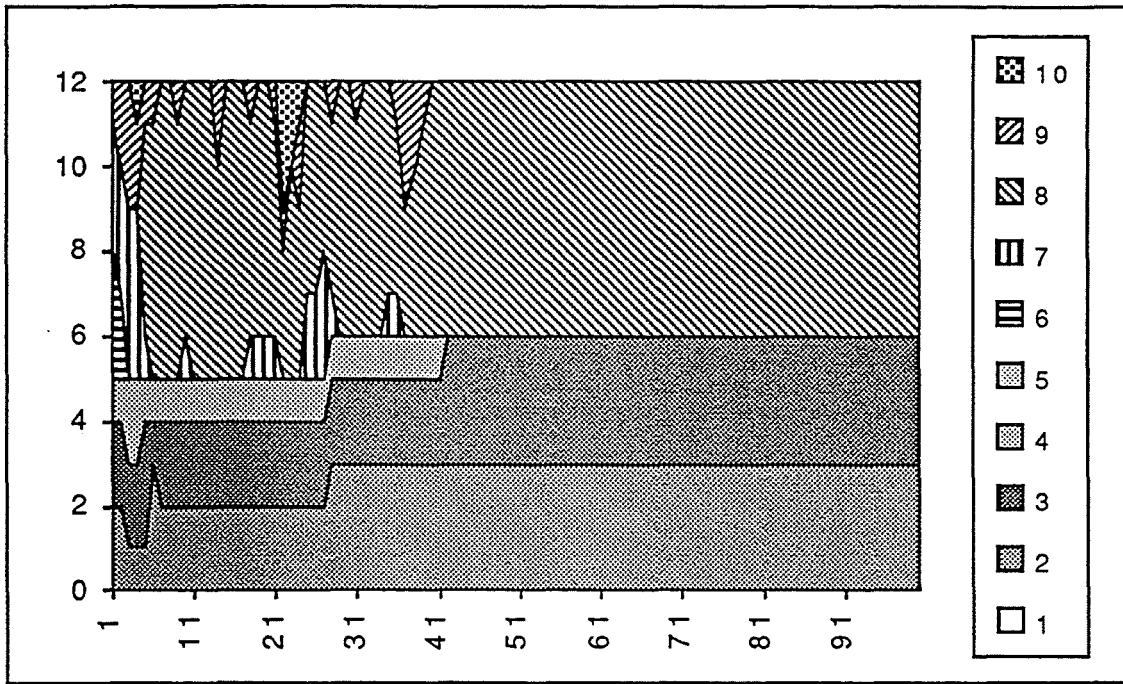


Figure 5 - Répartition des mèmes (Exemple 2 sur 300 cycles).

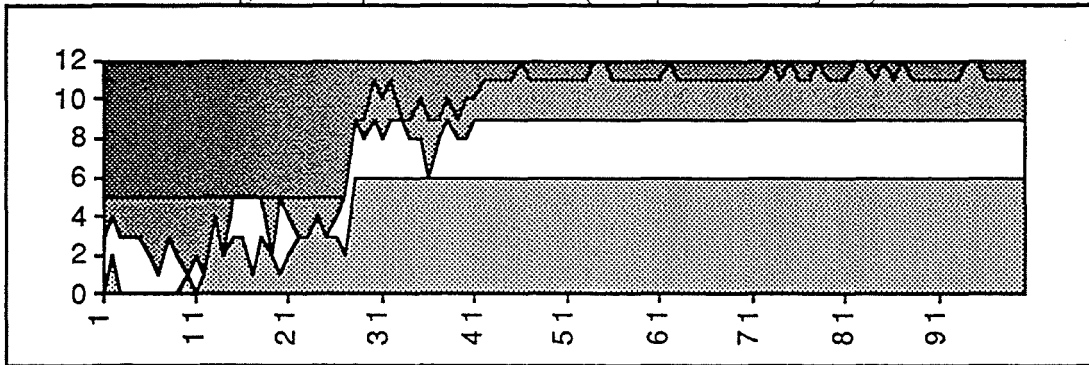


Figure 6 - Répartition de la population (Exemple 2 sur 300 cycles).

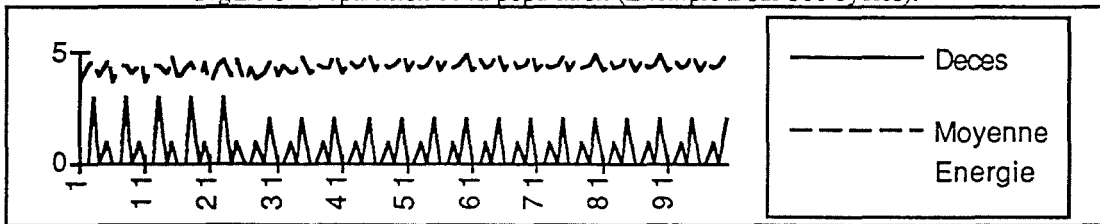


Figure 7 - Mortalité et Energie (Exemple 2).

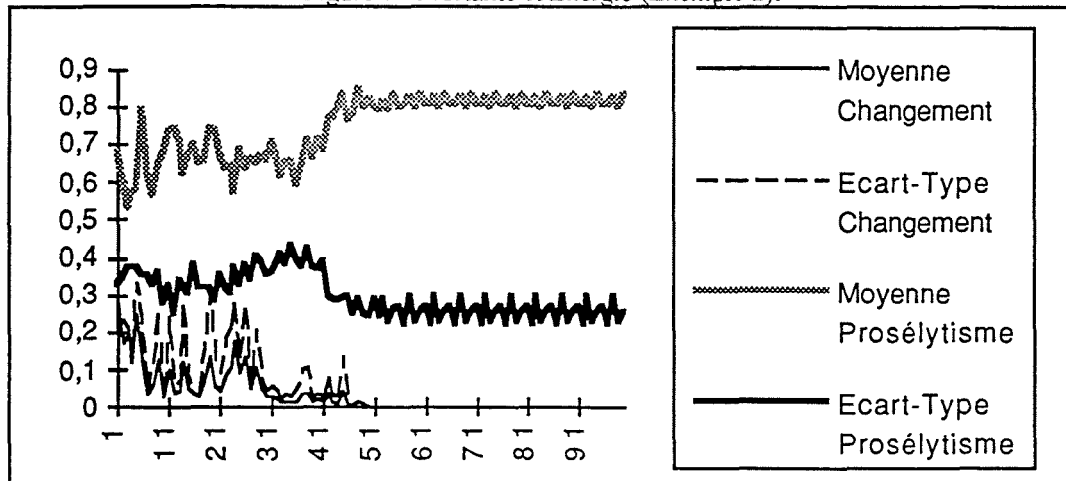


Figure 8 - Statistiques - Exemple 2.

Deuxième expérience

Dans la deuxième expérience, la capacité des territoires est fixée à quatre. L'excédent de nourriture permet de diminuer la mortalité, ce qui a deux effets. Si les mèmes de densité inférieure à 5 prédominent, on parvient rapidement à un état stable du point de vue des agents (répartition 4-4-4-0 ou 3-3-3-3). Sinon, l'effet auto-catalytique décrit ci-dessus est amplifié, comme dans l'exemple décrit par la Figure 9.

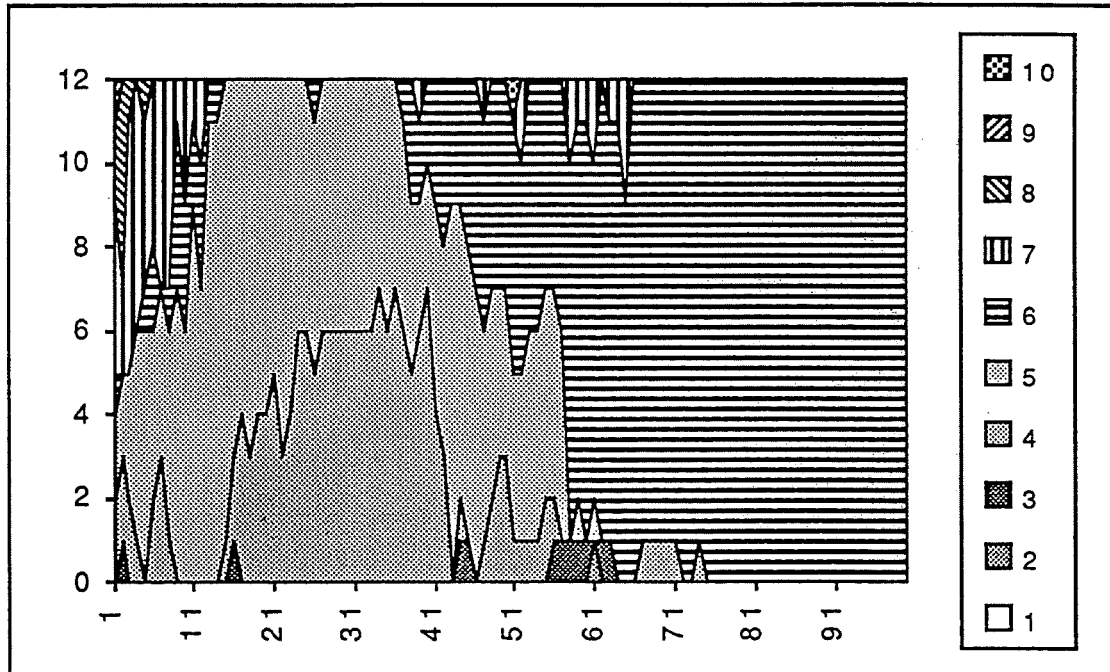


Figure 9 - Expérience 2 sur 300 cycles. La prédominance des mèmes "5" et "6" provoque rapidement une répartition de la population 6-6-0-0.

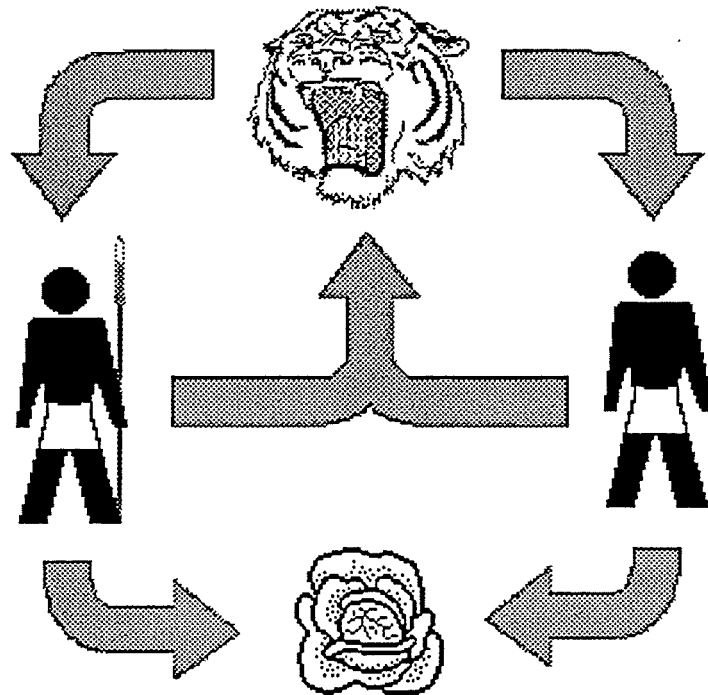


Figure 10 - Un environnement contraint. Une raréfaction des ressources naturelles pousse les agents à s'éparpiller mais des prédateurs attaquent les isolés.

Troisième expérience

Pour augmenter la pression de l'environnement sur les mèmes, des prédateurs sont introduits. Ils attaquent tous les agents d'un territoire si celui-ci en contient moins de quatre (Figure 10). La répartition idéale devient donc 4-4-4-0.

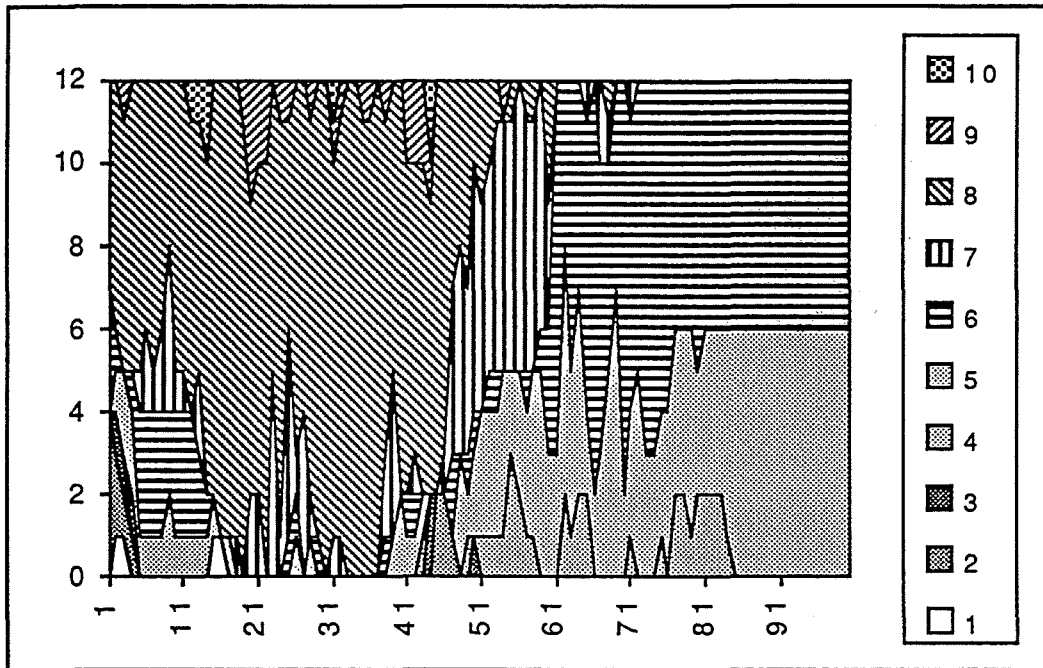


Figure 11 - Grandeur et déclin du mème "8" (sur 300 cycles)

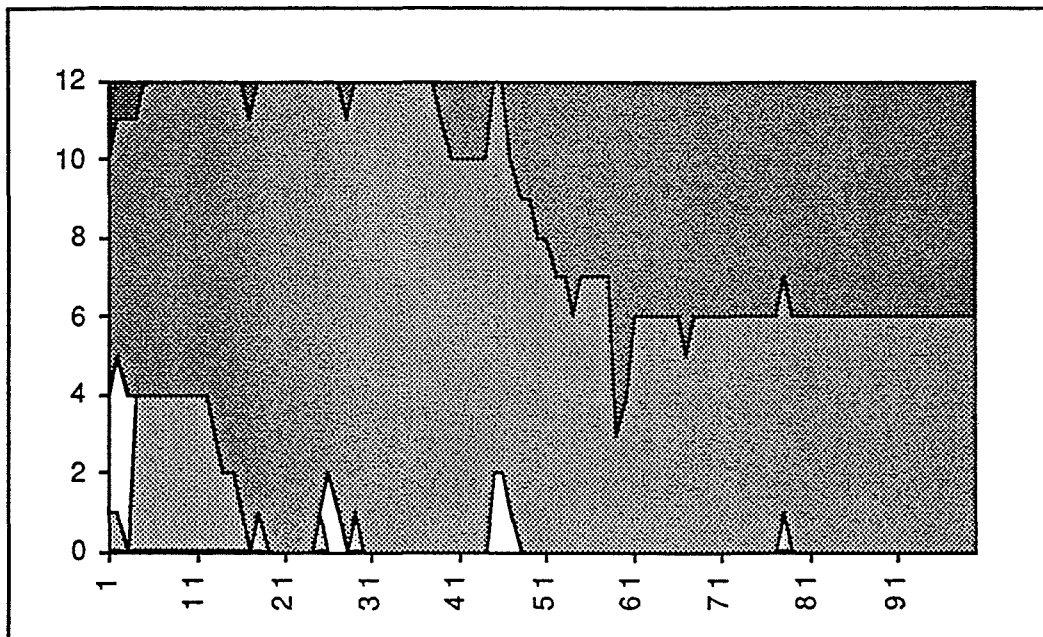


Figure 12 - Répartition de la population sur 300 cycles.

Tout comme dans les expériences précédentes, un mème de densité élevée (8) parvient rapidement à prendre le pas sur les autres. Aux alentours du centième cycle il a conquis toute l'idiosphère et provoqué un rassemblement de toute la population dans un unique territoire. Cependant, il est tellement inefficace (trop de morts dans le territoire principal et les quelques agents qui en sortent sont attaqués par les prédateurs),

que le système a bientôt raison de lui. Son paramètre de changement augmente rapidement jusqu'à provoquer sa mutation. Comme son prosélytisme a chuté dans le même temps, il ne peut enrayer son déclin.

Ceci ne signifie cependant pas que le même "4" prenne le dessus, les perturbations provoquées par les mêmes "5" et "6" étant suffisamment peu importantes pour qu'ils puissent perdurer.

Conclusion et perspectives

Il n'est pas nécessaire de chercher bien loin dans notre monde pour trouver des exemples d'idées suicidaires au niveau individuel adoptées par des sociétés entières. L'économie et la politique en sont des sources inépuisables. Le caractère inexorable de leur évolution est remarquable. Similairement, les mèmes de BACON, sont des entités particulières. Ce sont des idées sur le système qui, si elles sont efficaces, en deviennent des propriétés. Leur efficacité dépend de leur capacité à modifier le fonctionnement du système de telle sorte que leur réplique soit facilitée.

Si on retrouve ce mécanisme dans de nombreux phénomènes catastrophiques (course aux armements, crash boursier,...), il est heureusement aussi présent dans des domaines beaucoup moins inquiétants. Ainsi, il contribue à la naissance des cultures [Malinowski 68] ou des ethnosciences [Fournier 71]. Comme il est capable de simuler le cycle de double rétroaction liant société et culture, BACON est un outil tout à fait adapté à l'étude de tels phénomènes. Cela nécessitera cependant une modification des règles d'évolution des mèmes. Les mécanismes de changement et de prosélytisme pourront, par exemple, eux-mêmes devenir des "méta-mèmes" car la règle qui dit qu'un mème efficace doit rester immuable et se dupliquer le plus souvent possible n'est pas vraie dans tous les cas.

Bibliographie

[Assad & Packard 92] Andrew M. Assad & Norman H. Packard 1992. "Emergent colonization in an artificial ecology". In [Bourgine & Varela 92].

[Bourgine & Varela 92] Francisco J. Varela & Paul Bourgine 1992. "Toward a practice of autonomous systems", MIT Press.

[Bura & al 93] Stéphane Bura, France Guérin-Pace, Hélène Mathian, Denise Pumain, Lena Sanders 1993. "Multi-agents systems and the dynamics of a settlement system". In "Proceedings of Simulating Societies '93" Nigel Gilbert.

[Dawkins 89] "Le gène égoïste", Richard Dawkins 1989 (2ème Ed.), Armand Colin.

[Fournier 71] M. Fournier, "Réflexions théoriques et méthodologiques à propos de l'ethnoscience", Revue française de sociologie, 1971, XII.

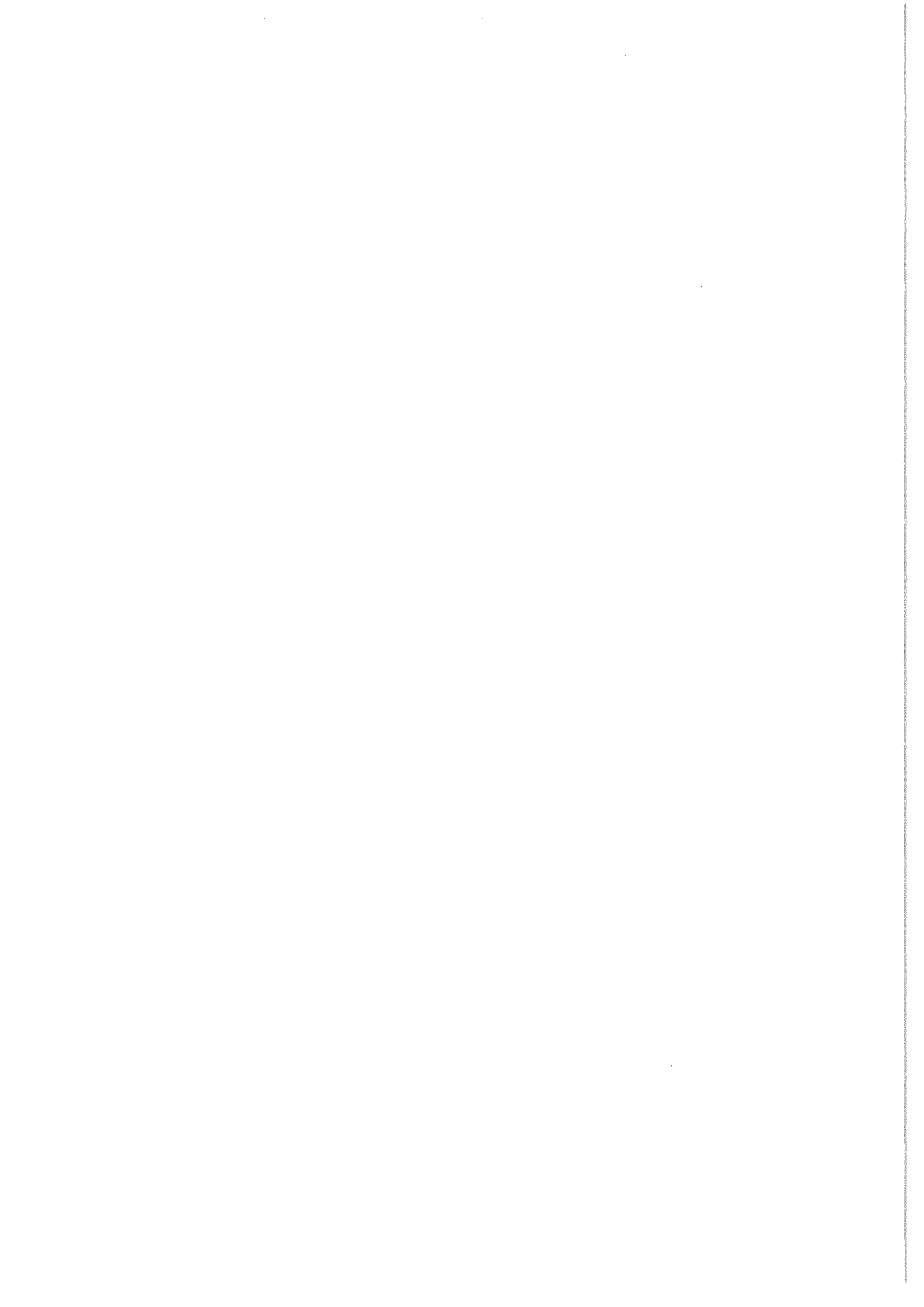
[Langton & al 91] "Artificial Life II" Christopher G. Langton, Charles Taylor, J. Doyne Farmer, Steen Rasmussen, Addison-Wesley.

[Malinowski 68] Bronislaw Malinowski 1968, "Une théorie scientifique de la culture", Seuil.

[Miriad 92] Miriad, "Approcher la Notion de Collectif", Actes de la Journée Multi-Agents du PRC-IA, Nancy, 1992. (Article Collectif de l'équipe MIRIAD, LAFORIA, Université Paris VI).

[Monod 70] Jacques Monod 1970. "Le hasard et la nécessité". Seuil.

[Steels 92] Luc Steels 1992. "Toward a theory of emergent functionality". In "Simulation of adaptive behavior: From animals to animats" Jean-Arcady Meyer & Stewart W. Wilson.



Comment une société d'agents autonomes peut-elle s'auto-organiser ?

CAZOULAT Renaud

LAIAC

Université de Caen

email: Cazoulat@univ-caen.fr

VICTORRI Bernard

ELSAP URA 123 CNRS

Université de Caen

email: Victorri@univ-caen.fr

1) Introduction.

La *vie artificielle* est un domaine pluridisciplinaire qui vise à comprendre et à expliquer les mécanismes du monde vivant et comment, partant des premières bactéries, il a atteint son niveau de complexité actuel. Elle regroupe de nombreuses branches d'activités, couvrant la biochimie, les sciences de l'évolution, l'écologie, l'éthologie, etc.

Depuis les équilibres des écosystèmes jusqu'aux insectes sociaux, l'observation du milieu naturel montre que le comportement global d'une société est généralement plus complexe que le comportement d'un simple individu. La réunion d'individus, au comportement simple mais qui coopèrent entre eux, provoque l'émergence de nouvelles propriétés du système ainsi formé. Le travail que nous présentons dans cet article s'inscrit dans un vaste programme de recherche que nous avons entrepris au LAIAC [Victorri-Cazoulat, 93 et vise à développer une méthodologie d'étude de ces interactions.

Pour d'étudier les interactions au sein de ces collectivités et comprendre les principes d'évolutions et de coopérations, il faut pouvoir décrire complètement le système et son fonctionnement mais aussi ses possibilités de transformation. Une phase de simulation est nécessaire, sinon primordiale, afin de valider les hypothèses émises lors de la définition du système.

La méthode de simulation proposée utilise des automates complexes, les agents auto-organisés, possédant la propriété de réagir de façon autonome face aux interactions extérieures. Ils seront dotés également de capacités d'apprentissage et de possibilités d'évolution. La formalisation de tels automates, en utilisant un langage adapté, permet d'envisager une simulation informatique mais aussi l'automatisation de son élaboration.

2) La problématique.

Notre projet global vise la simulation d'un mini écosystème composé d'agents autonomes qui vont évoluer librement sur un territoire. Trois types d'agents A, B et C vont constituer un système fortement interactif du type proie-prédateur. B mange A et C mange B. Par exemple ces trois agents peuvent représenter respectivement une espèce végétale, une espèce animale herbivore et une espèce animale carnivore. Dans la nature, ces contraintes sur l'existence sont l'amorce d'une vie sociale, car elles introduisent la nécessité d'apparition, pour la survie de l'espèce, des phénomènes de compétition pour la nourriture et de coopération pour lutter contre le prédateur.

Notre étude à long terme porte sur la mise en place d'une forme simple de communication, qui va aboutir à la création d'une auto-organisation de la société. L'idée de base est de doter les agents de *capacités individuelles* : l'émission et la perception d'un signal auditif, visuel ou olfactif. Nous espérons obtenir l'émergence d'une signification de ce signal. Ce sont des mécanismes d'évolution qui vont permettre l'émergence d'un langage social. L'apprentissage "génétique" permet ce genre d'évolution. Dans le contexte de notre projet, ce type d'apprentissage implique le *codage* de l'organisation et de la structure de l'agent sous la forme d'un "génom" susceptible de *mutations*. La *reproduction* est une condition nécessaire pour obtenir ces mutations. Enfin, la mesure de l'adéquation d'un agent avec son environnement (fitness) permet d'effectuer la sélection des agents les plus adaptés. La reproduction sexuée accélère l'évolution en permettant un mélange plus rapide des mutations [Langaney, 92] . En accord avec la méthodologie présentée ci-après, nous avons commencé par une simulation plus simple comprenant uniquement deux espèces A et B et utilisant le signal visuel. C'est l'objet de cet article.

2-a) Le paradigme de la simulation

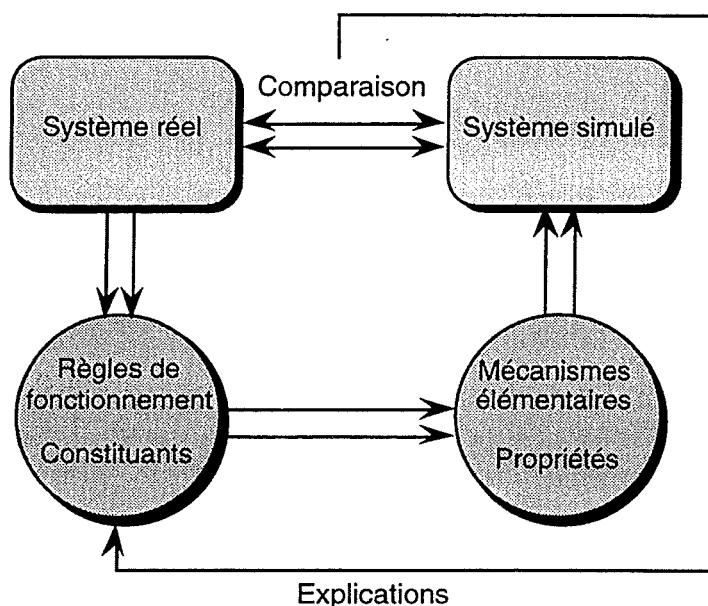
Pour étudier un phénomène quelconque et produire un modèle de son fonctionnement, il est possible d'utiliser au moins deux méthodes différentes. La première considère le phénomène comme une boîte noire et procède par l'observation et l'analyse des interactions de celle-ci avec l'extérieur. Ces observations permettent en premier lieu de trouver les caractéristiques essentielles du système. Ensuite des règles générales de fonctionnement sont déduites, capables de reproduire les caractéristiques de fonctionnement.

Plusieurs problèmes sont inhérents à cette méthode. L'extraction des propriétés est souvent une opération difficile, et nécessite une observation rigoureuse et complète du phénomène. Les modèles ainsi construits sont généralement de nature statistique et permettent surtout de *prédire* le comportement du système. Or "prédire n'est pas expliquer" [Thom,91], et ces modèles ne peuvent que rarement rendre compte du fonctionnement du système mais seulement du résultat de ce fonctionnement.

L'alternative est radicalement opposée, c'est la méthode explicative [Breitenberg, 88]. Cette démarche commence par une phase d'analyse descendante consistant à chercher les propriétés et les mécanismes élémentaires du système réel. Ces informations servent à construire un premier modèle simple. Il est possible d'appréhender complètement le fonctionnement de ce système. Le résultat de la simulation de ce modèle est alors comparé avec le système réel. Cette comparaison permet de valider les hypothèses sur le système en tant qu'explications. Ce premier modèle est peu à peu complexifié, de manière à reproduire de plus en plus fidèlement le phénomène étudié.

Bénéficiant des analyses des modèles précédents, il est beaucoup plus facile d'étudier le nouveau modèle.

Cette boucle "analyse construction comparaison" est récapitulée ci-dessous :



La simulation est une étape importante car elle permet de tester et de valider ces modèles successifs. Suivant les résultats de la comparaison, les constituants et les règles sont modifiés, puis testés de nouveau avec une autre simulation. Cette approche permet de contrôler entièrement le système ainsi construit, et donc de proposer une explication complète du système. Pour avoir une idée de *l'évolution* et de la validité du système dans le temps, la solution la plus réaliste en pratique est la simulation. De plus si le système simulé a suffisamment de possibilités d'évolution, il est tout à fait envisageable de le laisser se modifier automatiquement afin qu'il acquiert la structure et l'organisation désirées.

De telles simulations utilisent généralement des méthodes complexes (comme les algorithmes génétiques ou les réseaux de neurones) et impliquent de simuler un grand nombre d'entités distinctes et pendant un laps de temps de simulation important ou un grand nombre de générations. Elles demandent un investissement matériel et logiciel important car elles nécessitent des programmes longs, lourds à développer, gourmands en mémoire et en temps machine. Une méthode de programmation plus déclarative facilite l'écriture de tels programmes. La méthode proposée ici utilise un langage de description conjointement avec un générateur automatique de programme. Les avantages d'un générateur sont multiples :

- L'utilisation d'un *langage* de type *déclaratif* pour décrire la simulation permet de mieux formaliser le phénomène étudié. De plus cela permet d'effectuer des modifications beaucoup plus aisément que dans un programme classique.

- L'existence d'une *plate-forme* commune aussi bien pour la description des problèmes que pour l'exécution de la simulation donne une base permettant de comparer et éventuellement de fusionner deux simulations.
- La génération automatique d'une *interface graphique*, des outils d'analyses intégrés et l'automatisation de la production du code apportent non seulement un gain de temps important en passant directement de la phase "formalisation du problème" à la phase "test de la simulation" mais aussi la possibilité d'observer et de modifier en temps réel la simulation.

- De tels outils permettent d'envisager l'étude et la simulation de groupes d'agents autonomes et de leurs interactions au sein des groupes mais aussi avec le milieu extérieur.

2-b) La méthode de simulation.

Inspirés des organismes vivants et des travaux de F. Varela sur l'autopoïèse [Varela89], les agents auto-organisés sont basés sur les automates cellulaires, notablement enrichis et dotés de fonctions de transition évoluées. Les caractéristiques d'un tel automate sont l'autonomie et la capacité à conserver son identité. Pour cela, il doit réagir à toutes perturbations éventuelles par des actions visant à garder un état d'équilibre. Le système va devoir conserver sa cohérence lors de son évolution dans le temps et dans l'espace. Un système auto-organisé se caractérise donc par sa robustesse face aux changements de son environnement.

Pour cela il dispose d'un état interne, qui est la représentation, la caractérisation, de l'automate à un instant donné. Il existe donc un sous ensemble d'états valides, le domaine de validité dans lequel le système doit s'efforcer de rester. Si l'état interne sort de ce domaine, l'existence du système est menacée, c'est pourquoi nous parlerons aussi de domaine de viabilité. Ce principe n'est pas sans rappeler les concepts de milieux intérieurs et d'homéostasie développés par Claude Bernard .

L'automate et son évolution sont définis entièrement par un couple : la structure et l'organisation.

La structure décrit précisément tous les constituants du système. Ils sont de plusieurs types comme l'état interne, les éléments détecteurs, moteurs, constructeurs. Ces éléments fixent le domaine d'expression du système. Ils vont interagir entre eux afin de permettre au système de rester dans son domaine de viabilité. La structure d'un automate, en vie artificielle, comporte finalement peu de types de constituants.

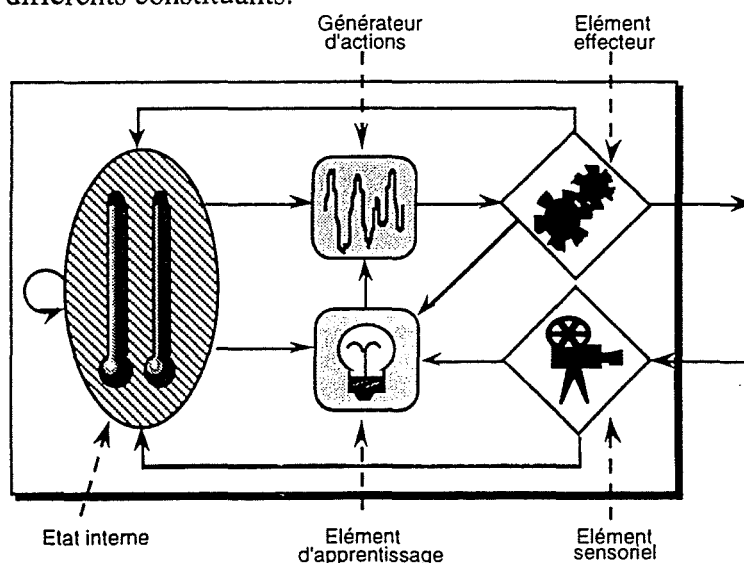
- Un *état interne*, qui va jouer le rôle de centre de contrôle.
- Des *senseurs* qui vont renseigner le centre de contrôle sur le monde extérieur.
- Des *effecteurs* qui vont permettre au système d'agir sur l'extérieur, soit par des déplacements soit par des modifications de l'environnement.

- Des *modules adaptatifs* qui vont donner au système des capacités minimales d'apprentissage.

L'organisation, c'est à dire les interactions entre les constituants, est définie par un ensemble de règles de fonctionnement. Ces règles sont en général simples, mais la dynamique qu'elles induisent provoque l'émergence de nouvelles propriétés intrinsèques au système ainsi formé.

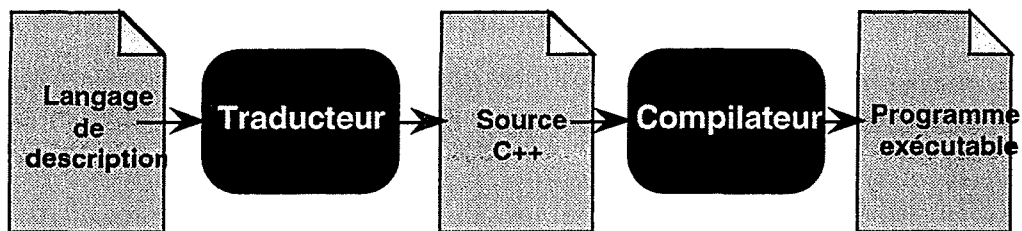
Pour maintenir l'état interne dans son domaine de viabilité, l'automate auto-organisé va devoir agir sur l'environnement via des éléments effecteurs. L'activité des effecteurs va être influencée par l'état interne via un générateur de mouvements effecteurs. Le générateur va activer aléatoirement les effecteurs. La fonction aléatoire utilisée est modulée par l'état interne. De plus, les effecteurs sont eux-mêmes reliés à l'état interne. Cette liaison donne au système la connaissance de l'action et réalise une première boucle sensori-motrice. C'est un premier système autonome.

L'état interne est constamment modifié au moyen des senseurs. Un senseur mesure une caractéristique précise d'une portion de l'environnement ou de l'automate lui-même. L'introduction des éléments sensoriels crée un nouveau système autonome, plus complexe et plus riche car il est capable d'effectuer un processus d'attention (ou d'alerte) *extéroceptif*. Ce système ne va pas réagir face à l'extérieur mais la modification des perceptions va modifier ou déclencher, via l'état interne, les mouvements moteurs. Il est donc *auto-alimenté*. Les perturbations viennent s'inscrire de manière naturelle dans cette boucle, elles ne déclenchent pas l'activité du système. Pour éviter que les relations entre les constituants soient figées et définies une fois pour toutes, il faut introduire la notion de *plasticité*. Afin de pouvoir évoluer dans son comportement, le système doit comprendre un élément d'apprentissage. Ce peut être un système expert, un réseau de neurone ou tout autre algorithme capable d'apprentissage. La figure ci-dessous récapitule les liens entre les différents constituants.



2-c) L'architecture du programme.

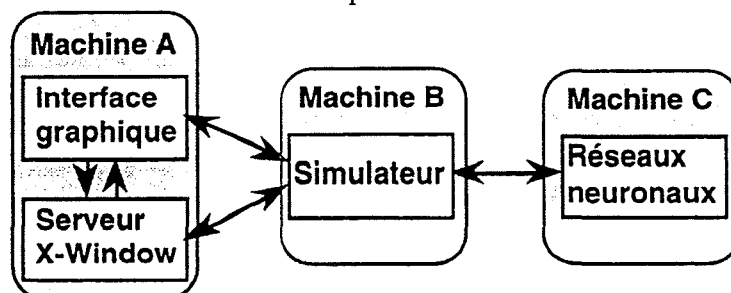
La rapidité d'exécution étant un impératif important, il faut utiliser un mécanisme capable de transformer la définition des automates et du monde, exprimée dans un langage spécialement conçu, en un programme exécutable directement par l'ordinateur. La méthode retenue est un traducteur produisant, à partir du fichier texte contenant la définition, les sources d'un programme C++. Ce dernier est compilé puis lié à des modules contenant le moteur du simulateur et la gestion de l'interface graphique.



Comparée à l'utilisation d'un interpréteur, la production d'un programme directement exécutable présente l'avantage d'optimiser au maximum la vitesse d'exécution et la gestion de la mémoire. Ces deux conditions permettent en pratique d'envisager des simulations rapides, contenant un grand nombre d'entités qui vont évoluer sur de nombreuses générations, et surtout dans un laps de temps acceptable. La génération de code C++ offre un avantage supplémentaire : la possibilité d'incorporer directement du langage source dans le corps des actions des composants. Cela offre la possibilité de créer des fonctions complexes ou utilisant des méthodes nouvelles non prévue dans le simulateur. Cette méthode cumule la facilité d'expression et d'utilisation d'un langage déclaratif avec l'universalité des langages impératifs classiques.

Le processus de simulation résultant n'est pas utilisé tel quel, mais conjointement avec d'autres processus. Un deuxième processus gérant l'interface graphique va assurer le dialogue entre l'utilisateur et le processus de simulation. Enfin, un ou plusieurs autres processus vont se charger de la gestion des réseaux de neurones. Une telle architecture, utilisant les systèmes Unix et X-Window permet de lancer chaque processus sur une machine différente, augmentant encore les capacités de la simulation.

Le schéma ci-dessous montre un exemple de distribution des différents processus



2-d) Principes du langage de simulation.

L'unité de base est le composant. C'est la traduction informatique d'un automate auto-organisé. Tous les objets présents dans la simulation seront des composants. Une fois définie, la structure du composant est figée. Si un composant doit évoluer dans le temps, ce ne sera pas dans sa structure mais dans son organisation. Le composant évolue dans un terrain. C'est un damier dont chaque case contient un ou plusieurs agents. Les bords de l'environnement sont reliés entre eux afin de former un tore. Un composant est constitué de variables d'états, d'éléments sensoriels et moteurs. Il possède des règles de fonctionnement et doit obéir à des lois régissant tous les types de constituant. A chaque top d'horloge, l'état de tous les agents est calculé en appliquant les règles qui ont été décrites. Les interactions avec l'environnement, donc avec d'autres agents, s'effectuent grâce à des envois de messages à l'agent concerné. Tous les objets sont présents dans la simulation sous forme d'agents autonomes. L'interface graphique permet de suivre et de modifier en temps réel l'évolution soit de la simulation via une carte du monde, soit d'un agent particulier, un élément graphique représentant chaque constituant de l'agent.

3) Une première étape : la simulation des régulations d'une société.

La simulation doit assurer un minimum de viabilité aux agents présents afin de donner à ceux-ci le temps de prouver leur qualité d'adaptation et de se reproduire. Notre démarche consiste à construire un monde "minimum" mais stable, qui va servir de base de la simulation. Le monde minimum est constitué tout d'abord d'un composant *terrain*, qui va servir de substrat sur lequel un composant *plante* va se développer. Un composant plus complexe, de type *animal*, va évoluer parmi ces composants statiques en se nourrissant de l'espèce plante. Cette association, à cause des interactions plante/animal, constitue un premier système dynamique.

Les équations de Lotka-Voltera [Jolivet, 83] forment un système de deux équations différentielles qui modélisent les variations des populations d'un ensemble proie-prédateur. Si x représente la population des proies à un instant donné et y la population des prédateurs, alors, pendant un bref intervalle de temps Δt , le nombre de proies va augmenter proportionnellement à x d'un facteur A . Dans ce même temps, la diminution d'effectif occasionnée par les prédateurs est proportionnel à leurs rencontres avec des proies, soit Bxy . Il en découle l'équation :

$$x' = Ax - Bxy \quad (1)$$

Inversement, la diminution du nombre de prédateurs est proportionnelle à son effectif : Cy . Alors que l'augmentation est proportionnelle au nombre de rencontres avec des proies, soit Dxy . La deuxième équation prend la forme :

$$y' = -Cy + Dxy \quad (2)$$

Pour connaître le comportement de ce système, il faut étudier l'allure de la trajectoire du point $(x(t), y(t))$. Cette étude permet de vérifier l'adéquation du modèle théorique avec un système réel. Pour étudier la dynamique de ce système composé des équations (1) et (2), il faut d'abord chercher les points à l'équilibre, donc quand $x' = y' = 0$. On obtient deux équations simplifiées :

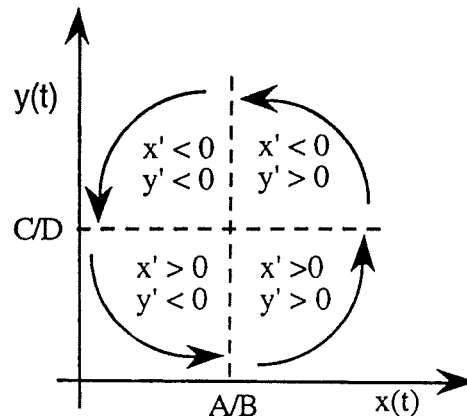
$$Ax - Bxy = 0 \quad \Rightarrow \quad x = 0 \text{ ou } y = A/B \quad (3)$$

$$-Cy + Dxy = 0 \quad \Rightarrow \quad y = 0 \text{ ou } x = C/D \quad (4)$$

Nous obtenons deux points d'équilibre. Le point $(0, 0)$, trivial, n'est pas stable et l'autre point $(A/B, C/D)$ est le point d'équilibre dont il faut étudier la stabilité. Si on trace les deux droites d'équations (3) et (4) qui indiquent le changement de signe des dérivées, on obtient quatre quadrants. Dans chaque quadrant on peut analyser les signes de x' et y' et donc avoir une première idée de la trajectoire.

Par exemple dans le quadrant I, x' est négatif donc la population des proies diminue. Le nombre des prédateurs, lui, augmente car y' est positif.

La figure ci-dessous récapitule les quatre cas, en indiquant par une flèche l'allure de la trajectoire de $(x(t), y(t))$.



La trajectoire sera donc soit un cycle, soit une spirale qui converge vers le point d'équilibre, une spirale divergente. Pour caractériser sa forme il faut se livrer à une étude plus poussée qui consiste à trouver une fonction de Liapounov pour étudier la stabilité des populations. Cette fonction, H , est construite avec les critères suivants:

- $H(x, y) = F(x) + G(y)$
- $H'(x, y) \leq 0$.

Hirsh et Smale montre que cette fonction peut prendre la forme suivante :

- $H(x, y) = Cx - D \log x + By - A \log y$

On obtient une fonction constante le long des courbes solutions des équations (1) et (2). Cela implique que les courbes solutions de (1) et (2) sont une série d'orbites closes et centrées sur le point stable $z = (A/B, C/D)$.

La distance séparant une orbite du point z et la forme de cette orbite dépendent non seulement des valeurs de $A, B, C,$ et $D,$ mais aussi des valeurs initiales de x et $y.$ Pour des mêmes valeurs des paramètres $A, B, C, D,$ les courbes formeront des orbites distinctes si les populations de départ sont différentes.

Donc chaque trajectoire d'une équation de Lotka-Voltera est une orbite fermée, excepté pour le point d'équilibre z ou pour des valeurs initiales nulles. Il en découle que quelles que soient les conditions initiales, aucune des deux espèces ne va ni disparaître, ni augmenter indéfiniment, ni rester constante.

3-a) La simulation des équations de Voltera.

Cette première simulation va servir de base pour les simulations suivantes. Elle doit garantir la pérennité de chaque espèce dans le temps. Il faut que l'effectif des animaux (prédateurs) et des plantes (proies) suivent le modèle de Voltera, c'est à dire que les courbes des effectifs soit des orbites closes. Les constituants sont définis en fonction des paramètres des équations (1) et (2). La proie est immobile, les seules règles définies régissent l'action de reproduction et la réaction lorsqu'elle est mangée. Le prédateur est mobile, peut manger une proie se reproduire et mourir. Pour la simulation, les paramètres des équations de voltera vont représenter respectivement :

- $A \rightarrow$ la fréquence de reproduction de la proie.
- $B \rightarrow$ la fréquence de mort de la proie.
- $C \rightarrow$ la fréquence de mort du prédateur.
- $D \rightarrow$ la fréquence de reproduction du prédateur.

Le déplacement du prédateur est aléatoire.

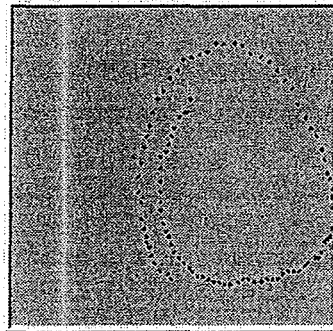
```

Composant Terre {
  Reponse Bouger(Predateur) { return (VRAI); } // réponses
  Reponse Reproduire(Proie) { return (VRAI); } // aux différentes
  Reponse Reproduire(Predateur) { return (VRAI); } // actions
}
Composant Proie {
  Propriete A = 30;
  Action Reproduire () {
    Periode 1;
    Hasard n (0, 100);
    Hasard x (0, LargeurTerrain); Hasard y (0, HauteurTerrain);
    Code { if (n < A) Creation (x, y); } // code C++
  }
  Reaction Manger (Proie) { Destruction (); } // code C++
};
Composant Predateur {
  Propriete B = 25;
  Propriete C = 10;
  Propriete D = 15;
  Action Bouger () {
    Periode 1;
    Hasard x (-1, 1); Hasard y (-1, 1);
    Code { Position (x, y); } // code C++
  }
  Action Mourir () {
    Periode 1;
    Hasard n (0, 100);
    Code { if (n < C) Destruction (); } // code C++
  }
  Action Manger () {
    Periode 1;
    Test { Accepte Proie; }
    Hasard n (0, 100);
    Code { if (n < B) Réaction (0, 0, Manger); } // code C++
  }
  Action Reproduire () {
    Periode 1;
    Hasard n (0, 100);
    Hasard x (0, LargeurTerrain); Hasard y (0, HauteurTerrain);
    Code { if (n < D) Création (x, y); } // code C++
  }
};

```

Exemple d'utilisation du langage déclaratif : Programme de la simulation du modèle de Voltera

Les résultats de la simulation montre que les effectifs de chaque population suivent des courbes sinusoïdales légèrement déphasées. Nous obtenons ainsi des orbites quasiment closes. Ces orbites sont bien sur légèrement fluctuantes en raison de la composante aléatoire de la simulation.



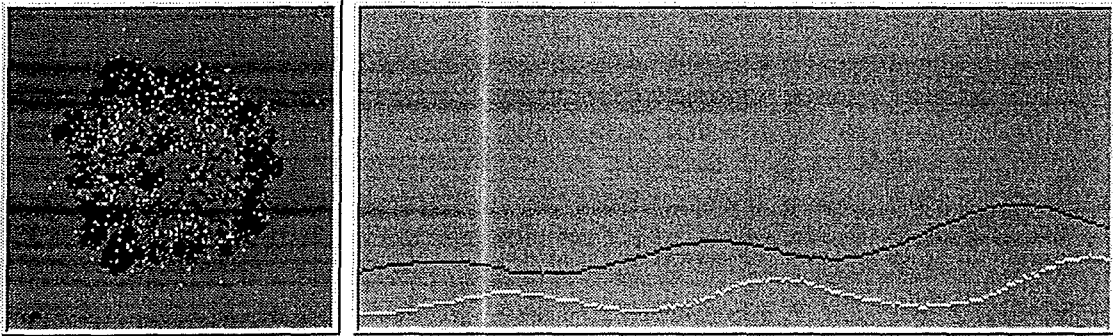
Effectif des proies en fonction de l'effectif des prédateurs, suivant le modèle de Voltera.

En fait, le système minimum ainsi formé n'obéit pas complètement aux équations différentielles car le simple ajout d'une composante aléatoire conduit à une dynamique avec un *cycle attracteur*. Néanmoins le système se perpétue indéfiniment. Mais ce modèle est très simple et s'éloigne énormément de la réalité à cause des présuppositions sur les quatre paramètres (par exemple les naissances de prédateurs sont proportionnelles aux rencontres avec les proies). Il est important de savoir si un système plus complexe obéit également à ces lois. En effet il ne peut plus s'étudier comme celui de Voltera, les équations devenant trop difficiles à résoudre. L'unique solution est d'analyser les résultats d'une simulation pour savoir si le système converge vers un cycle attracteur,, vers un point d'équilibre attracteur (aucune composante nulle) ou alors vers un point d'équilibre avec au moins une composante nulle. Ce dernier cas se caractérise par la disparition d'une ou des deux espèces.

3-b) Un deuxième modèle plus réaliste.

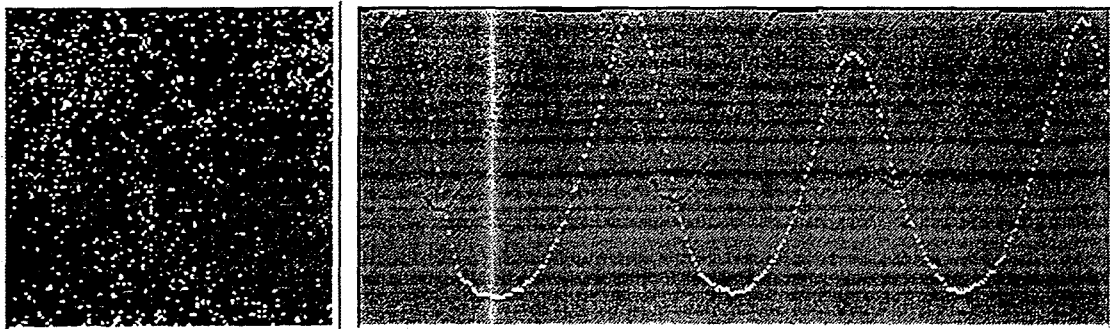
Cette deuxième simulation est un enrichissement de la précédente. Les composants sont calqués un peu plus sur la réalité. Ils possèdent une durée de vie et une période de reproduction. Les prédateurs possèdent en plus un niveau d'énergie diminué par le déplacement et le vieillissement mais augmenté par la consommation de plantes. Les résultats obtenus montrent que l'évolution des effectifs de ce système décrit des ellipses

de centres et de rayons variables. Les courbes ci-dessous montre la progression simultanée des effectifs des prédateurs en clair et des proies en foncé.



Carte du terrain et courbes des populations au début de la deuxième simulation.

Du fait de la nature topologique de la simulation, la probabilité de rencontre n'est pas constante mais varie suivant les effectifs des deux populations et leur répartition sur le terrain. Le système passe constamment d'une orbite à une autre. Sur l'exemple ci-dessous, nous pouvons constater toutefois que les variations se stabilisent assez vite et que la période des oscillations varie très peu. Bien que les équations caractérisant ce système soient trop complexes à étudier, nous pouvons voir *expérimentalement* que les effectifs des populations suivent une progression similaire à celle définie par le premier modèle, c'est à dire un cycle attracteur. La simulation ne va pas s'arrêter à cause de la disparition de l'une des deux espèces.



Carte du terrain et courbes des populations au cours de la deuxième simulation.

La carte du terrain permet de vérifier l'uniformité de la répartition de la population. En effet, comme les déplacements sont aléatoires, les prédateurs vont avoir une trajectoire de type brownien et ainsi occuper au mieux l'ensemble du terrain.

3-c) Introduction des interactions et de l'apprentissage.

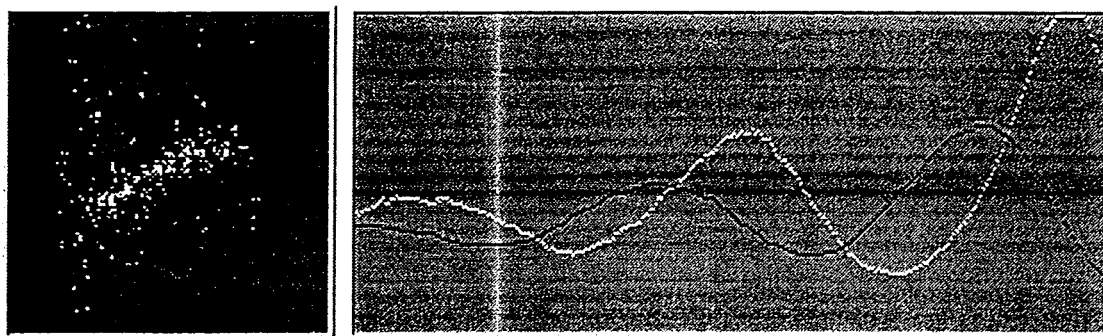
L'étape suivante utilise un signal émis passivement par tous les composants : *le signal visuel*. L'intérêt est double. D'abord pour vérifier que l'introduction de la vue est

suffisante pour faire émerger un comportement à caractère social. Ensuite, si un tel comportement existe, regarder son influence sur les effectifs des populations.

Le traitement des informations visuelles est assuré par un type de réseau de neurones adapté à ce genre de problèmes : le réseau à couches¹. De plus une étude précédente montre que ce type de réseau permet de simuler un comportement élémentaire [Cazoulat, 91]. Les prédateurs sont dotés d'un senseur simulant la vue, relié au réseau de neurone, dont la sortie va conditionner les déplacements. Aucun apprentissage n'est fait sur le réseau, mais son contenu est transmis aux descendants éventuels. Des mutations interviennent en modifiant aléatoirement les valeurs des poids du réseau pendant la reproduction. Celle-ci correspond en fait à un clonage. Les prédateurs ainsi définis correspondent parfaitement aux *automates génétiques* de Langanay.

Au départ le réseau possédant un contenu aléatoire, le comportement des prédateurs sera également aléatoire. C'est l'environnement qui va valider les réseaux les plus pertinents en permettant leur reproduction. Cette simulation nécessite donc un grand nombre de générations pour voir émerger un réseau apportant un comportement adapté. Mais elle seule permet de suivre l'évolution du comportement des prédateurs. Nous observons trois phases.

Tout d'abord, au début de la simulation, le comportement est erratique, mais les composants se déplacent en troupes. Parce qu'ils dérivent tous d'un ancêtre commun, ils ont les mêmes réponses aux mêmes stimuli. Ce sont les mutations qui vont permettre l'apparition de comportements différents.



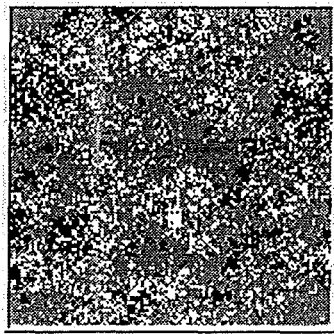
Carte du monde et courbes des populations de la troisième simulation.

Ensuite, nous pouvons remarquer l'apparition d'agrégats le long des frontières entre le terrain vide et les plantes, avec des phénomènes de migration. Les mutations ont fait apparaître des comportements de type grégaire.

¹ Pour de plus amples informations sur les réseaux de neurones, voir le livre De Davallo et Naïm, "Les réseaux de neurones" aux éditions Eyrolles.

Finalement, au bout de quelques milliers de générations, la population des prédateurs augmente jusqu'au seuil critique à partir duquel la population des proies devient trop faible pour assurer la pérennité des prédateurs. Le système n'est plus stable.

Dans l'exemple ci-dessous, la population des prédateurs dépasse trois mille éléments alors qu'elle ne dépassait que rarement deux mille éléments dans les simulations précédentes. Dans un sens, nous pouvons dire que l'introduction du réseau de neurones a amélioré l'adaptation des prédateurs en améliorant leur répartition topographique.



Carte du monde au cours de la troisième simulation

Il faut noter une caractéristique intéressante liée aux cycles des populations. Lorsque la population des prédateurs atteint un minimum, il ne reste que les composants les mieux adaptés, donc le cycle suivant démarre avec un "pool génétique" réduit mais expurgé de tous génomes inadéquats.

Conclusion.

La prochaine étape consistera à introduire des prédateurs de prédateurs, afin de réguler la population de ces derniers. En même temps, nous introduirons le cri. Des réactions de fuite (cri de détresse pendant l'attaque du prédateur) ou d'attraction (cri de contentement lors de l'absorption de nourriture) devraient se mettre en place grâce à la pression évolutive. Enfin des formes d'apprentissage dynamique des réseaux, utilisées conjointement avec la reproduction sexuée, doivent permettre une accélération de l'évolution et l'émergence de comportements sociaux.

Références bibliographiques.

- ACKLEY D.H., LITTMAN M.L. "interactions between learning and evolution". (Artificial life II 1991)
- ASSAD M. Andrew, PACKARD H. norman. "Emergent colonization in an artificial ecology". (ECAL 1991)
- BERNARD claude.

- BREITENBERG Valentino. "Véhicules". (Presses universitaires romandes)
- CAZOULAT Renaud. "Simulation de comportement avec des réseaux de neurones". (Mémoire de DEA 1991)
- CARIANI P. "Emergence and artificial life". (Artificial life II 1991)
- DAWKINS Richard. "The evolution of evolvability". (Artificial life 1989)
- FERBER, DROGOUL, CORBARA, FRESNEAU. "A behavioral simulation model for the study of emergent social structures". (ECAL 1993)
- FONTANA W. "Algorithmic Chemistry". (Artificial life II 1991)
- JAISSON Pierre. "La fourmi et le sociobiologiste". (Editions Odile Jacob)
- JOLIVET Emmanuel "Introduction aux modèle mathématiques en biologie".(Masson 1983)
- LANGANEY André. "Le sexe et l'innovation". (Seuil, 1979)
- LINDENMAYER Aristid. "Developmental models of multicellular organisms. (Artificial life II)
- HIRSH Morris, SMALE Stephen. "Differential equations, dynamical systems, and linear algebra". (Academic Press 1974)
- PATTEE H. "Simulations, realization, and theories of life". (Artificial life II 1989)
- TOM René. "Prédire n'est pas expliquer". (Editions Eshel)
- VARELA Francisco. "Essai sur le vivant". (Editions Seuil)
- VINCENT Jean-didier. "Biologie des passions". (Editions Points)
- VICTORRI Bernard, CAZOULAT renaud "Auto-organisation et émergence es symboles". (Actes du colloque Symboliconnexionisme 1993)
- YAMAUCHI Brian, BEER Randall. "Escaping static and cyclic behaviour in autonomous agents". (ECAL 93)

De l'intérêt des sosies dans un système autonome

Philippe COLLARD

Jean-Philippe AURAND

Joëlle BIONDI

Laboratoire I3S — Bât. 4
CNRS, URA 1376, UNSA
250, av. Albert Einstein *Les Lucioles 1*,
Sophia-Antipolis, 06560 VALBONNE - FRANCE
Tél : (33) 92 94 26 17, Fax : (33) 92 94 28 98

Résumé

Les algorithmes génétiques sont habituellement utilisés pour faire évoluer une population afin de déterminer les solutions optimales à un problème dont la définition est indépendante du temps. Dans cette étude, on considère que la fonction à optimiser représente le comportement du système dans son environnement. En outre, le comportement optimum varie avec le temps. Dans ce contexte, nous proposons de doter le système de capacités d'autonomie acquises par interaction fonctionnelle dans un environnement changeant. Ces capacités d'adaptation nouvelles pour un algorithme génétique esquissent une direction de recherche et d'applications prometteuse et inexplorée. Elles découlent de l'introduction d'un certain niveau de duplication de l'information, de redondance interne au système que l'on étudie.

Mots clés : Autonomie, Algorithme génétique (AG), Evolution, Redondance.

Introduction

Dans ce papier nous proposons de considérer les algorithmes génétiques sous un jour nouveau. Ils sont essentiellement connus pour résoudre des problèmes d'optimisation de fonctions. D'une grande robustesse, ils sont capables de converger dans des environnements bruités, mais ils n'ont pas pour autant des capacités d'adaptation suffisantes pour que l'on puisse considérer les populations qu'il gère comme des entités autonomes c'est-à-dire capables de réagir dynamiquement aux variations de l'énoncé du problème à résoudre.

Nous allons proposer une nouvelle approche qui a permis de rendre le système autonome vis-à-vis des variations imprévisibles et importantes de son environnement. En marge des traditionnels problèmes d'optimisation que l'on a l'habitude de résoudre avec les algorithmes génétiques classiques, cette nouvelle vision de l'approche génétique a donné des résultats très prometteurs.

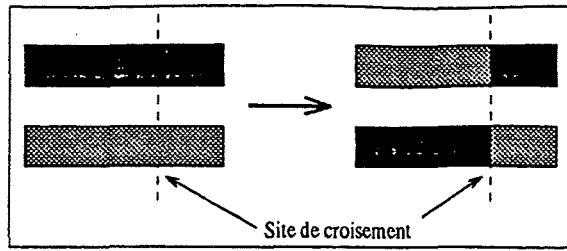


Figure 1: Croisement de deux chromosomes

```

t ← 0;
initialisation de P(t)
évaluation des chromosomes de P(t)
Tant que (conditions de terminaison non satisfaites) faire
  début
    ▷ t ← t + 1;
    ▷ étape de reproduction/remplacement : sélection de P(t) à partir de P(t - 1)
    ▷ étape de recombinaison : mutations, croisements ...
    ▷ évaluation des chromosomes de P(t)
  fin.

```

Figure 2: Algorithme génétique standard

1 Principe de l'approche génétique classique

1.1 Généralités

Les algorithmes génétiques s'inspirent des sciences naturelles. L'algorithme gère au cours de la résolution une *population* de solutions potentielles, appelées *chromosomes*. A chaque chromosome est associée une valeur qui correspond au mérite, à l'intérêt de l'individu dans la population considérée.

Au cours de chaque cycle d'évolution baptisé *génération*, les agents qui constituent la population se *reproduisent* et se *recombinaient* pour donner naissance à une nouvelle population [Gol89]. La reproduction implante l'idée de sélection naturelle émise par C. Darwin au XIX^{ème} siècle : les individus les mieux adaptés à l'environnement survivent et se reproduisent, les individus inadaptés disparaissent. Pour balayer tout l'espace de recherche et éviter une convergence trop rapide sans avoir exploré des régions peut-être prometteuses, une certaine variété est maintenue dans la population au moyen d'opérateurs de recombinaison comme le *croisement* et la *mutation*. Le croisement entre deux chromosomes permet un échange d'information entre les individus de la population (cf fig 1). La mutation maintient une certaine variété dans la population. La figure 2 résume les différentes étapes d'un algorithme génétique standard.

Dans le cadre de cette étude, un algorithme génétique ne résout pas un simple problème d'optimisation. Le problème est ici de maintenir une population cohérente, en accord avec l'environnement. Le mérite de chaque individu est ainsi apprécié comme son adéquation par rapport à l'environnement. Les individus eux-même ne sont pas dotés de capacités d'adaptation ni même d'évolution. L'idée évoquée ici se rapproche de l'intelligence en essaim [Bou92]. Les fourmis, les abeilles ont un comportement collectif remarquable, s'adaptent à leur milieu, repèrent leur nourriture, résolvent collectivement le problème de leur subsistance, mais chaque entité prise séparément n'a pas un comportement intelligent : elle n'est même pas capable de survivre.

L'entité autonome considérée ici est la population entière. Elle devra maintenir sa viabilité face aux

changements de l'environnement sans contrôle d'opérateurs externes. L'environnement et la population ne sont cependant pas découplés l'un de l'autre : chaque individu en évaluant sa force à l'intérieur de la population dans l'environnement considéré, établit avec lui, un dialogue implicite. La force de chaque individu est en effet directement corrélée aux variations de l'environnement. Dans notre contexte, ce type d'environnement est simulé en considérant une fonction qui détermine la force de chaque individu et qui dépend également du temps : de générations en générations le comportement souhaité sera modifié. Notre population est ainsi un système autonome, non pas au sens d'un système isolé et découplé de son environnement, mais d'un système capable de maintenir sa viabilité dans un environnement variable.

1.2 Limites d'un algorithme génétique classique

Les algorithmes génétiques classiques sont capables d'évoluer vers une situation optimale dans un environnement stable, indépendamment du temps. En revanche, ils ne sont pas conçus pour s'adapter dans un environnement qui varie. En effet, lorsqu'un algorithme génétique converge, la population tend à devenir homogène. Dans le cas d'une simulation, tous les individus disparaissent au profit du plus adapté. Cependant, même si la convergence n'est pas complète, il ne reste dans la population que peu d'individus différents. Ainsi, si l'environnement varie, et notamment si l'individu optimum change, l'algorithme n'est plus capable de s'adapter autrement que par mutation. Comme la probabilité de mutation est généralement faible, on ne peut attendre aucune réaction raisonnable de l'algorithme.

2 Simulation numérique d'un algorithme génétique

2.1 Principe

Nous proposons de valider nos hypothèses en simulant l'évolution d'une population en interaction avec un environnement variable. Simuler le fonctionnement d'un algorithme génétique consiste à étudier l'évolution des proportions des individus indépendamment des choix non déterministes que l'on effectue habituellement. La simulation d'un algorithme génétique constitue en soi, un sujet trop vaste pour être développé ici.

L'étude du comportement d'un algorithme génétique est souvent longue et délicate. L'évaluation des performances est rendue difficile, notamment à cause de son caractère non déterministe. Les études empiriques portent donc généralement sur des jeux de tests, soumis ensuite à une étude statistique [SCED89]. En effet, au cours de chaque cycle d'évolution des choix aléatoires sont régulièrement effectués par l'algorithme.

- Au cours de la phase de reproduction, quelque soit la méthode adoptée : Roulette Wheel, Tournament Selection, Ranking Selection, Elitiste (GENITOR) ou d'autres encore [GD91, Sys91], des choix non déterministes ou probabilistes sont effectués. Il s'agit dans beaucoup de cas de tirages au sort d'un chromosome dans la population. Les variantes sont nombreuses, suivant le nombre d'individus tirés au sort, les modalités du tirage, et enfin suivant le traitement appliqué aux individus ainsi sélectionnés. Dans tous les cas, les situations obtenues ne sauraient être identiques d'une exécution à l'autre.
- Au cours de la phase de recombinaison : la mutation, le croisement ou d'autres opérateurs sont appliqués avec une certaine probabilité sur des individus choisis de façon aléatoire à l'intérieur de la population.

Bien-sûr les résultats obtenus doivent être interprétés avec précaution : la simulation n'est pas forcément le reflet de la réalité, mais elle reste cependant plus souple à étudier et à contrôler.

Les méthodes implantées pour cette étude s'inspirent d'une suggestion de Goldberg [Gol87] ainsi que des travaux de Vose et Liepins [VL91a, VL91b]. Les simulations numériques mises en œuvre dans la

suite de cet article reflètent le fonctionnement d'un algorithme génétique standard et permettent une étude efficace et réaliste.

La méthode de sélection implantée est l'algorithme de la "roue de la fortune" (Roulette Wheel) : un nouvel individu est choisi en faisant tourner une roue. Les secteurs sur la roue sont proportionnels à la force de chaque chromosome. De cette manière, les meilleurs individus ont plus de chances de se reproduire que les autres. Pendant la phase de recombinaison, le croisement permet aux individus, grâce à un calcul probabiliste simple d'échanger des informations. L'effet de la mutation est négligé durant la simulation. La probabilité de mutation est généralement très faible. Par ailleurs, l'effet des mutations accroît toujours les capacités d'autonomie de l'algorithme en permettant de maintenir une certaine diversité dans la population. En la négligeant, nous nous plaçons volontairement dans le cas le plus défavorable afin de montrer la pertinence de notre approche. Les individus manipulés sont codés sur des chaînes de bits construites sur un alphabet binaire. Ce choix ne doit en aucun cas être considéré comme restrictif : la plupart des idées développées ici s'étendent facilement au cas d'un alphabet quelconque.

2.2 Exemple d'environnement variable

L'environnement dans lequel évolue la population est modélisé par une fonction qui varie au fil des générations. L'optimum à l'instant t sera donc une représentation du comportement souhaité. La fonction représentée sur la figure 3 est l'exemple d'environnement variable que l'on propose d'utiliser par la suite. Cette fonction simple, continue et dérivable varie assez lentement pour permettre des tests raisonnables. Il s'agit d'une Gaussienne que l'on déplace au cours de la résolution. A la première génération, l'individu le mieux adapté à l'environnement est en 0 (chromosome "00", dans le cas d'un codage binaire sur deux bits), puis à la fin de la résolution en 3 ("11").

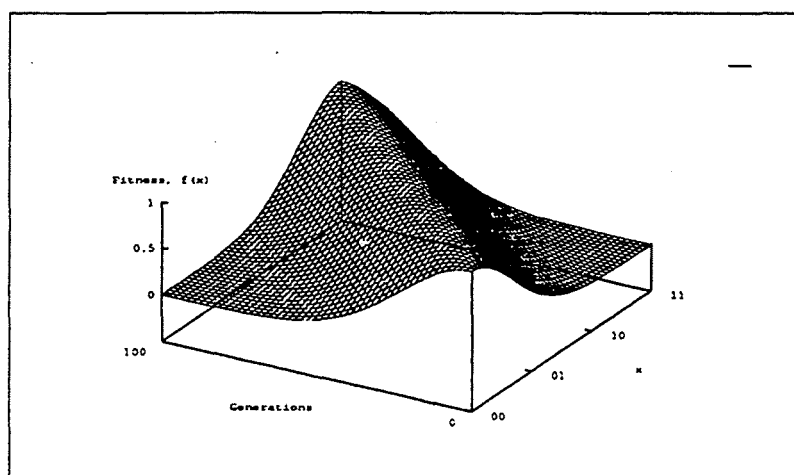


Figure 3: Gaussienne "évolutive"

La courbe peut être recadrée suivant le nombre de générations étudiées, le choix de 100 générations est arbitraire. Des essais portant sur des nombres de générations plus élevés donnent des résultats analogues. De plus, l'approche proposée ne se limite pas à ce type de courbes et la plupart des phénomènes observés sont indépendants du type de variations de l'environnement étudié. Il s'agit cependant d'un exemple assez général pour juger de la portée des idées proposées.

2.3 Limites d'un algorithme génétique classique

La figure 4 illustre combien un algorithme génétique classique est dans l'incapacité d'assurer la viabilité de la population face aux variations de l'environnement avec lequel il interagit.

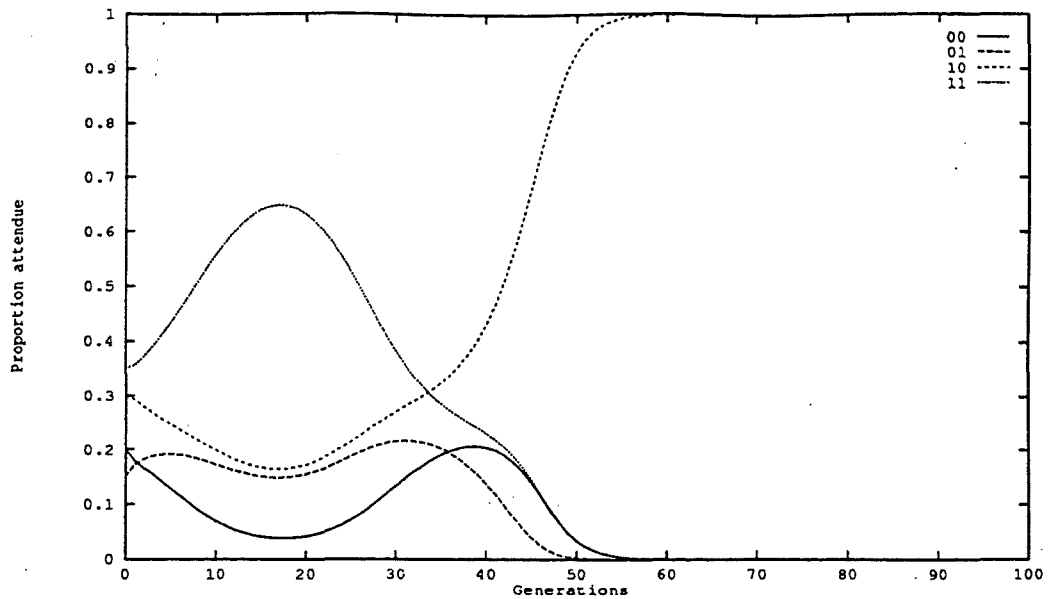


Figure 4: Difficulté d'adaptation d'un AG classique sur la Gaussienne évolutive

En effet au début de la résolution l'algorithme se trompe en accordant une grande importance aux individus 11, alors que les individus les plus adaptés sont alors 00. Il parvient en retard à tenir compte de l'importance des individus 10, mais ignore complètement entre temps l'importance accordée par le milieu extérieur aux individus 01. Après avoir convergé de façon complète vers 10, la population ne réagit plus face aux variations de l'environnement.

3 Autonomie et Redondance

3.1 Principe

Nous venons de comprendre que la convergence d'un algorithme génétique s'accompagne d'une disparition de la diversité de la population. Or, c'est justement cette diversité qui permet l'autonomie et des facultés d'adaptation propres. La solution que nous proposons a pour but de maintenir un certain degré de diversité dans la population sans contrarier la convergence.

Nous allons doter la population génétique manipulée de capacités d'adaptation en imposant une duplication interne de l'information. La redondance apparait de façon constante et à tous niveaux, sous les formes les plus diverses dans le règne animal et végétal. Expliquer la présence d'une information superflue attise les débats les plus houleux entre les spécialistes de tout domaine [MPP79]. N'oublions pas que les algorithmes génétiques ont tirés leur originalité et leurs principales caractéristiques d'une inspiration naturelle. Les biologistes, les neurologues, assistés par des psychologues ont constaté que lors du développement du cerveau, plusieurs contacts peuvent apparaître avec la même spécificité. En d'autres termes, il existe une redondance des connexions. C'est cette redondance qui permettrait l'organisation du système qui passe alors par l'élimination de ces connexions superflues. Beaucoup de problèmes restent encore ouverts dans ce domaine : dans quelle mesure l'activité du réseau au cours du développement règle la diminution de la redondance ? Comment ne pas songer aussi, à la structure hélicoïdale de la molécule d'ADN, constituée de deux brins complémentaires ? Intuitivement la redondance ménage

de nouvelles possibilités qui assurent une diversité de nature à accroître les capacités d'adaptation du système.

Dans cette optique un même comportement, ou plus précisément une mesure de l'adéquation de ce comportement avec l'environnement pourra être représenté par deux individus différents. Pour implanter de façon simple cette idée, nous ajoutons un bit *directeur* à la chaîne chromosomique dont la valeur guide l'interprétation du chromosome. Lorsque la valeur du bit directeur est 0, le reste de la chaîne est inchangé. Lorsque le bit directeur est à 1, le chromosome est interprété comme le complément binaire du reste de la chaîne.

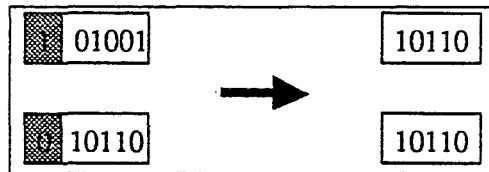


Figure 5: Implantation proposée

La figure 5, qui résume le principe, met aussi clairement en évidence l'émergence d'une duplication de l'information. Il est maintenant possible d'avoir des individus *phénotypiquement* équivalents (même valeur sélective), mais *génotypiquement* différents (chaînes codantes complémentaires). On appelle couple de *sosies* l'ensemble des deux individus $0l$ et $1\bar{l}$, où \bar{l} est le complément binaire de l . Comme ils codent le même comportement, ils ne seront pas différenciés lors de leurs interactions avec l'environnement.

Dans la suite, nous appellerons *redondance* relative à un individu l le niveau de redondance d'un couple de sosies. Ce paramètre \mathcal{R}_l (formule 1) permet ainsi de juger dans quelle mesure l'information est dupliquée.

$$\mathcal{R}_l = \inf \left(\frac{n_{0l}}{n_{1\bar{l}}}, \frac{n_{1\bar{l}}}{n_{0l}} \right) \quad (1)$$

où n_{0l} et $n_{1\bar{l}}$ sont les nombres de chromosomes dont le bit directeur a pour valeur respectivement 0 et 1. Ce taux renseigne sur la répartition des individus (ici une paire de sosies). Par exemple, $\mathcal{R}_{11} = \inf \left(\frac{n_{011}}{n_{100}}, \frac{n_{100}}{n_{011}} \right)$.

3.2 Nouvelles facultés d'adaptation

3.2.1 Propriété des sosies

Une paire de sosies, c'est-à-dire deux chaînes de bit directeur différent mais qui correspondent à un même individu après transcription, ont exactement l bits différents où l est la longueur du chromosome : elles sont complémentaires binaires l'une de l'autre. En croisant ces deux individus entre eux, $2(l-1)$ nouveaux individus peuvent apparaître. Par exemple, croiser 000 et 111, permet d'obtenir les 4 individus : 011, 100, 001, 110. En croisant les individus ainsi obtenus, il est possible d'obtenir une occurrence de tous les individus de la population. Ainsi, pour un problème d'ordre 3, deux phases de croisement suffisent pour retrouver à partir d'un ensemble de paire de sosies une variété complète de la population.

3.2.2 Redondance vs Convergence

La présence de redondance ne suffit cependant pas pour doter le système d'un comportement autonome. En effet, en s'appuyant sur des formalismes récents comme la notion de prédicat introduite par M. D. Vose [Vos91], nous avons montré que la redondance disparaît au cours de la résolution : il ne reste plus qu'un seul type d'individu dans la population après convergence complète. La courbe de la

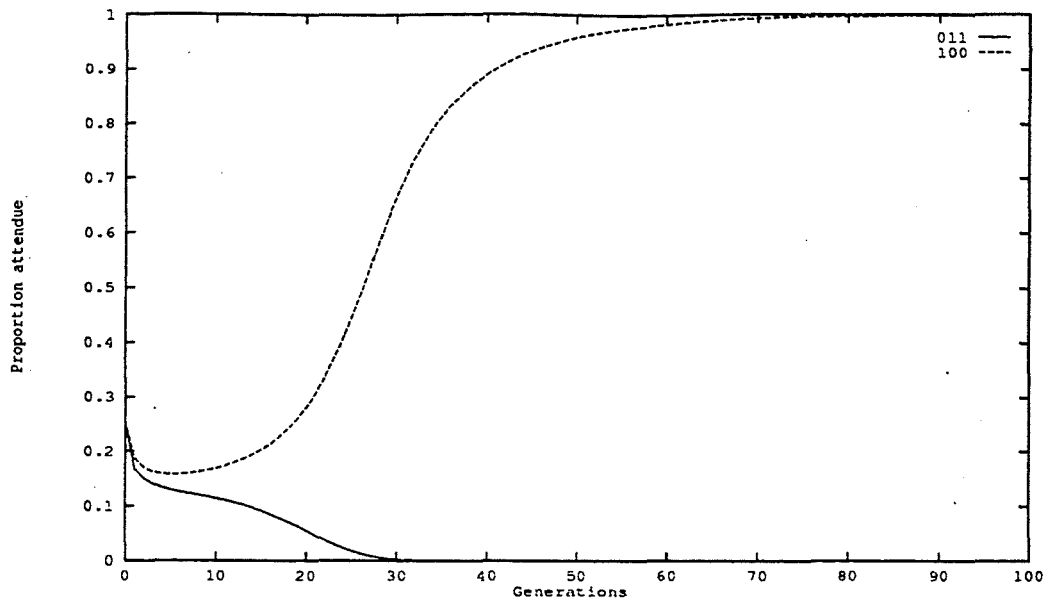


Figure 6: La convergence s'accompagne de la disparition de l'information redondante

figure 6 illustre la disparition de l'un des représentants du couple de sosies au cours de la convergence. Il est remarquable de constater que la disparition d'un individu se fait sans discontinuité.

Cette constatation vient encore confirmer les théories plus anciennes, sur l'évolution des espèces et des individus [MPP79] : l'organisation du système passe par une perte de l'information inutile. En effet, selon H. Atlan, l'organisation d'un système s'accompagne d'une sélection des caractères impliquant la disparition de l'information redondante. On conçoit alors l'évolution des systèmes comme une succession de désorganisations rattrapées suivies chaque fois d'un rétablissement à un niveau de redondance plus faible [Alt79].

Mais, la proportion relative des sosies peut être changée sans modifier la proportion globale d'un individu transcrit. En d'autres termes, s'il ne reste plus que $0l$ pour représenter le chromosome l , il est envisageable de réintroduire une certaine proportion d'individu $l\bar{l}$, sans changer celle de l et réciproquement.

En effet, la convergence de l'algorithme n'est possible que si la redondance disparaît. Or, c'est la redondance qui confère au système, comme à beaucoup d'autres systèmes naturels ou artificiels, ses capacités d'adaptation. Le concepteur du système se trouve donc devant un dilemme : garantir la convergence tout en maintenant un certain niveau de redondance. Pour gérer ce compromis deux solutions sont envisageables :

- Réintroduire de la redondance dans la population,
- Maintenir un certain niveau de duplication de l'information pendant la résolution

3.3 Autonomie et réintroduction de la redondance

L'idée la plus simple consiste à réintroduire un certain niveau de redondance dès que l'on détecte une variation de l'environnement, c'est-à-dire dans notre cas un changement dans la définition de la fonction qui le modélise. Les résultats sont alors spectaculaires. l'algorithme est capable de réagir très rapidement même si la fonction considérée est trompeuse (i.e. de nature à induire en erreur l'algorithme

génétique [Whi91]) et les proportions initiales défavorables. La figure 7 montre que l'algorithme suit correctement les variations de la fonction (f) représentant le milieu extérieur :

- Pour génération=0 à 40 : $f_{00} = 1, f_{01} = 2, f_{10} = 3, f_{11} = 4$.
- Pour génération=40 à 80 : $f_{00} = 2, f_{01} = 3, f_{10} = 4, f_{11} = 1$.
- Pour génération=80 à 120 : $f_{00} = 3, f_{01} = 4, f_{10} = 1, f_{11} = 2$.

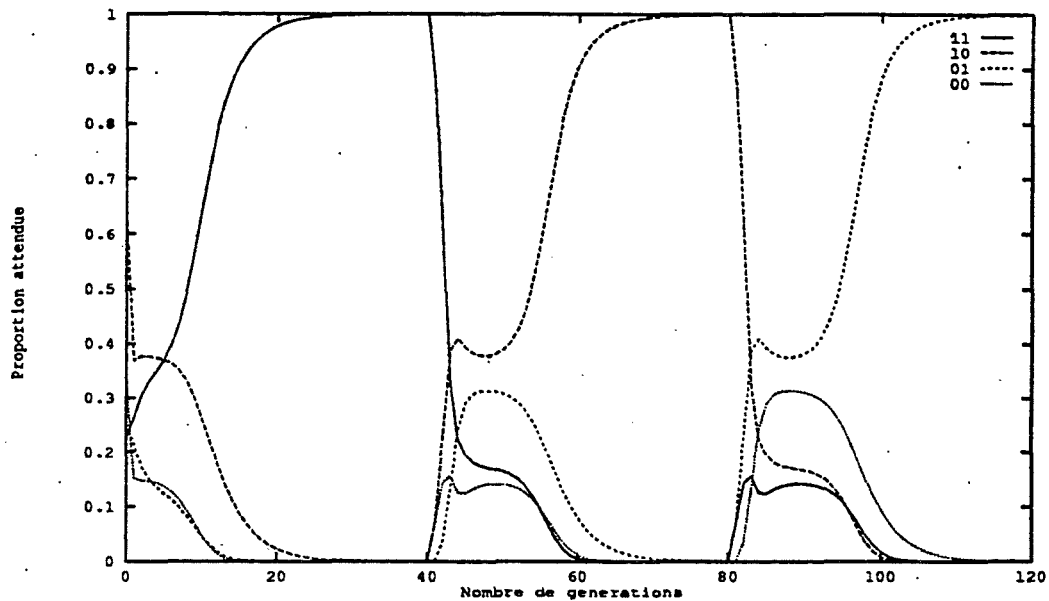


Figure 7: Autonomie par réintroduction de la redondance

3.4 Autonomie et maintien de la redondance

Dans beaucoup de cas cependant, les variations de l'environnement sont continues et permanentes, ou encore le système n'est pas capable de se rendre compte de ces variations. Le système autonome doit alors être toujours prêt à s'adapter. Dans cette optique, on maintient de façon constante un certain niveau de redondance pour conserver les capacités d'adaptation de l'algorithme.

Pour tester la validité de cette méthode, il est indispensable de commencer par observer l'évolution de la population dans un environnement stable (cf figure 8). Ce test de base permet de constater que l'algorithme parvient toujours à converger dans un milieu stable. En effet, avec cette méthode, employée dans un cas où l'environnement ne varie pas, il n'y a pas de convergence, mais une situation d'équilibre en plateaux. Cependant cette situation n'est pas gênante car le niveau des plateaux est cohérent par rapport à la valeur sélective des individus en compétition. La convergence s'effectue ainsi de façon quasi-normale excepté à la fin, où le maintien de la redondance bloque l'évolution et amène à une situation de paliers. Mais l'optimum se dégage nettement des autres individus. Même dans un cas où la fonction modélisant l'environnement ne varie pas au cours du temps, il n'est pas gênant d'avoir une absence de convergence au sens classique puisque le début de l'apparition de paliers détermine de façon précise le moment où l'algorithme cesse d'évoluer. Sur le jeu de tests effectués, la convergence par l'obtention de paliers est quasiment aussi rapide qu'une convergence classique. Les proportions initiales défavorables montrent par ailleurs que l'algorithme conserve toutes ses propriétés face à un problème délicat. Il faut

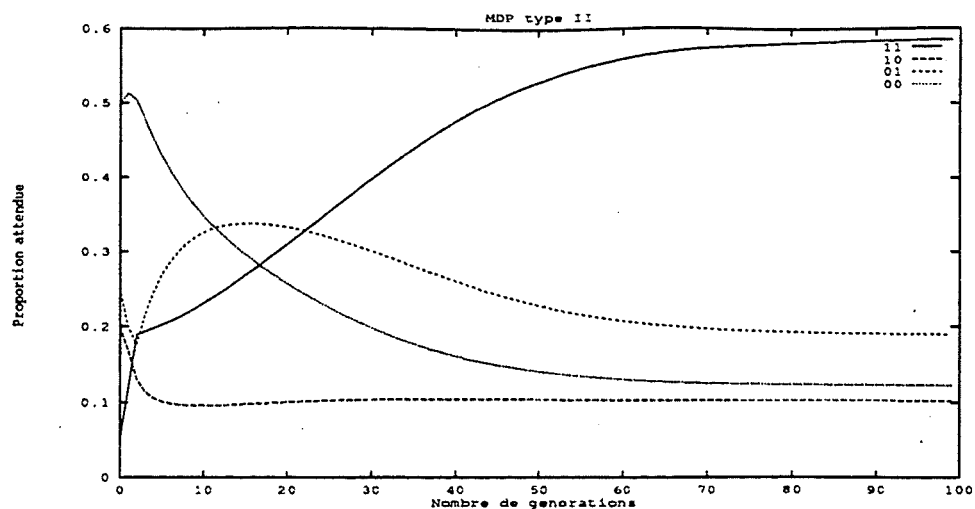


Figure 8: Algorithme adaptatif appliqué à une fonction non "évolutive"

cependant maintenir un niveau de redondance assez faible pour ne pas geler prématurément l'évolution. Un taux de 5% semble une valeur raisonnable. Ce gel de la convergence n'est d'ailleurs pas irréversible et on peut obtenir une convergence complète en cessant de maintenir des occurrences de chaque sosie. Le niveau de redondance devient ainsi un paramètre comparable à la température dans les algorithmes de *recuit simulé* [CL91].

Sur la courbe de la figure 9, on optimise la Gaussienne évolutive (cf figure 3) en imposant un niveau de redondance constant ($\mathcal{R} = 5\%$). Le comportement de l'algorithme est particulièrement satisfaisant, on observe (figure 9) même un phénomène d'anticipation sur l'optimum suivant dû à la variation continue de la fonction modélisant le milieu extérieur. Sur un tracé avec un taux de 15%, par exemple, on constate que l'algorithme continue à s'adapter correctement : la forme de la courbe est quasiment inchangée. En revanche, le niveau atteint est beaucoup plus faible : la population a tendance à rester plus homogène. Il convient donc de choisir un taux assez faible pour avoir des fluctuations marquées assurant une large marge de sécurité si des individus s'avéraient difficiles à distinguer. A tout instant, l'algorithme s'adapte assez vite pour donner une bonne image des variations du milieu.

Conclusion

Maintenir un certain niveau de redondance peut ralentir la convergence, mais permet à l'algorithme d'évoluer si ce niveau est suffisamment faible. Il est ainsi possible d'établir un compromis entre la convergence qui passe nécessairement par une disparition de la redondance et les facultés d'autonomie qui exigent un certain niveau de redondance. Les algorithmes génétiques se voient ainsi dotés de bonnes facultés d'adaptation.

Les domaines d'applications d'une telle méthode sont nombreux. En particulier, les applications temps réels qui demandent des réponses rapides trouvent ici une méthode capable de donner une approximation de façon raisonnable sans calcul excessif. Cette approche qui ouvre des perspectives nouvelles, mérite d'être étudiée de façon plus approfondie. De nombreux tests sont en cours ou envisagés : laisser l'algorithme commencer à converger sans maintenir la redondance fixe, et ne maintenir progressivement la redondance constante qu'après une convergence suffisante, pour préserver les facultés d'adaptation. Il est aussi possible de maintenir la redondance au moyen d'échanges entre sosies : une mutation qui affecte le bit directeur aura en effet un rôle particulier.

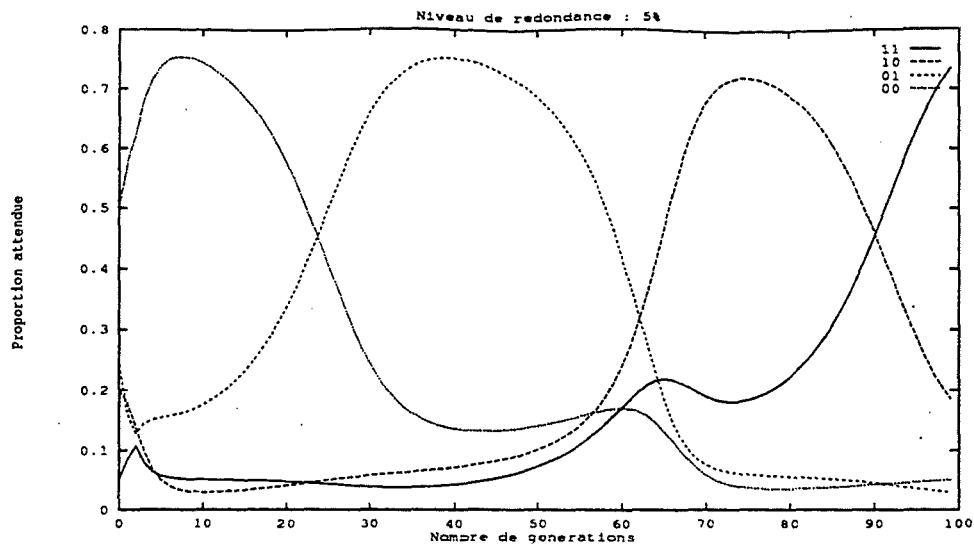


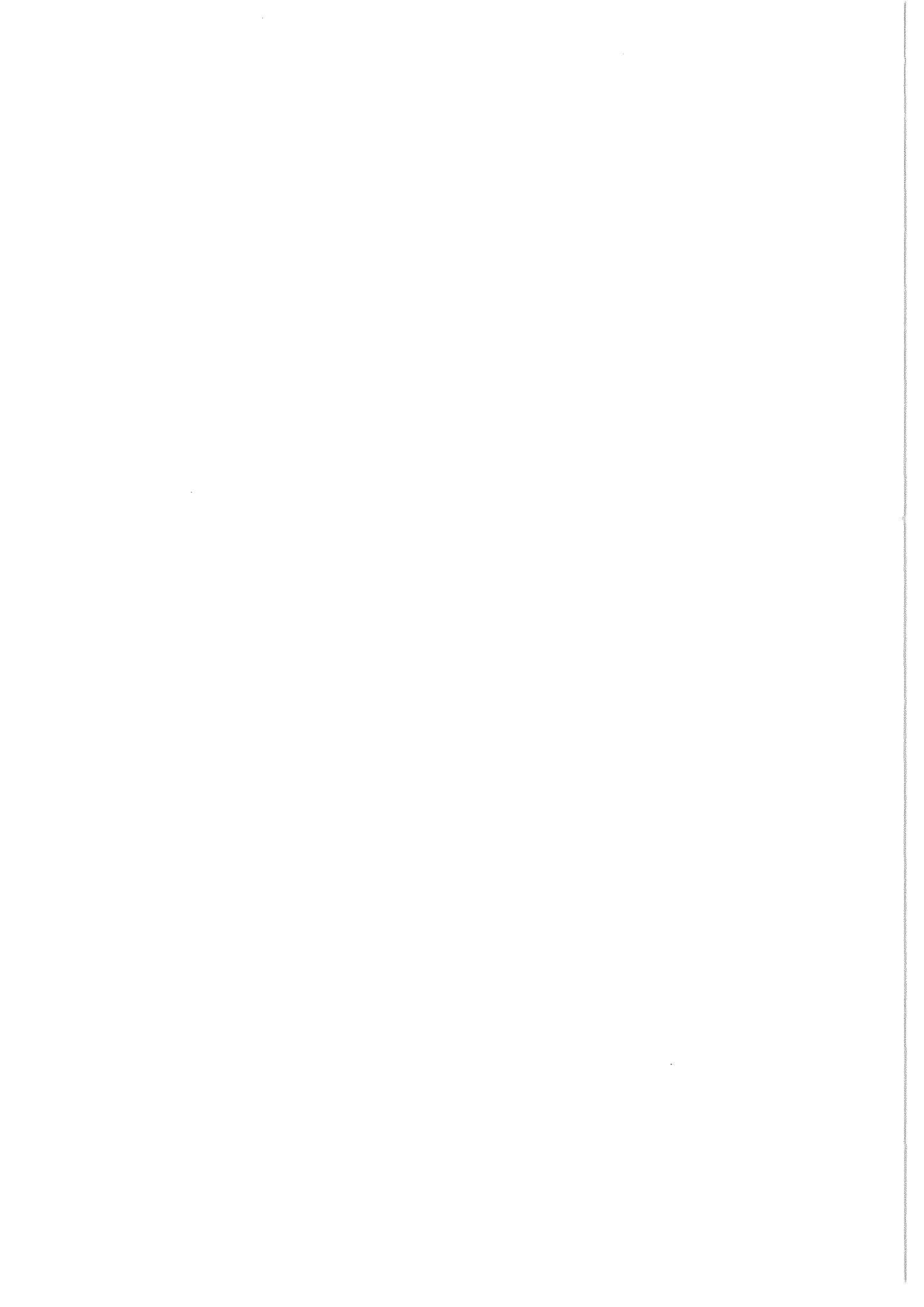
Figure 9: Autonomie par maintien de la redondance

Dans un article à venir, nous montrerons qu'une telle implantation s'inscrit dans un cadre plus large et a d'autres conséquences importantes sur le comportement général de l'algorithme.

Références

- [Alt79] H. Altlan. *Entre la fumée et le cristal*. Point Sciences Seuil, 1979.
- [Bou92] P. Bourguine. Heuristique et abduction. Rapport technique. XII^{ème} session de l'Ecole Internationale d'Informatique de l'AFCEI, Juillet 1992.
- [CL91] C. Coroyer et Z. Liu. Effectiveness of heuristics and simulated annealing for the scheduling of concurrent tasks — an empirical comparison. Rapport technique, INRIA-Sophia Antipolis, Janvier 1991.
- [Den85] M. Denton. *L'évolution : une théorie en crise*. Flammarion, 1985.
- [GD91] D. E. Goldberg et K. Deb. A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms. *Foundations of Genetics Algorithms*. Morgan Kaufmann Publishers:69-93, 1991.
- [Gol87] D. E. Goldberg. Simple genetic algorithms and the minimal deceptive problem. *Genetic Algorithms and Simulated Annealing*, pp. 74-88, 1987.
- [Gol89] D. E. Goldberg. *Genetics algorithms in search, optimisation, and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [Law91] D. Lawrence. *Handbook of Genetics algorithms*. VNR Computer Library, 1991.
- [MPP79] M. Massimo et Piatelli-Palmarini. *Théorie du langage, théorie de l'apprentissage*. Points Seuil, 1979.
- [SCED89] J. D. Schaffer, R. A. Canuana, L. J. Eshelman, et R. Das. A study of controls parameters affecting online performance of genetics algorithms. *Third International Conference on Genetic Algorithms*, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers:51-60, 1989.

- [Sys91] G. Syswerda. A study of reproduction in generational and steady-state genetic algorithms. *Foundations of Genetic Algorithm*, Morgan Kaufmann Publishers:94-101, 1991.
- [VL91a] M. D. Vose et G. E. Liepins. Deceptiveness and genetic algorithm dynamics. *Morgan Kaufmann Publishers*, pp. 36-50, 1991.
- [VL91b] M. D. Vose et G. E. Liepins. Punctuated equilibria in genetic search. *Complex Systems*, 5:31-44, 1991.
- [Vos91] M. D. Vose. Generalizing the notion of schema in genetic algorithms. *Artificial Intelligence*, 50:385-396, 1991.
- [Whi91] L. D. Whitley. Fundamental principles of deception in genetic search. *Foundations of Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann Publishers:221-241, 1991.



Un modèle expérimental de co-évolution d'espèces pour l'optimisation

Pascale Kuntz, Dominique Snyers

Télécom Bretagne
Laboratoire d'Intelligence Artificielle et Systèmes cognitifs
B.P. 832, 29285 Brest Cedex, FRANCE,
e-mail : snyers@enstb.enst-bretagne.fr

22 septembre 1993

Abstract

Dans cet article le problème classique du partitionnement d'un graphe en cliques de poids minimaux est transformé en un problème de co-évolution dynamique d'espèces. Une société artificielle d'agents autonomes de différentes espèces est créée et son adaptation optimale coïncide avec la solution du problème d'optimisation. Nous vérifions expérimentalement que, dans notre modèle, l'ensemble des règles régissant la société est minimal pour le problème. De plus, la simulation du processus de co-évolution montre que ces règles conduisent à l'émergence de "niches écologiques" correspondant aux cliques minimales. Les résultats expérimentaux montrent l'intérêt et la robustesse de l'algorithme distribué.

1 Introduction

Il est maintenant établi que le comportement complexe d'un organisme vivant ou d'une société n'est pas uniquement fonction de la complexité de ses composants ni de la dynamique compliquée qui les régit ; il peut être engendré par les interactions entre des entités relativement simples et décentralisées (e.g. [Nicolis et Prigogine 1989]). Par exemple, les entomologues nous montrent que des règles élémentaires conduisent certaines sociétés d'insectes à un haut niveau d'organisation qui leur permet, en outre, de traiter efficacement des contraintes externes ; de nombreuses illustrations d'intelligence collective (division du travail, construction de nid, ...) sont données par Deneubourg et coll. ([Deneubourg et al. 1991]).

Cette perception de la complexité, basée sur le concept d'auto-organisation, ouvre de nouvelles voies pour la résolution de problèmes, identifiées par certains sous le nom d'"*éco-résolution*" [Erceau et Ferber 1991]. Dans ce cadre, résoudre un problème consiste à créer une société d'agents simples dont chaque état émerge de l'évolution individuelle des agents et représente une solution potentielle du problème. La solution optimale correspond alors à l'état stable de la société, définie par la satisfaction des buts de chaque agent. L'environnement est généralement supposé invariant et est déterminé par les conditions initiales du problème.

Cependant, lorsqu'il existe une interaction dynamique entre les agents et leur environnement et que la stabilité ne peut être assurée, nous étendons cette approche en définissant, en référence à la théorie de l'évolution, une fonction d'adaptabilité de la société à son environnement. La solution optimale du problème est donnée par l'optimum de cette fonction sur un intervalle de temps donné. Toute la difficulté de la démarche réside alors dans la recherche d'un ensemble, si possible minimal, de règles régissant une société auto-organisée d'agents autonomes qui conduit à l'émergence d'une structure "sociale" solution du problème.

1.1 Intelligence collective et optimisation combinatoire

L'analogie entre certains problèmes classiques d'optimisation combinatoire et les comportements de sociétés d'insectes a récemment conduit à de nouveaux algorithmes (la recherche de plus courts chemins entre des objets dans un plan [Stickland et al. 1992], [Manderick et al. 1988], le problème du voyageur de commerce [Colorni et al. 1992], le tri d'objets ayant des propriétés différentes sur un plan [Deneubourg et al. 1991], [Lumer and Faieta 1993]). Ces algorithmes sont basés sur le concept de stigmergie introduit par Grasse [Grasse 1959] pour l'étude de la construction du nid des termites. Il considère qu'aucune interaction entre les termites travailleuses n'est nécessaire pour coordonner le travail du groupe. Seules suffisent les interactions entre le nid et les travailleuses grâce à une rétroaction en chaîne entre les stimuli et les réponses : les travailleuses modifient leur environnement en produisant de nouveaux stimuli qui entraînent eux-mêmes de nouvelles réponses, modifiant ainsi leur environnement jusqu'à l'émergence d'une structure. Pour les problèmes cités ci-dessus, les stimuli s'inspirent du système distribué de communication de certains insectes fondé sur la diffusion d'une substance évanescence, la phéromone.

1.2 Co-évolution d'espèces et partition d'un graphe en cliques

Nous abordons ici un autre problème classique d'optimisation combinatoire, la recherche d'une partition d'un graphe en cliques minimales, en développant un modèle stigmergique simple qui régit une co-évolution d'espèces.

Soit $G = (V, E, w)$ un graphe complet ayant un ensemble V de n sommets et un ensemble E d'arêtes pondérées par la fonction de pondération $w : E \rightarrow \mathbb{R}$. Le problème consiste à trouver une partition $P = (V_1, \dots, V_p)$ de l'ensemble V en p classes ("cliques"), p n'étant pas fixé, qui minimise la somme des poids des arêtes ayant leurs deux extrémités dans la même classe $V_k (k = 1, \dots, p)$. Ce problème appartient à la classe des problèmes \mathcal{NP} -complets ([Krivanek et al. 1986], [Grötschel et al. 1990]) et a donc donné lieu à l'application de nombreuses heuristiques (tabu, recuit simulé, méthodes polyédrales, algorithmes génétiques etc ...); nous renvoyons à [Hansen 1993] et [de Amorin et al. 1992] pour une revue détaillée.

Nous développons ici un algorithme distribué. L'idée de base de notre nouvelle approche consiste à laisser évoluer une société complètement autonome d'agents d'espèces différentes distribués sur les sommets du graphe, ces agents se déplaçant selon une stratégie unique d'un sommet à l'autre. A un instant t , deux sommets appartiennent à une même clique si l'espèce majoritaire en t sur ces sommets est la même.

Soient S l'ensemble fini des espèces, \mathcal{T} l'espace temps discret et $e : \mathcal{T} \rightarrow S^n$ la fonction caractérisant l'espèce majoritaire e^v sur chaque sommet v de V . L'environnement de la société est alors entièrement déterminé par le quadruplet (V, E, w, e) et, sa fonction d'adaptation est définie par

$$f(t) = - \sum_{\substack{(u,v) \in E \\ e^u(t)=e^v(t)}} w(u,v) \quad t \in \mathcal{T}.$$

Une solution du problème du partitionnement de G en cliques est donnée par l'état de l'environnement qui maximise la fonction d'adaptation f sur \mathcal{T} , c'est-à-dire qui minimise la somme des poids des arêtes ayant deux extrémités dans la même clique.

A chaque instant t , un agent x de la société est défini par son espèce $e(x)$ invariante au cours du temps, une position $\mathbf{v}_t(x)$ définie par le sommet de G sur lequel il se trouve, un âge $\mathbf{a}_t(x)$ contrôlant sa durée de vie et une fonction binaire de satisfaction $\mathbf{s}_t(x)$ qui enclenche un mécanisme de reproduction. Ce mécanisme est régi par une fonction \mathbf{r}_t , identique pour chaque agent, permettant de marquer les déplacements localement favorables et une heuristique \mathbf{h} pour les cas de non unicité de l'espèce majoritaire sur un sommet. L'état de l'environnement résulte de la co-évolution des agents de différentes espèces de la société ; il peut être modifié à chaque instant par les fonctions \mathbf{a}_t , \mathbf{r}_t et \mathbf{h} .

Nous étudions expérimentalement la co-évolution des espèces pour différentes fonctions \mathbf{a}_t , \mathbf{r}_t et \mathbf{h} et différentes stratégies de déplacement. Nous exhibons ainsi, pour différents graphes issus de problèmes concrets de classification, les caractéristiques des fonctions qui conduisent à une configuration de la société correspondant à un optimum du problème d'optimisation.

2 Le modèle de co-évolution

2.1 Initialisation

Le nombre d'espèces différentes q est supposé supérieur ou égal au nombre de cliques dans la partition optimale de G ($q \geq p$) ; aucune espèce n'est créée mais des espèces peuvent disparaître. Les agents sont répartis initialement de façon uniforme sur les espèces et aléatoire sur l'ensemble des sommets. Afin d'améliorer la discrimination entre les poids des arêtes incidentes à un même sommet v , le poids de chaque arête $(u,v) \in G(v)$, où $G(v)$ est l'ensemble des arêtes incidentes à v , est transformé par une fonction sigmoïde dont le centre et la pente dépendent de la moyenne et de l'écart type des poids des éléments de $G(v)$; la transformation est notée $\tilde{w}_v(u,v)$.

2.2 La fonction âge \mathbf{a}_t

L'âge de chaque agent x augmente d'une unité à chaque itération et, un déplacement de x d'un sommet $\mathbf{v}_t(x)$ vers un sommet $\mathbf{v}_{t+1}(x)$ entraîne un vieillissement supplémentaire. Un agent disparaît si son âge dépasse un seuil donné, noté A_{max} . A l'instant t , l'âge de x est donc défini par

$$\mathbf{a}_t(x) = t + m(\mathbf{v}_t(x))$$

$$\begin{aligned} \text{où } m(\mathbf{v}_t(x)) &= 0 \text{ si } x \text{ reste sur } \mathbf{v}_t(x) \\ m(\mathbf{v}_t(x)) &= K \cdot \tilde{w}_{\mathbf{v}_t(x)}(\mathbf{v}_t(x), \mathbf{v}_{t+1}(x)) \text{ si } x \text{ se déplace de} \\ &\quad \mathbf{v}_t(x) \text{ à } \mathbf{v}_{t+1}(x) \text{ (avec } K \text{ constante } > 0). \end{aligned}$$

Cette stratégie facilite la sortie du système d'un extremum local. La disparition de la première génération d'agents permet d'échapper à la configuration initiale (en $t = 0$), la configuration initiale de la seconde génération étant plus proche de l'optimum et ainsi de suite pendant un nombre fini de générations.

2.3 Fonction de satisfaction s_t

Un agent x est considéré satisfait à un instant t si l'espèce majoritaire du sommet $\mathbf{v}_t(x)$ sur lequel il est placé est la même que la sienne ; relativement à son espèce, il est sur la bonne clique. En t , sa fonction de satisfaction est donc :

$$\begin{aligned} s_t(x) &= 1 \text{ si } e(x) = e^v(t), \\ s_t(x) &= 0 \text{ sinon.} \end{aligned}$$

2.4 La fonction de reproduction r_t

Lorsqu'un agent x est satisfait ($s_t(x) = 1$) sur un sommet la fonction de reproduction contribue à accentuer cette situation en créant sur ce sommet un nombre constant R d'agents de même espèce que x . Ces nouveaux agents sont initialisés avec un age nul. La fonction de reproduction est donc définie par

$$\begin{aligned} r_t(x, \mathbf{v}_t(x)) &= R \text{ si } e(x) = e^{\mathbf{v}_t(x)}(t), \\ &= 0 \text{ sinon.} \end{aligned}$$

Ainsi, lorsqu'un agent se déplace d'un sommet $\mathbf{v}_t(x)$ où l'espèce majoritaire est identique (resp. différente) à la sienne vers un sommet $\mathbf{v}_{t+1}(x)$ où l'espèce majoritaire est différente (resp. identique) il y a une création de R agents sur le sommet $\mathbf{v}_t(x)$ (resp. $\mathbf{v}_{t+1}(x)$).

2.5 Heuristique h en cas d'espèces égalitaires

Si $m, m > 1$, espèces sont majoritaires à cardinaux égaux sur un sommet v on recourt à une heuristique pour arbitrer entre ces espèces. Soient e_1^t, \dots, e_m^t les espèces majoritaires à l'instant t sur v et $W_{v,i}$ la contribution locale du sommet v pour l'espèce i à la fonction d'adaptation :

$$\begin{aligned} W_{v,i} &= - \sum_{(u,v) \in G(v)} lw(u, v) \\ \text{avec } lw(u, v) &= \tilde{w}(u, v) \text{ si } e^v(t) = e_i^t \\ &= 0 \text{ sinon.} \end{aligned}$$

Relativement à la fonction d'adaptation, la meilleure espèce est celle dont la contribution $W_{v,i}$ est maximale ; pour la distinguer, un nombre fixé (indépendant de t) d'agents de cette espèce est créé sur v .

Lorsqu'un sommet v se vide de sa population, des agents sont déposés sur v selon la même procédure que précédemment pour $m = q$. Ceci permet éventuellement à une espèce disparue de réapparaître.

Graphe	Nbr. de Sommets	Solution Optimale
G1	30	-2608
G2	36	-1684
G3	34	-1928
G4	40	-2608
G5	158	-145640
G6	145	-143636

Tableau 1 : Jeu de données

2.6 Stratégie de déplacement d'un agent

2.6.1 Sélection d'un agent

Afin de simuler l'aspect distribué de l'algorithme sur une machine séquentielle la sélection de l'agent qui se déplace est effectué par une méthode de Monte Carlo. Les agents x sont sélectionnés aléatoirement et se déplacent avec une probabilité :

$$Prob(x, bouge) = \frac{a_t(x)}{Amax}$$

2.6.2 Sélection du sommet d'arrivée

La procédure de choix du sommet $v_{t+1}(x)$ vers lequel se déplace l'agent sélectionné dépend de la satisfaction de x sur $v_t(x)$:

Cas 1 : $s_t(x) = 1$

Pour favoriser un déplacement qui maintient dans x dans la clique dont l'espèce majoritaire est la même que la sienne, le sommet $v_{t+1}(x)$ est sélectionné avec une probabilité inversement proportionnelle au poids de l'arête $(v_t(x), v_{t+1}(x))$.

Cas 2 : $s_t(x) = 0$

Afin de favoriser un départ de l'agent x de la clique dont l'espèce majoritaire n'est pas la sienne, le sommet $v_{t+1}(x)$ est sélectionné avec une probabilité proportionnelle au poids de l'arête $(v_t(x), v_{t+1}(x))$.

3 Paramètres du modèle et résultats expérimentaux

Le modèle de co-évolution d'espèces a été testé sur des données réelles décrites par [Grötschel et al. 1990], dont les caractéristiques sont rappelées au Tableau 1. Tous les résultats présentés dans la suite ont été moyennés sur 50 essais pour 2000 itérations.

3.1 Sensibilité du modèle aux paramètres

Le modèle décrit ci-dessus dépend de 5 paramètres : le nombre d'agents à l'initialisation (N), l'âge maximal d'un agent ($Amax$), le taux de reproduction (R), le nombre d'espèces à l'initialisation (q) et l'influence des déplacements sur l'âge (K). Ces paramètres

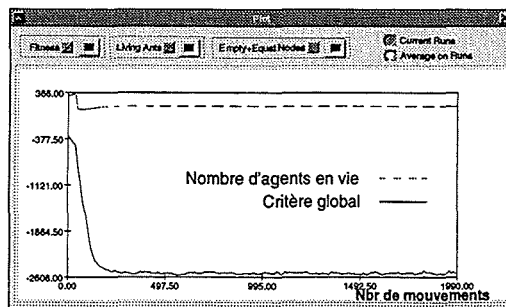


Figure 1 : Evolution moyenne du critère global et du nombre d'agents en fonction du temps

dépendent essentiellement de la taille du graphe. Nous avons donc conservé pour les graphes G2, G3, G4 (de taille comparable au graphe G1) les meilleures valeurs obtenues pour les expérimentations numériques sur le graphe G1. Pour les graphes G5 et G6 ces valeurs ont été transformées proportionnellement à la taille des graphes. Les valeurs optimales $Amax^*$, R^* , q^* et K^* ont été obtenues par une méthode de descente : partant d'un quadruplet (N, R, q, K) nous avons d'abord déterminé le paramètre $Amax^*$ puis successivement les paramètres R^* , q^* et K^* .

Age maximal. Ce paramètre est directement associé à une reconfiguration drastique de la société après disparition de la première génération semblable à un phénomène d'avalanche (figure 1). Ce phénomène entraîne de nombreux cas d'espèces majoritaires multiples ou de disparition totale d'agents sur les sommets ; l'heuristique h permet alors d'augmenter notablement l'adaptabilité de la société. Si ce phénomène arrive trop tôt ($Amax < 30$) la quasi totalité des agents disparaît au même instant laissant peu de naissances et de nombreux sommets vides ; la détermination des espèces majoritaires sur les sommets est alors très fortement corrélée à l'heuristique h . Si ce phénomène est trop tardif ($Amax > 200$) la seconde génération d'agents augmente trop et conduit à geler l'environnement dans une configuration localement optimale proche de la configuration initiale. Nous avons pris $Amax = 50$ pour G1, G2, G3, G4 et $Amax = 150$ pour G5 et G6.

Taille de la société initiale. L'influence de la taille de la société à l'initialisation ($t = 0$) sur son adaptabilité est proportionnelle au paramètre $Amax$ (figure 2). Les valeurs optimales ($Amax^* = 50, N^* = 300$) entraînent des avalanches multiples dans le nombre de recours à l'heuristique h (figure 3) qui conduisent à des évolutions de l'environnement de plus en plus proches de l'état optimal. Nous avons choisi $N^* = 300$ pour les petits graphes et $N^* = 2000$ pour les grands.

Taux de natalité. Ce paramètre contrôle la taille des populations survivantes après avalanche. Il n'est pas critique lorsqu'il est assez grand (figure 4) ; nous choisissons $R^* = 3$.

Nombre d'espèces initiales. Ce nombre doit être légèrement supérieur au nombre d'espèces p de la société la mieux adaptée (figure 5). Une telle valeur laisse en effet un

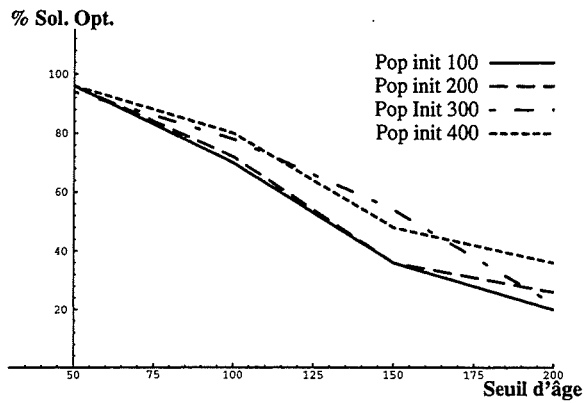


Figure 2 : Influence de la population initiale et de l'âge maximal d'un agent

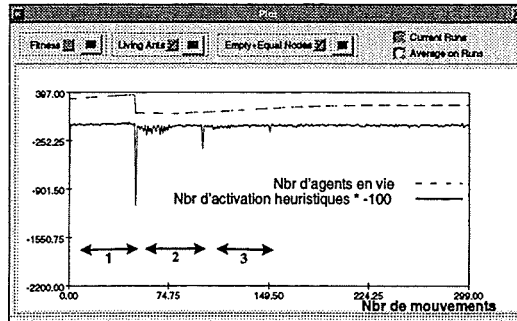


Figure 3 : Nombre d'activations moyen de l'heuristique h en fonction du temps

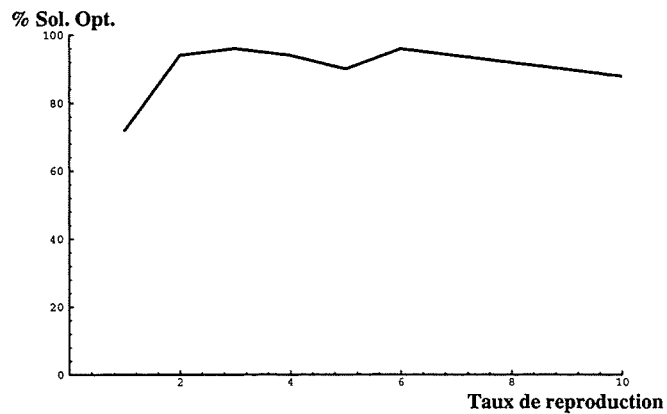


Figure 4 : Influence du taux de reproduction

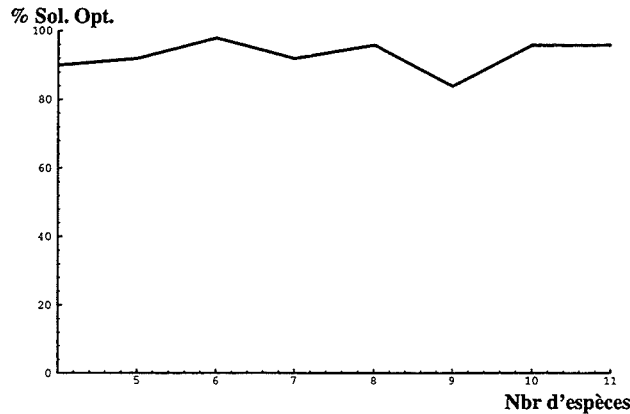


Figure 5 : Influence du nombre d'espèce à l'initialisation

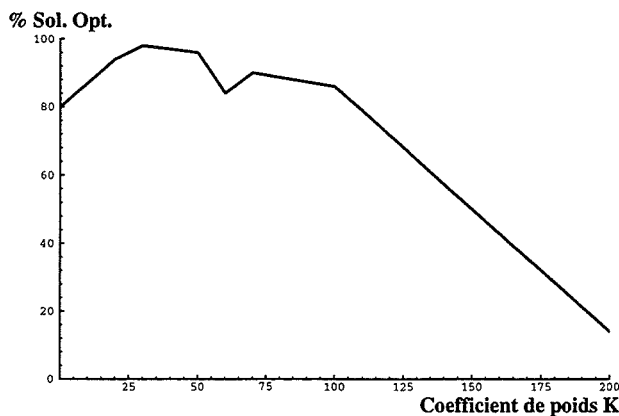


Figure 6 : Influence des déplacements

degré de liberté plus grand au système et l'empêche ainsi de rester dans un optimum local. Nous avons choisi $q^* = 6$.

Influence des déplacements. La stratégie de sélection des sommets (cfr. §2.6.2) augmente la probabilité d'un agent x ayant bougé de se trouver au temps t sur un sommet v correspondant à son espèce ($e(x) = e^v(t)$). Chaque déplacement d'un agent accroît donc sa chance d'engendrer de nouveaux agents. Pour $K = 0$, cet effet disparaît puisque dans ce cas tous les agents de première génération ont la même probabilité de se déplacer. Pour $K > 100$, les agents qui se déplacent meurent trop vite pour modifier la solution initiale (figure 6). Nous avons pris $K^* = 30$.

3.2 Caractéristiques de la dynamique du modèle

Nous voyons dans le tableau 2 que plus de 92 % des essais conduisent à la solution optimale pour des graphes d'une quarantaine de sommets et plus de 80 % pour des graphes de 150 sommets. De plus, l'écart type des valeurs de la fonction d'adaptation obtenues sur 50 essais souligne la proximité des autres solutions de l'optimum global.

L'étude expérimentale du comportement asymptotique du modèle (figure 7) montre que les états de l'environnement succédant à l'état optimal oscillent non périodiquement autour de celui-ci et y retournent à intervalles non réguliers. En référence à la théorie

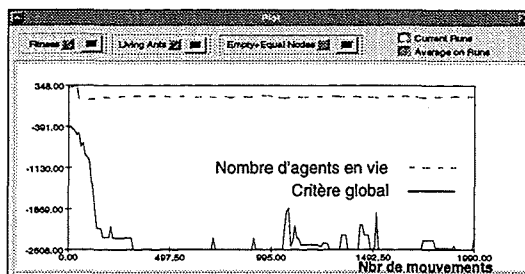


Figure 7 : Comportement asymptotique du modèle

de l'évolution, on peut assimiler la recherche des cliques de la partition optimale à la formation de "niches écologiques". Dans notre modèle, lorsque la société a maximisé son adaptabilité les niches évoluent peu ; le déplacement de chaque agent est le plus souvent effectué à l'intérieur d'une même niche assurant ainsi par l'intermédiaire de la fonction de reproduction - ou de l'heuristique h dans le cas d'une espèce majoritaire sur un sommet unique- la pérenité de chaque espèce majoritaire.

Graphe	Solution optimale	Réussite	Critère moyen	Nbr. d'itération
G1 (n=30)	-2608	98%	-2607.7 (2.3)	456 (376)
G2 (n=36)	-1684	92%	-1683 (4.3)	350 (210)
G3 (n=34)	-1928	100%	-1928 (0)	385 (218)
G4 (n=40)	-2068	92%	-2044 (81.4)	579 (413)
G5 (n=40)	-145640	86%	-145607	635 (188)
G6 (n=40)	-143636	80%	-143589	574 (167)

Tableau 2 : Résultats de l'algorithme pour chaque graphe test. Les deux dernières colonnes indiquent les valeurs moyennées sur 50 essais et, entre parenthèses, les écarts type correspondants.

4 Validation expérimentale du modèle

Nous précisons ici l'importance relative de chacune des fonctions (stratégie locale de déplacement, h , r_t et a_t) qui régissent la co-évolution des espèces dans notre modèle. Pour cela, nous avons construit sept modèles simplifiés en désactivant une ou plusieurs de ces fonctions et nous comparons le nombre de solutions optimales obtenues par chacun d'eux. Le tableau 3 indique les résultats atteints sur 50 essais pour le graphe G1 avec les paramètres précédemment définis.

En l'absence de stratégie locale de déplacement – remplacée alors par une sélection

Nbr. de Sol. opt.	Sélection	h	r_t	a_t
1		*		
0	*			
10	*	*		
0		*	*	
0	*		*	*
38		*	*	*
48	*	*	*	*

Tableau 3 : Nombre de solutions optimales obtenues sur 50 essais pour G1 pour différents modèles.

aléatoire des sommets d'arrivée –, l'heuristique h seule ne conduit à la solution optimale qu'une fois sur 50. Lorsqu'elle est combinée avec la stratégie ce taux monte à 10/50. L'ajout d'un mécanisme de reproduction nécessite l'ajout d'un facteur de vieillissement des agents. En effet, d'une part, une croissance incontrôlée du nombre d'agents entraîne continuellement des modifications de l'environnement qui ne le rapprochent pas nécessairement de l'état optimal. D'autre part, l'absence de vieillissement empêche la disparition d'espèces, ce qui est souvent une entrave à l'émergence de l'état optimal lorsque le nombre d'espèces initial q est supérieur au nombre d'espèces dans cet état. D'ailleurs, l'heuristique h est le seul mécanisme de réactivation d'espèces éteintes et son absence conduit souvent à des états sous-optimaux où le nombre de cliques est inférieur à celui de la partition optimale. Notons que l'extinction d'espèces apparaît fréquemment lorsque la partition optimale du graphe G comporte des cliques de faible cardinalité qui, d'après le modèle, engendrent peu de naissances.

Les résultats du tableau 3 corroborent donc l'importance de chacune des fonctions de notre modèle de co-évolution pour le problème de partitionnement d'un graphe en cliques. Il souligne l'importance de l'heuristique h qui permet dans le cas particulièrement délicat du graphe G1 d'exhiber dans la partition optimale une clique avec un sommet unique.

5 Conclusion

Dans cet article le problème classique du partitionnement d'un graphe en cliques de poids minimaux est transformé en un problème de co-évolution dynamique d'espèces. Nous avons créé une société artificielle d'agents autonomes de différentes espèces dont l'adaptation optimale coïncide avec la solution du problème d'optimisation. Nous avons vérifié expérimentalement que, dans notre modèle, l'ensemble des règles régissant la société est minimal pour le problème. De plus, la simulation du processus de co-évolution montre que ces règles conduisent à l'émergence de "niches écologiques" - correspondant aux cliques minimales - assez stables dans le temps et assurent la pérennité des espèces majoritaire de chaque niche. Afin d'augmenter le degré de liberté de la société pour lui permettre de sortir plus facilement des optima locaux il serait intéressant de compléter le modèle très simple que nous avons développé en in-

troduisant de nouveaux comportements spécifiques à chaque espèce.

En ce qui concerne l'implémentation informatique de l'algorithme, le temps d'exécution n'a pas été ici notre principale motivation. Cependant, le tableau 2 montre que, dans une implémentation séquentielle, le nombre moyen d'itérations nécessaires à la convergence vers la solution optimale est tout à fait acceptable. De plus, cet algorithme étant intrinséquement distribué nos recherches futures s'orientent vers une implémentation sur une machine parallèle.

Bibliographie

- [de Amorin et al. 1992] S.G. de Amorin , J.-P. Barthélemy , C.C.Ribeiro , Clustering and Clique Partitioning: Simulated Annealing and Tabu Search Approaches, *Journal of Classification*, **9** : 17-41, 1992.
- [Colorni et al. 1992] A.Colorni , M.Dorigo , V. Maniezzo, An investigation of some properties of an Ant Algorithm, *Parallel Problem Solving from Nature 2*, R. Männer & B. Manderick Eds., Elsevier Science Pub., 1992.
- [Deneubourg et al. 1991] J.L. Deneubourg, G. Theraulaz, R. Beckers , Swarm- made architectures, *Proc. of the 1st ECAL*, P. Bourguine, F. Varela eds., Paris, 1991.
- [Erceau et Ferber 1991] J. Erceau, J. Ferber, *L'intelligence artificielle distribuée*, La Recherche **233** : 750-758, 1991.
- [Grasse 1959] P. Grasse, La reconstruction du nid et les coordinations interindividuelles. La théorie de la stigmergie, *Insectes sociaux* **35** : 41-84, 1959.
- [Grötschel et al. 1990] M. Grötschel, Y. Wakabayashi, Facets of the Clique Partitioning polytope, *Mathematical Programming* **46** : 367-387, 1990.
- [Hansen 1993] P. Hansen , B. Jaumard, E. Salanville , Partitioning Problems in Cluster Analysis: A Review of Mathematical Programming Approaches, *Invited Main Lecture at the IVth Conf. of the Internatinal Federation of Classification Societies*, Paris, Septembre, 1993.
- [Manderick et al. 1988] B. Manderick and F. Moyson, The collective behavior of ants: An example of self-organization in massive parallelism, in *Proceedings of the AAAI Spring Symposium on Parallel Models of Intelligence*, Stanford University, CA, 1988.
- [Krivanek et al. 1986] M. Krivanek , J. Moravek, \mathcal{NP} -Hard Problems in Hierarchical-Tree Clustering, *Acta Informatica* **23** : 311-323, 1986.
- [Lumer and Faieta 1993] E. Lumer and B. Faieta, Diversity and adaptation in populations of clustering ants, submitted for publication.
- [Nicolis et Prigogine 1989] G. Nicolis, I. Prigogine, *Exploring Complexity: an Introduction*, W.H. Freeman and Co., 1989.
- [Stickland et al. 1992] T.R. Stickland, C.M.N. Tofts, N.R. Franks, A path choice algorithm for ants, *Naturwissenschaften*, **79** : 567-572, 1992.

UN MODÈLE D'INTERACTION BASÉ SUR LES FORCES

Michèle Courant, Michel Ludwig

IIUF - Institut d'Informatique de l'Université de Fribourg

Chemin du Musée 3, CH-1700 FRIBOURG

Tél: +41 37 826 555

Fax: +41 37 826 551

Email: MLUDWIG@CFrUni52.bitnet

Mots-clés

Système multi-agents, interaction, autonomie, champ de gradients, champ de potentiels, force, champ de forces, charge, perturbation, compensation.

1 INTRODUCTION

Dans une perspective de modélisation de systèmes formés d'agents autonomes, nous avons conçu un modèle d'interaction basé sur la notion de charge et de force. Ce modèle se fonde sur l'idée que l'attraction et la répulsion, dans lesquelles s'enracinent pour l'essentiel la modélisation des systèmes physiques, chimiques et biologiques, sont des notions plus élémentaires que la communication. Nous poursuivons même avec l'hypothèse que ces deux notions sont aussi plus aptes à formaliser des comportements autonomes que des concepts d'emblée trop marqués d'interprétation cognitive.

A partir des travaux notamment réalisés en robotique et en s'inspirant des modèles physiques, nous avons développé un modèle d'interaction basé sur les notions de charges dynamiques, de charges virtuelles, de forces et de champs de forces. Dans le cadre d'agents qui tentent d'assouvir leur satisfaction propre (hédonisme), ce modèle fait ressortir le comportement autonome des agents vis-à-vis du reste du monde.

Le premier paragraphe compare deux approches existantes de l'interaction en robotique autonome. Le deuxième paragraphe donne une présentation formelle du modèle de charge, tel que nous l'avons conçu. Le troisième paragraphe vise à illustrer, à l'aide de plusieurs exemples, l'expressivité du modèle et son aptitude à capter les propriétés des systèmes naturels. En conclusion, nous récapitulons les notions introduites ainsi que leur intérêt pour le domaine des systèmes multi-agents.

2 CHAMPS DE GRADIENTS ET CHAMPS DE POTENTIELS EN ROBOTIQUE

La robotique autonome utilise deux méthodes pour générer des chemins de parcours: les champs de gradients et les champs de potentiels. Ces deux méthodes sont comparées par D. W. Payton dans [Payton, 1990].

L'approche des champs de gradients génère un ensemble de chemins de parcours optimaux vers un but. La méthode de calcul s'apparente à un processus de recherche dans un graphe et peut être vue comme une onde

qui, partant du but, se déplace rapidement dans des régions à coût faible et lentement dans des régions onéreuses.

La méthode des champs de potentiels, par contre, assigne des charges, semblables aux charges électrostatiques, aux buts et obstacles. Elle permet de calculer un champ total, en tout point de l'espace, par superposition de champs élémentaires.

Le désavantage des champs de gradients est le temps de calcul nécessaire, surtout si le but est très éloigné du robot en question. La méthode de superposition, utilisée pour les champs de potentiels, est plus efficace. En revanche les champs de potentiels ont le défaut de pouvoir piéger les agents dans des minima locaux, ce qui n'est pas le cas pour les champs de gradients, vu que la fonction scalaire sous-jacente est monotone décroissante.

Outre ces constatations de Payton, d'autres différences plus importantes, encore, peuvent être citées. La méthode des champs de gradients présuppose fondamentalement la notion de but et ne peut s'appliquer qu'aux problèmes de recherche de chemin vers un but. Elle présuppose également une grande connaissance locale des agents sur l'environnement. Enfin, c'est un algorithme à deux phases: tout d'abord les champs génèrent un ensemble de chemins, puis intervient un deuxième algorithme, afin de choisir un chemin particulier. En fait, c'est une méthode qui se situe à mi-chemin entre la planification d'actions et la modélisation réactive des comportements. Les champs de potentiels, quant à eux, conduisent à une modélisation purement réactive des agents et affranchie de la notion de but. Le domaine d'application des champs de potentiels est ainsi beaucoup plus grand et riche que celui des champs de gradients.

Les champs de potentiels sont répandus en robotique, pour la planification de parcours et l'évitement d'obstacles. R. C. Arkin ([Arkin, 1990], [Clark et al., 1991]) utilise la méthode des champs de potentiels pour générer un parcours de robot. Dans ces systèmes, un champ de potentiels élémentaire, appelé schéma, représente soit une information perçue (obstacle), soit des éléments de planification locale (rester sur un chemin, aller dans une direction, aller vers un but). Par superposition de tels schémas, le robot se construit une image (représentation) du monde, dans lequel il est censé se déplacer.

Le problème de cette démarche est que le robot peut être piégé dans un minimum local, duquel il ne peut plus sortir. Ceci provient du fait que le robot lui-même n'est pas chargé et que les champs ne dépendent que de paramètres propres aux obstacles. Le robot n'est jamais soumis à une force, proprement dite; il utilise seulement le champ perçu comme une information heuristique. Dans [Clark et al., 1991] la solution utilisée, pour éviter les minima locaux, est de faire varier la zone d'influence des obstacles.

Nous proposons dans cet article un modèle de charge plus général, qui permet non seulement d'éviter les minima locaux par l'introduction d'une dynamique de charges et d'élargir la portée de la notion de charge.

3 MODÈLE DE CHARGE ET DE FORCE

Le modèle présenté se réfère à un système d'agents situés: on suppose que des agents **chargés** évoluent dans un **environnement** défini comme un espace vectoriel, muni d'une norme et d'une distance adéquate.

Une **charge** est un attribut typé que peut posséder un agent. L'agent est alors dit chargé. Une **charge virtuelle** est un effet résiduel produit en un certain point par une charge réelle. La notion de charge virtuelle s'apparente à la notion de champ de potentiels.

Une **force** est l'effet produit par un agent chargé sur un autre agent chargé du même type de charge et spécifie ainsi l'interaction entre agents. Une force est représentée par un vecteur. Un **champ de forces** autour d'un agent chargé est l'ensemble des vecteurs de force produits sur une charge unitaire positive en tout point de l'espace. Cette notion est définie en analogie avec la notion de ligne de force en physique.

3.1 TYPE DE CHARGE

Formellement, un type de charge est défini par les composants suivants:

- un domaine de valeurs;
- une fonction de changement réflexive;
- un modèle d'interaction;
- une fonction d'atténuation;
- une fonction de force;
- une fonction de composition;
- un senseur.

3.1.1 Charge

Une charge est définie par la donnée:

- d'un signe;
- d'une intensité absolue.

Classiquement le signe est bivalent {+,-}. L'intensité absolue est choisie dans le domaine des valeurs absolues d'une charge. Nous pouvons, par exemple, avoir les cas suivants:

- $[0,1]$: l'intensité est normée;
- $[0,+\infty[$: l'intensité est réelle, il s'agit d'un modèle sans quanta;
- $\{0,+\infty\}$: l'intensité est entière, il s'agit d'un modèle avec quanta.

L'intensité nulle inactive la charge et doit, en conséquence, toujours être comprise dans le domaine des valeurs.

3.1.2 Fonction de changement réflexive

La fonction de changement, définie de $(\text{intensité} \times \text{signe}) \rightarrow (\text{intensité} \times \text{signe})$, permet de faire évoluer la charge localement et réalise la dynamique interne d'une charge au sein d'un agent.

3.1.3 Modèle d'interaction

Le modèle d'interaction définit la relation entre agents chargés selon le signe des charges en présence. Sur une charge à signe bivalent deux modèles de base peuvent être cités:

- le modèle de **classement**: les charges de même signe s'attirent et les charges de signes contraires se repoussent;
- le modèle d'**accouplement**: les charges de signes contraires s'attirent et les charges de même signe se repoussent.

Notons que les termes de classement et d'accouplement, dénotant les deux modèles d'interaction, se justifient par les effets qu'ils engendrent sur des systèmes multi-agents simples, régis par un seul type de charge, d'intensité égale et invariante. Un tel système, régi par le premier modèle d'interaction, produit deux groupes d'agents, l'un positif et l'autre négatif. Ceci engendre une polarisation de l'environnement. Un système d'agents agissant selon le deuxième modèle va, par contre, produire des couples d'agents neutres.

3.1.4 Fonction d'atténuation et charge virtuelle

La fonction d'atténuation $A:]0, +\infty[\rightarrow]0, +\infty[$ est décroissante et spécifique, pour une distance donnée, le facteur d'atténuation. La charge virtuelle permet de représenter le champ de potentiels associé à une charge. La charge virtuelle en un point p_2 d'un agent de charge C_1 , se trouvant en un point p_1 différent de p_2 , vaut $CV_1 = C_1 * A(d(p_1, p_2))$, où d est une fonction de distance définie dans l'environnement avec $d: E \times E \rightarrow]0, +\infty[$.

3.1.5 Fonction de force

La notion de force représente l'interaction, proprement dite, entre les agents. Pour un agent de charge C , situé en un point donné, la fonction de force permet de calculer l'intensité de la force que subit cet agent, en présence d'une charge virtuelle CV . Cette fonction $F(C, CV)$ dépend de la charge de l'agent et de la charge virtuelle, avec comme conditions aux bords $F(0, _) = 0$, $F(_, 0) = 0$. Ces conditions sont naturelles dans le sens que la force exprime l'interaction entre agents (si un agent n'est pas chargé, ou bien si l'environnement ne contient pas d'agents chargés, il n'y a pas d'interaction possible). Le vecteur de force est posé sur la droite reliant les deux agents, a comme origine le point où se trouve l'agent considéré et son orientation est spécifiée par le modèle d'interaction. On appelle force élémentaire, la représentation d'une interaction restreinte à un couple d'agents.

3.1.6 Fonction de composition

La force totale, perceptible par un agent donné, représente l'interaction de tous les autres agents sur cet individu. La fonction de composition sert à calculer, pour un agent donné, la résultante de plusieurs forces élémentaires (somme vectorielle), appelée alors force totale.

3.1.7 Senseur

Le senseur renseigne l'agent chargé sur sa situation vis-à-vis du reste du monde, en lui indiquant l'intensité de la force en présence, ainsi que l'orientation du vecteur de force.

3.2 CHAMP DE FORCES

Pour caractériser notre modèle et le situer par rapport aux champs de gradients et champs de potentiels présentés, nous recourons à la notion de champs de forces définie comme suit. Un champ de forces autour d'un agent chargé est l'ensemble des vecteurs de force produits sur une charge unitaire positive en tout point de l'espace (cf. [Arkin, 1990]). Deux exemples de champ de forces sont donnés dans la figure Fig. 1. La

notion de champ de force est plus une notion théorique que pratique. Dans la pratique seuls les vecteurs de force sur des agents sont à calculer.

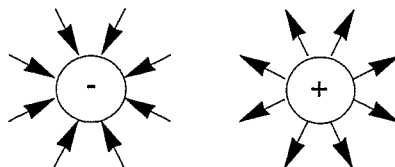


Fig. 1: champs de forces

3.3 ÉVALUATION

Le modèle présenté est défini dans le souci de garder une grande généralité et une bonne expressivité. Deux dynamiques sont autorisées dans le modèle. Ces dynamiques sont ancrées dans la définition de la charge virtuelle (champ de potentiels) à partir de charges réelles et de la distance entre les deux points considérés, par le biais de la fonction d'atténuation. La première, constituée par la dynamique interne des charges, permet une bonne expressivité pour des agents a priori statiques dans leur environnement. Ainsi les agents peuvent changer les forces et champs de forces sans effectuer de déplacement. La deuxième est basée sur la faculté des agents de se déplacer dans l'environnement et de faire ainsi varier conjointement les forces auxquelles ils sont soumis et les forces qu'ils engendrent.

Notons que le modèle permet de capter la propriété de la conservation de certains systèmes, physiques notamment, en prenant comme fonction de changement la fonction identité.

D'autre part, l'utilisation de charges à signe univalent permet également de considérer des modèles d'interaction tels que:

- les charges s'attirent;
- les charges se repoussent.

4 ILLUSTRATIONS

Nous présentons maintenant, à travers quelques exemples simples, quelques aspects de l'expressivité du modèle.

EXEMPLE DE LA PHYSIQUE: LA GRAVITATION

La masse est une charge avec un signe univalent et comme elle est conservatrice, la fonction de changement est la fonction identité. L'intensité est un réel positif. Le modèle d'interaction fait que tous les agents chargés s'attirent. La fonction d'atténuation est $1/r^*$, où r est la distance entre deux agents. La fonction de force est $F(m, mVi) = \gamma * m * mVi$ avec γ la constante gravitationnelle. La fonction de composition est la somme vectorielle classique. Pour deux agents A1 et A2, de masses respectives $m1$ et $m2$, distants de r , on a bien $F = (\gamma * m1 * m2) / r^*$, et le vecteur de force est orienté d'un agent vers l'autre.

EXEMPLE DE JEU: LA POURSUITE

Dans [Benda et al., 1985] le jeu de la poursuite a été proposé comme environnement de test pour des stratégies de coordination entre agents. Le jeu se joue sur une grille de 30*30 cases et a pour objet d'encercler le pion noir par les quatre pions blancs (cf. Fig. 2).

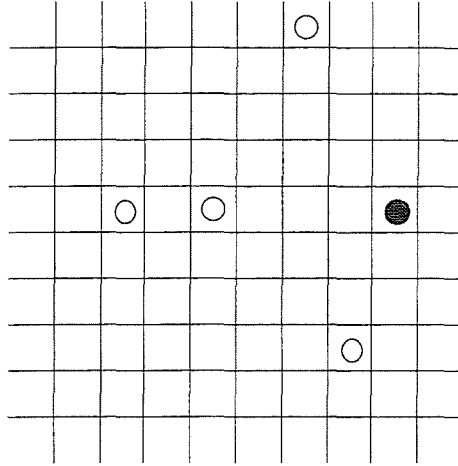


Fig. 2: jeu de la poursuite

Nous proposons ici une solution à ce problème sans coordination. Pour cela nous définissons un type de charge représentant une relation d'intérêt entre les différents agents. La distance utilisée est la distance de Manhattan. La charge est invariante pour les agents et possède le domaine de valeur signé $\{-1, +1\}$. Le modèle d'interaction fait que les charges de signe différent s'attirent et que les charges à signe égal se repoussent (modèle d'accouplement). Les pions blancs sont chargés "+1" et le pion noir "-1". La fonction d'atténuation est représentée dans la figure Fig. 3. La fonction de force est la multiplication des valeurs absolues de la charge et de la charge virtuelle en présence. Le vecteur de force élémentaire, en un point donné, est posé sur l'axe reliant les deux agents en question, orienté selon le modèle d'interaction et de la longueur calculée. La fonction de composition est la somme vectorielle classique.



Fig. 3: fonction d'atténuation

Les agents détectent, via leurs senseurs, le vecteur de force, auquel ils sont soumis et se déplacent en conséquence. Le pion noir fuit dans la direction opposée au vecteur d'interaction (force). Il espère ainsi le faire diminuer. Les pions blancs se déplacent dans la direction de leur vecteur d'interaction, afin de l'augmenter. Si un pion n'est soumis à aucune force, il a toute liberté de se déplacer dans n'importe quelle direction.

La situation de la figure Fig. 2 permet de calculer les vecteurs de la figure Fig. 4 et va engendrer la situation de la figure Fig. 5.

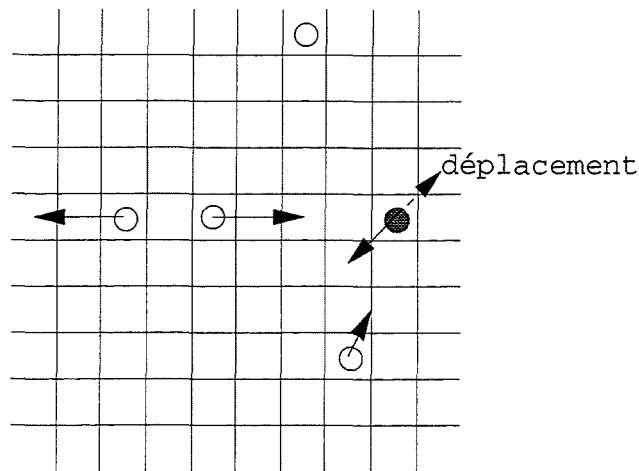


Fig. 4: vecteurs de force et de déplacement

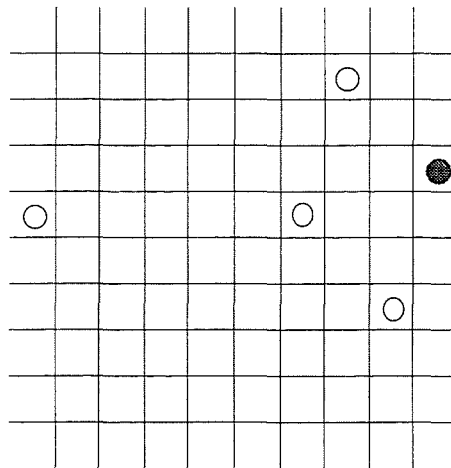


Fig. 5: après les déplacements

EXEMPLE DE CHARGES DYNAMIQUES

Considérons une version simplifiée du modèle, dans laquelle l'environnement des agents n'est pas muni d'un espace vectoriel. La force devient un scalaire (intensité) et la fonction de composition est une addition algébrique. L'exemple ci-dessous illustre un système multi-agents dans un tel cas.

Le problème est celui de la coloration de graphe. Une grille, représentant un tore, est composée d'agents chargés. Tout agent possède donc quatre voisins. La mesure de distance utilisée est la distance de Manhattan. La charge est à signe bivalent et peut être prise dans $\{-1, 0, +1\}$. Initialement, les agents possèdent soit la charge $+1$ ou -1 et la fonction de changement ne permet de choisir qu'entre ces deux valeurs. Le modèle d'interaction est le modèle d'accouplement. La fonction d'atténuation vaut 1, si la distance est 1 et 0 sinon (interaction entre voisins directs). La fonction de force est la multiplication de la charge par la charge virtuelle en présence. La fonction de composition est l'addition algébrique.

Une charge négative est interprétée comme la couleur noire et une charge positive comme la couleur blanche. Initialement chaque case reçoit une couleur au hasard. La situation finale de la figure Fig. 6 est

atteinte, si tous les agents sont soumis à une force d'intensité -4. Donc, aussi longtemps qu'un agent n'est pas soumis à une force d'intensité -4, il change de couleur.

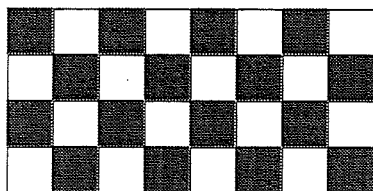


Fig.6: situation finale

5 CONCLUSION

Dans le cadre du modèle proposé, un agent autonome est vu comme une entité chargée et toute la dynamique d'un système multi-agents est régie par les charges. Dans le modèle, un agent perçoit exclusivement les autres agents à l'aide de senseurs attachés à ses charges qui sont vues comme une structure enveloppant un noyau d'agent. Le modèle prévoit des charges typées et la possibilité de réunir dans un même agent plusieurs types de charges. Il s'ensuit que la dynamique de tels agents obéit à l'action concurrente des charges. La définition de critères globaux pour la gestion des charges est reléguée au noyau de l'agent, auquel, dans une politique hédoniste par exemple, il appartient de définir des priorités selon son état interne, ses stratégies, ses objectifs...

Les notions de charge et de force sont définies de la manière la plus générale possible. Elles supportent la mise en œuvre de deux dynamiques: une dynamique interne, par changement des charges au sein des agents, et une dynamique externe par déplacement des agents dans l'environnement, conformément aux forces engendrées par les charges.

Dans les deux cas, nous assimilons l'autonomie des agents à leur capacité de prise de décision locale, éventuellement associée à leur caractère réflexif. La sémantique de haut niveau d'une charge n'étant pas induite par le modèle, ceci ouvre la voie à de nombreuses investigations concernant les systèmes d'agents autonomes.

Le point de vue hédoniste, par exemple, peut s'avérer approprié pour modéliser certains problèmes dans lesquels la solution coïncide avec un état stable du système. La recherche de satisfaction coïncide alors avec la volonté d'atteindre une certaine constellation de forces, auxquelles est soumis l'agent hédoniste. La mesure de satisfaction est donc une fonction des différentes forces détectées et la stratégie de l'agent tend à maximiser cette satisfaction, par sa dynamique de charges.

Dans une toute autre perspective, sous-tendue par une étude plus générale que nous avons menée sur l'autonomie, la notion de charge nous paraît également pouvoir bien supporter la mise en œuvre des concepts d'actualisation et de potentialisation sur lesquels S. Lupasco fonde la dynamique antagoniste des systèmes naturels ([Lupasco, 1987]). Cette dynamique antagoniste s'obtient naturellement par l'encapsulation de sous-systèmes régis par le modèle d'accouplement. Le modèle s'ouvre ainsi à toute une gamme d'expérimentations pouvant contribuer tant à la résolution de problèmes qu'à la vie artificielle. On peut songer par exemple, à la modélisation d'agents capables de développer conjointement des comportements de routine et des comportements d'exception. En outre, les charges typées constituent le substrat d'un langage commun entre agents. De fait elles permettent de capter des phénomènes de

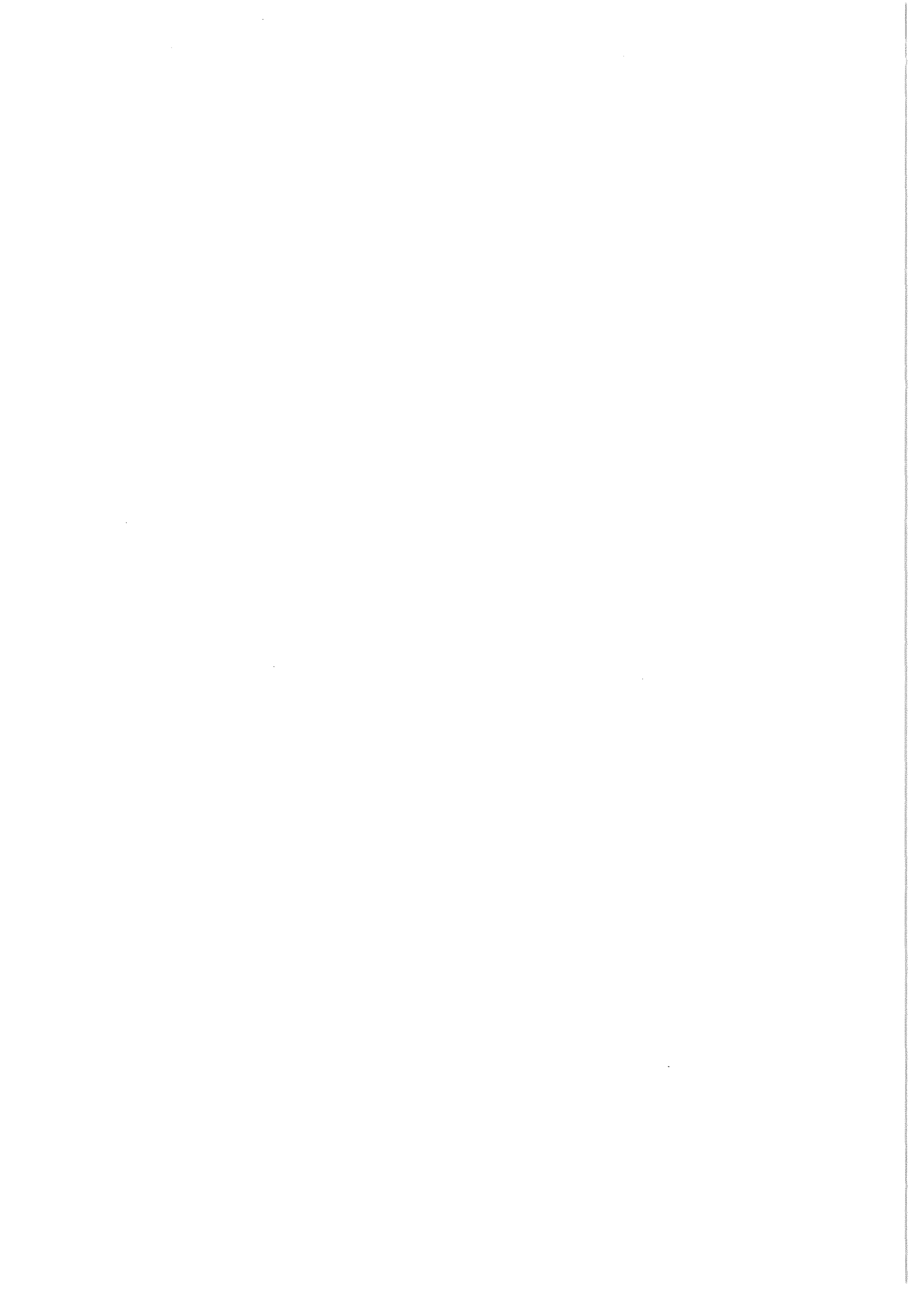
coordination d'actions, de partage de tâches, autorisant l'émergence au niveau collectif des comportements de routine et des comportements d'exception, observables dans les systèmes sociaux.

L'intégration du modèle des charges dans un prototype de langage de description d'agents est en cours.

Nous remercions notre collègue et ami S. Le Peutrec, pour l'exploration du concept d'autonomie, dont il nous a permis de profiter ([Courant et al., 1993], [Le Peutrec et al., 1993]).

BIBLIOGRAPHIE

- [Arkin, 1990] Ronald C. Arkin, "Integrating Behavioral, Perceptual, and World Knowledge in Reactive Navigation", in *Robotics and Autonomous Systems*, 6, 1990, p. 105-122.
- [Benda et al., 1985] M. Benda, V. Jagannathan, R. Dodhiawalla, "On optimal cooperation of knowledge sources", Technical Report BCS-G2010-28, Boeing AI Center, 1985. Cited in Les Gasser et al., "Representing and Using Organizational Knowledge in Distributed AI Systems", in Les Gasser et al., "Distributed Artificial Intelligence", vol. II, Pitman, 1989.
- [Clark et al., 1991] Russell J. Clark, Ronald C. Arkin, Ashwin Ram, "Learning Momentum: On-Line Performance Enhancement for Reactive Systems", Technical Report GIT-CC-91/37, Georgia Institute of Technology, 1991.
- [Courant et al., 1993] Michèle Courant, Stéphane Le Peutrec, "Autonomie des systèmes vivants: une autre approche de l'information et de la connaissance", IIUF, Publication interne no. 38, 1993.
- [Le Peutrec et al., 1993] Stéphane Le Peutrec, Michèle Courant, "Potentialisation et actualisation de dynamiques antagonistes dans la modélisation de systèmes autonomes", IIUF, Publication interne à paraître.
- [Lupasco, 1987] S. Lupasco, "L'énergie et la matière vivante", Collection L'esprit et la Matière, Rocher, 1987.
- [Payton, 1990] David W. Payton, "Internalized Plans: A Representation for Action Resources", in *Robotics and Autonomous Systems*, 6, 1990, p. 89-103.



LA MODELISATION SENSORIELLE

Une approche originale de la notion de modélisation dans la programmation des robots

Eric Dedieu, Emmanuel Mazer, Pierre Bessière
LIFIA-IMAG — 46 av. Félix Viallet, 38031 Grenoble
e-mail: Eric.Dedieu@imag.fr

I. INTRODUCTION

SITUATION DU PROBLÈME ET MOTIVATIONS

Les sciences cognitives tournent actuellement beaucoup autour du débat entre “cognitivistes” et “constructivistes” : le comportement d'un système doit-il se fonder sur un modèle analytique du milieu où il agit ? ou toute adéquation entre le comportement et le milieu ne doit-elle être qu'émergente, constatée “a-posteriori”, jamais explicite dans la programmation du comportement ?

Entre constructivisme et cognitivisme, le roboticien est un peu démuné. Le constructivisme* a apporté des éléments fondamentaux sur la nature de la cognition et du comportement (Stewart 1993; Varela 1989b; Merleau-Ponty 1942), et a de ce fait mis en lumière certaines faiblesses de l'approche cognitiviste classique, au point de faire douter de l'avenir de cette dernière (Varela 1989; Winograd & Flores 1987). Mais il faut avouer qu'on se demande souvent comment aborder *techniquement* le constructivisme. En robotique, parmi les nombreux articles qui font référence aux travaux de Varela, par exemple, il y en a très peu où cette inspiration se manifeste ailleurs que dans l'introduction. En général, même convaincu de l'intérêt fondamental des considérations philosophiques dans son domaine, le roboticien n'a techniquement que peu de choix : (1) il adopte une approche classique en étant conscient de ses limites, ou bien (2) il adopte une approche “bottom-up” ad-hoc qui permet d'éviter l'approche classique, mais qui n'est guère satisfaisante comme fondement méthodologique, comme nous le verrons par la suite.

Un obstacle majeur à une véritable avancée du constructivisme semble être le rejet de la notion de modélisation. L'approche cognitiviste faisait de celle-ci une notion technique bien définie, et un guide méthodologique efficace dans la conception d'un système robotique complexe. Mais cette méthodologie a montré ses limites ; précisément, c'est la notion la plus remise en cause par les constructivistes — elle est alors remplacée par la notion d’“émergence” (provenant de la physique, cf Dumouchel & Dupuy 1983).

Mais l'émergence est quelque chose qui s'observe ; ce n'est pas un *outil de conception* ; or

l'informatique nécessite des données structurées, et la modélisation est pour tout problème informatique complexe une étape aussi importante qu'elle peut l'être en sciences physiques ; il est illusoire de chercher à contourner cet aspect technique par le recours à la notion d'émergence.

La problématique de la modélisation n'est bien sûr pas restreinte au seul domaine de la robotique. Les travaux qui vont être présentés sont à situer dans le cadre général des sciences cognitives. Néanmoins, le choix de la programmation des robots comme cadre de travail n'est pas anodin. La robotique a de fait une place centrale dans les sciences cognitives, puisque le “robot” est une métaphore universelle autour de laquelle s'organisent de très nombreux travaux (vie artificielle, systèmes autonomes, apprentissage, évolution artificielle, simulations éthologiques; voir SAB 90, ECAL 91). Or, l'omniprésence des simulations a tendance à dissimuler certains problèmes cruciaux ; un robot, contrairement aux “organismes” purement informatiques, doit agir dans un milieu dont les phénomènes exacts ne sont qu'imparfaitement catégorisables, prévisibles, répétables, mais auxquels néanmoins nous attribuons souvent un “sens” simple et invariant. La programmation des robots est ainsi un domaine où les problèmes liés à la modélisation sont mis en lumière car difficilement contournables.

OBJECTIF

Nous voudrions développer une notion de modélisation inspirée par la philosophie constructiviste, mais qui se traduise néanmoins par une méthodologie pouvant guider la programmation effective d'un robot.

Pour cela, nous allons remettre en question la conception dominante de ce que doit être un processus de modélisation, qui classiquement se passe en deux temps : le programmeur commence par déterminer les propriétés de l'environnement (et/ou de la tâche, et/ou du comportement) qu'il estime pertinentes pour ce qu'il veut faire, puis il traduit en termes informatiques cette “représentation du problème” qu'il se fait.

Nous chercherons à proposer une approche, appelée “modélisation sensorielle”, dans laquelle un modèle justifie son rôle de “modèle” uniquement par des propriétés *structurelles*, internes au robot, sans référence explicite à la préconception du programmeur. La “signification” d'un modèle

* Le mot “constructivisme” est pris ici dans un sens large, par opposition au cognitivisme.

dépendra de l'historique ayant abouti à son existence. Il s'agira alors de montrer comment ce type de modélisation peut néanmoins fonder une méthodologie de conception.

DÉFINITIONS : REPRÉSENTATION, MODÈLE, MODÉLISATION

La première chose à faire est de définir les termes clefs. Les sciences cognitives souffrent trop souvent d'un problème de vocabulaire, de nombreux mots "familiers" tels que perception ou représentation acquérant sans précautions des sens techniques contradictoires chez des auteurs différents.

Une "représentation" est définie ici comme la capacité d'un robot à tenir compte de son environnement dans ses actions, c'est-à-dire à *interpréter* son environnement (ne serait-ce que par les actions qu'il y conduit).

Cette notion est plus générale que beaucoup des acceptions rencontrées ; elle est en particulier indépendante de toute structure de donnée, de toute implémentation.* Elle peut en revanche dépendre du robot. Par exemple, on représente classiquement un obstacle par un modèle géométrique (représentation explicite) ; on considèrera ici qu'on peut également "représenter" cet obstacle par un programme capable de le faire éviter au robot (représentation implicite).

Un "modèle" sera défini, lui, comme une structure informatique, plus généralement une *ressource de programmation*, qui permette de doter un robot d'une capacité de représentation (observable dans son comportement). Un modèle a donc un aspect explicite, au sens de "interne au robot", mais pas au sens de "ayant une fonction déterminée" ; autrement dit, un modèle doit permettre au robot d'interpréter son environnement, sans pour autant devoir être lui-même interprété a-priori. Ceci est à opposer à des formes classiques de modèles, comme le symbole *nourriture* ou un polyèdre en CAO, dont la forme a été déterminée par son utilisation attendue. Ce point délicat devrait devenir clair plus loin.

La "modélisation" est définie comme la manière dont un robot acquiert ses modèles, et un "processus de modélisation" est une méthode systématique de conduire cette opération (que ce soit fait entièrement par le programmeur ou partiellement automatisé).

* C'est en fait exactement la représentation "faible" de Varela (1989, p. 99-100), vue sous un angle robotique. Varela la qualifie également de "sémantique", de "pragmatique", et il l'oppose à une acception "forte", qui «survient quand par généralisation de l'acception faible on formule une théorie complète des mécanismes perceptuels, linguistiques, ou cognitifs en général» (p. 102).

PLAN ET APERÇU DE LA PRÉSENTATION

Au chapitre II, "*Programmation des robots et modélisation*", seront décrites les méthodes de programmation des robots les plus courantes, qui se fondent sur différentes conceptions de la modélisation, que l'on verra reflétées en particulier dans le rôle attribué aux capteurs.

En contraste avec ces conceptions "classiques", une approche originale sera présentée au chapitre III, "*Principes de la modélisation sensorielle*" : l'observation d'une dépendance entre sources sensorielles a-priori indépendantes y sera proposée comme la primitive de base d'une modélisation ancrée dans l'expérience. Il sera alors possible de développer chez le robot une collection de modèles, outils génériques de programmation que le programmeur interprétera et utilisera différemment selon ses objectifs. Pour développer ces modèles :

- On impose au robot un comportement, par un programme appelé "programme professeur", par exemple un programme C, un mouvement planifié, une télécommande par l'opérateur...

- Ce comportement induit des dépendances sensorielles, que le robot représente dans une structure interne appelée "boîte" (pour éviter les termes à connotation cognitive ambiguë). Les boîtes seront implémentées par des méthodes probabilistes bayésiennes.

- Une boîte peut servir soit comme outil de programmation, soit comme nouvelle ressource sensorielle ; on montrera que ces propriétés justifient qu'une boîte soit considérée comme un "modèle".

Cette méthodologie de programmation sera illustrée au chapitre IV, "*Quelques expériences robotiques inhabituelles*", par des manipulations mettant en oeuvre un robot mobile. On y décrira le développement progressif de modèles non fonctionnels, non hiérarchiques, non interprétés a-priori. Les expériences effectives sont en cours de réalisation : le chapitre V, "*Mise en oeuvre*", présente les choix techniques qui ont été retenus pour cela.

La modélisation sensorielle présente des avantages inédits sur d'autres travaux dans le domaine, mais se heurte à trois grandes difficultés techniques, qui ont le mérite d'être clairement définies. Ces précisions feront l'objet du chapitre VI, "*Intérêts et limitations*".

Des diverses conclusions que l'on peut tirer de ces travaux, il paraît utile d'en citer une ici : programmer un robot n'est *plus seulement un moyen de lui faire accomplir une tâche*, mais permet de restreindre la complexité de sa situation en vue d'apprendre à la gérer, de mettre explicitement en valeur certaines interactions. Cela concerne de près l'autonomie, non au sens de la pure viabilité, mais du glissement d'une programmation de nature impérative, fondée sur une conception humaine du

milieu, vers l'élaboration d'un système de représentation propre au robot et ancré dans son expérience passée. L'interaction entre un robot et son milieu n'est plus une complexité à démêler, mais une expérience (au sens anglais) à construire.

II. PROGRAMMATION DES ROBOTS ET MODELISATION

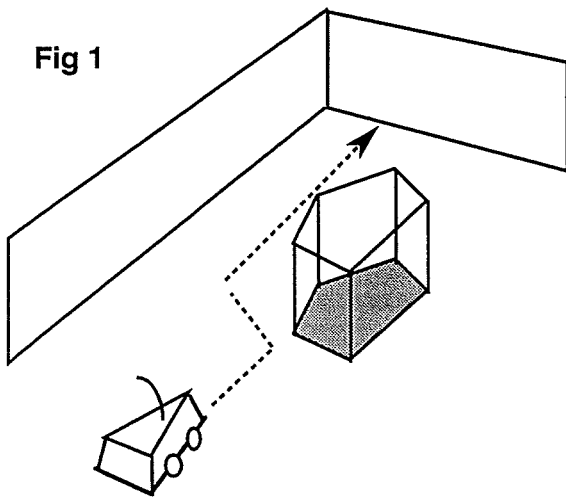
QUELQUES SOLUTIONS COURANTES

Comment programmer un robot mobile pour qu'il se rende au fond d'un couloir malgré des obstacles sur son chemin ? Examinons schématiquement plusieurs solutions assez représentatives de ce qui se fait.

Processus automatique (programmation textuelle du mouvement)

On connaît exactement la position, la taille, et la forme des obstacles (qui seront supposés fixes), la position de départ du robot, l'horizontalité et la rugosité du sol, et on conçoit une trajectoire adéquate. Pour la configuration de la figure 1, on aura par exemple le programme C suivant :

```
{ Avancer (20cm); Tourner (60°);
  Avancer (10cm); Tourner (-60°);
  Avancer_jusque_contact () }
```



Le robot n'atteindra son but que si l'environnement est effectivement comme on le pense, par exemple dans les conditions exactes de la figure 1. Mais seul le programmeur sait cela, le robot n'a aucun moyen d'en tenir compte ; quelle que soit la situation effective, un robot dirigé par ce programme aura toujours le même comportement ; il se comportera "comme si" l'environnement était celui de la figure 1. En ce sens, un programme textuel *représente* tous les caractères pertinents du contexte pour la tâche considérée.

En robotique industrielle ou en automatique, le contrôle du milieu est une contrainte valable, et on

se donne les moyens techniques (cales mécaniques par exemple) de garantir la validité de ce programme. Dans l'optique d'une certaine autonomie par rapport à la variabilité du milieu, cette solution simple n'est plus envisageable.

Modélisation explicite de l'environnement (programmation niveau tâche)

Munissons le robot d'un modèle CAO tel que la figure 1, où les obstacles, le mur et le robot sont modélisés par des polyèdres, mur et obstacles supposés fixes. Partant de ce modèle, notre robot planifie une trajectoire, par exemple une suite de points (x,y) de la scène : $(0,0)$; $(0,20)$; $(-8,25)$; $(-8,40)$. Se déplaçant rectilignement de point en point, le robot devrait aller de la position initiale au but sans collision. Un générateur de trajectoire spécifie ensuite les mouvements exécutant ce plan (e.g. Lozano-Pérez & al. 1992).

Par rapport à la programmation textuelle précédente, on trouve comme ressource intermédiaire un modèle explicite du monde, qui permet de décrire une situation en termes facilement mesurables par le programmeur. On n'a donc plus la connaissance totale du milieu, mais on en postule une structure, obéissant à certaines lois (ici géométriques), qui est suffisante pour spécifier l'interaction du robot avec son milieu. Cette structuration est fonctionnelle, en ce sens qu'elle permet d'exprimer les tâches que l'on désire donner au robot, d'où son intérêt pour le programmeur. La modélisation est alors la transcription informatique de cette structure a-priori de l'environnement.

Cette utilisation "classique" d'un modèle repose sur trois hypothèses :

- (1) Le choix du modèle est adapté à la tâche envisagée.
- (2) le modèle à tout moment rend fidèlement compte de la situation concrète du robot (e.g. sa position dans le couloir).
- (3) les actions décidées d'après le modèle font bien ce qui était prévu (e.g. éviter l'obstacle).

Les points (2) et (3) sont les plus étudiés, mais le premier est tout aussi fondamental dans l'optique d'une certaine autonomie. Dans l'exemple ci-dessus, on sous-entend qu'un polyèdre résume tout ce qui est pertinent dans ce qu'est un "obstacle". S'il se trouve que les obstacles *verts* se gèrent plus facilement en les "poussant" sans les éviter, cette connaissance sera inutilisable sans une reprise totale de toute la modélisation. De même imaginez un bras manipulateur muni d'une pince à deux mors, qui utilise pour la saisie ces mêmes modèles CAO que pour la planification de trajectoire. Les objets à saisir sont modélisés par des polyèdres ; or, certains algorithmes de saisie ne trouvent de prise que sur les faces mathématiquement parallèles (cf Lozano-Pérez & al., 1992). Un objet tel un combiné téléphonique, à l'origine relativement polyédrique, ne sera saisissable qu'au prix d'une distorsion de son modèle pourtant assez fidèle. Et que dire d'une

chaussure, peu polyédrique de nature, et néanmoins facilement saisissable par la pince ? Un modèle devra être soit fidèle, et inutilisable en théorie, soit très approximatif (idéalisé, ad-hoc), et inutilisable en pratique.* Les objets manipulés par les bras robotiques sont couramment usinés en machine pour correspondre au modèle — étrange inversion de causalité entre modèle et réalité !

Une modélisation devrait être conçue pour son adéquation à la tâche et à l'environnement envisagés. En pratique, on n'a guère le choix, car il n'existe qu'un nombre restreint de techniques, limitées à des environnements très particuliers, ceux où les approximations effectuées sont fiables. L'expérience de ces vingt dernières années a montré que dans une optique autonome cette approche est trop fragile et n'est satisfaisante que dans des environnements bien contrôlés.

Modélisation explicite des comportements (programmation réactive) **

Le principe est que le robot, en utilisant pour seule ressource ses capteurs, décide à chaque instant du mouvement qu'il va faire l'instant d'après. Dans notre exemple, le robot doit être capable de gérer deux tâches : éviter les obstacles, et se rendre au fond du couloir. On va donc le munir de deux ressources sensorielles, une ligne de sonars pour détecter les obstacles, et une boussole pour repérer la direction du but. Supposons que le robot soit commandable par les vitesses V_g et V_d de ses roues gauche et droite, que la boussole délivre la direction d'avance β du robot et que le but soit au nord ($\beta_{but}=0$), et que des sonars on puisse calculer la direction Δ du plus proche obstacle et sa distance ∂ (figure 2). On peut alors programmer des "reflexes", en spécifiant quelle commande appliquer à chaque instant aux roues (a, b et c sont des constantes positives, v est une vitesse constante) :

$$V_g \leftarrow v + b.\beta + c.\Delta$$

$$V_d \leftarrow v - b.\beta - c.\Delta$$

C'est à dire que l'on combine les mouvements suivants : avancer à vitesse constante, tourner à droite si le nord est à droite (linéairement à l'écart observé), tourner à droite si un obstacle est détecté à gauche (linéairement à sa direction relative). On peut plus tard affiner le programme, pour en cas d'une faible distance à un obstacle ralentir le mouvement général et exagérer le mouvement

* Certains planificateurs (ACT\$\$\$) utilisent des modèles différents et dédiés pour la saisie, le mouvement, l'assemblage... on est loin de la simplicité fonctionnelle et de l'objectivité motivant à l'origine ce type de modélisation.

** Pour être complet notons que les méthodes précédentes pourraient être reprises en remplaçant les trajectoires par des lois de commandes, techniques tirées de l'automatique. Malgré de nombreux avantages, la conception fondamentale de la modélisation reste la même.

d'évitement. Ce qui donne (avec k une autre constante) :

$$V_g \leftarrow v - a/\partial + b.\beta + (c+k/\partial).\Delta$$

$$V_d \leftarrow v - a/\partial - b.\beta - (c+k/\partial).\Delta$$

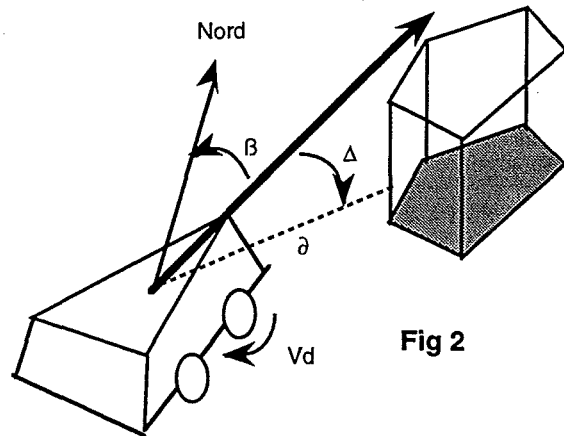


Fig 2

La technique de programmation réactive la plus connue est la *subsumption architecture* de Brooks (1986b), qui fait coopérer en parallèle des "réflexes" implémentés par un réseau d'automates d'états finis. Brooks a affirmé (1986) ne pas utiliser de "représentation du monde", ne pas faire de modélisation ; c'est d'ailleurs un argument répandu chez tous les défenseurs d'une méthodologie "bottom-up" (e.g. Braitenberg 1983).

Brooks faisait clairement référence au sens classique (à l'époque guère contesté) d'une représentation complète, analytique, de l'environnement ; car il est clair qu'un robot réactif tient compte de son environnement dans ses actions ; il montre donc des capacités de représentation au sens défini chapitre I. Ce qui se passe, c'est que le robot en lui-même représente implicitement la connaissance que le programmeur a utilisée lors de la conception. Ce point de vue est bien illustré par la notion que «le monde est son propre modèle» (Brooks 1990), ce qui exprime qu'il n'y a pas d'intermédiaire conceptuel entre la donnée d'un environnement et la programmation du robot, que programmeur n'a pas d'"a-priori" lui dictant la manière dont il doit interpréter le monde. On dira que dans ce cas extrême, c'est la conception même du robot qui tient lieu de modélisation, ce que l'on peut appeler la "modélisation ad-hoc".***

Une autre différence essentielle avec les méthodes précédentes de programmation, c'est que la connaissance du programmeur "représentée" dans le robot a changé de nature. Elle concerne non plus l'environnement séparé du robot, mais le *comportement* du robot dans cet environnement, et elle ne s'exprime plus en termes de propriétés objectives de l'environnement obéissant à des lois, mais en terme des *interactions sensorimotrices* caractérisant le comportement.

Reprenons alors les trois problèmes du paragraphe précédent :

(1) Adaptation du type de modélisation à la tâche envisagée : résolue. Ici, chaque aspect du

comportement peut être modélisé différemment ; la connaissance représentée est à chaque fois spécifique, modulaire (e.g. les "niveaux" de Brooks), et non à vocation synthétique et objective.

(2) Fiabilité du modèle : à peu près résolue. Ici, les informations proviennent non d'hypothèses formelles sur un état du monde, mais de mesures physiques effectuées par les capteurs. C'est un point essentiel pour la suite de ce papier (notez que la fiabilité d'un modèle n'est pas entendue dans un sens "absolu", mais par rapport à sa fonction).

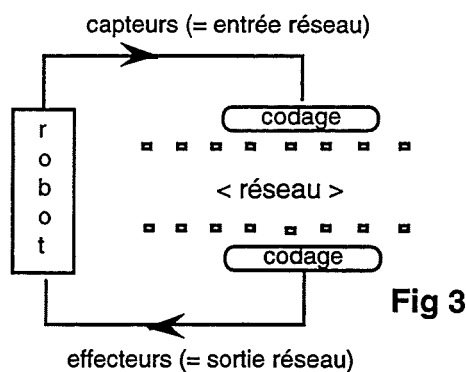
(3) Le robot fait-il ce qu'on attend de lui ? : cela reste le seul critère. Cette méthodologie est donc purement pragmatique : "ça marche ou ça ne marche pas".

Par rapport à l'utilisation de modèles explicites, on a gagné la possibilité d'une adaptation "opportuniste" du modèle à la tâche, au prix de l'abandon de tout guide théorique, de tout principe. La programmation ad-hoc est assez rapidement limitée car la conception directe de comportements complexes devient facilement inextricable.

On peut conjecturer l'avenir de la programmation des robots réactifs : l'exploration systématique des propriétés d'environnements particuliers (Horswill 1993), de pair avec la conception de capteurs spécifiques adaptés, détermineront une grosse base de techniques empiriques que l'on pourra combiner entre elles. Cela aura un grand intérêt pour l'ingénieur, mais la contribution aux sciences cognitives, à la réelle compréhension de la nature du comportement, aura été limitée à l'impact initial des premières contributions (Brooks 1986; Braitenberg 1983).

Apprentissage d'une réponse à des stimuli sensoriels

On munit le robot d'une caméra basse résolution, on considère les valeurs de pixels comme des "entrées" les commandes motrices comme des "sorties" désirées, et on cherche à apprendre les associations (entrée → sortie). Pour cela, on va choisir un codage binaire des entrées, un autre pour les sorties, et considérer chaque bit comme un "neurone formel" (figure 3), ce qui permet de leur appliquer la multitude de techniques connexionnistes qui existent (panorama dans Khanna 1990).



Par exemple, un réseau faisant de l'apprentissage par renforcement (Sutton 1990) apprendra des associations (entrée → sortie) par un ensemble d'essais où l'opérateur récompense plus ou moins le robot selon ses performances. Un autre type de réseau, fondé sur l'algorithme de rétropropagation (ch. 8 de Rumelhart & al., 1986) apprendra "par l'exemple" à partir d'une collection de couples (entrée, sortie) fournis par l'opérateur. En règle générale, un réseau a des propriétés de généralisation lui permettant d'inférer, à partir de quelques situations connues (représentées par les entrées), la réponse convenant à une entrée inconnue.

Une fois l'apprentissage fini, on programme le robot pour à chaque instant commander son mouvement par les sorties délivrées en réponse aux entrées. Pour un exemple de commande de mouvement par des entrées visuelles, voir e.g. Pomerlau (1989).

La correspondance entrées → sorties est une représentation du comportement. Mais c'est une "boîte noire", isolée au sein du système robotique. Ses capacités de généralisation lui donnent une certaine robustesse, mais son interprétation et son utilisation sont figées. On pourrait considérer l'implémentation (e.g. le réseau connexionniste) comme un modèle, mais ce n'est guère intéressant car un tel modèle n'est pas une *ressource* disponible pour le programmeur.*

Simulations

On interprète l'énoncé "faire aller le robot au fond du couloir en évitant les obstacles" en y rajoutant "dans un monde simulé". Cela devient alors un problème de nature différente. En effet, une simulation cache toujours deux simulations : celle de la méthode de programmation que l'on veut essayer, et celle de l'environnement. Et même si l'on pense offrir un environnement simulé complexe (c'est-à-dire incluant beaucoup de paramètres), la complexité ne garantit pas la pertinence (même

* C'est aussi vrai en partie des systèmes réactifs ad-hocs. La "subsumption architecture" de Brooks (1986) offre théoriquement des communications entre niveaux, mais on verra plus loin pourquoi elle est très limitée.

seulement qualitative) des résultats pour une situation non simulée... dans une simulation, on ne va pas prendre la peine de simuler des phénomènes non a-priori pertinents pour ce que l'on veut faire (car c'est là l'intérêt d'une simulation), et réciproquement on va décrire l'environnement directement en terme des paramètres que l'on pense pertinents (et qui peuvent n'être qu'émergents pour un observateur ayant un certain niveau de connaissances) — et on perd alors ce qui fait la complexité et la *richesse* du monde réel (il s'agit à ce niveau de convictions philosophiques, difficilement développables dans le cadre de cet article).

Il faut être extrêmement prudent dans ce que l'on peut conclure d'une étude faite sur une simulation. Certaines méthodologie de simulation semblent saines (Cliff 1990; Pierce 1991) ; le plus souvent elles sont à considérer comme des métaphores dangereuses. **

UNE SOLUTION ORIGINALE

On met sur le sol au fond du couloir une vive lumière, on munit le robot d'une ceinture de cellules photoélectriques, et on conçoit un programme réactif qui le fasse se diriger vers la lumière. Imaginons à nouveau le robot commandé par les vitesses V_g et V_d de ses roues gauche et droite. Si les cellules permettent de déterminer la direction Δ de la source de lumière, les "réflexes" suivants feront l'affaire (v et a étant des constantes) :

$$V_g \leftarrow v - a \cdot \Delta$$

$$V_d \leftarrow v + a \cdot \Delta$$

Les obstacles les plus probables projeteront une ombre, que le robot évitera naturellement en cherchant à aller vers la lumière !!!

Cette façon inattendue d'éviter les obstacles a été découverte par hasard, lors de tests d'un petit robot matériel, le "KitBorg". Il n'était pas programmé pour éviter des obstacles, mais le faisait bien. Nous avons soudain réalisé l'aspect universellement explicite, "orienté vers une tâche", de la programmation, et en particulier de l'utilisation des capteurs en robotique. Cet état d'esprit ne serait-il pas limitant ? A quelles recherches sa remise en question pourrait-elle mener ?

LE RÔLE DE L'APPAREILLAGE SENSORIEL DANS LA MODÉLISATION

Depuis le début du présent chapitre II, on a pu voir deux types de ressources à la base de la programmation d'un robot : les modèles analytiques, et les valeurs sensorielles. Les premiers sont fonctionnels, structurés, formellement interprétables

** Nous parlons exclusivement du domaine de la robotique à vocation autonome. Dans d'autres domaines (animation, physique) la simulation a un autre statut, voire est un outil fondamental dans l'étude de la modélisation.

et manipulables. Les secondes sont des mesures physiques difficilement structurables et interprétables. Mais dans un environnement peu contrôlé, seules les valeurs sensorielles restent fiables...

Capteurs en programmation classique

Ils servent :

- à contrôler la bonne exécution d'un plan

Munissons notre robot mobile de capteurs de contact (moustaches). Si le modèle du robot n'est pas adapté, il lui arrivera de percuter un obstacle malgré une planification correcte. Les moustaches serviront alors de garde-fou. Si une incohérence est détectée, le mouvement sera stoppé.

- à établir ou corriger un modèle, par identification (Richalet 1991) de certains paramètres.

Le mouvement du robot ci-dessus a été stoppé par un obstacle imprévu. Peut être a-t-il glissé sur un pas de porte en cuivre, alors juste la position du robot a été faussée. Certaines capacités sensorielles peuvent éventuellement rattraper l'erreur, par une opération elle-même planifiée.

Mais peut-être les obstacles ont-ils bougé. Reconstituer le modèle en y mettant à jour les obstacles demanderait alors des capacités sensorielles importantes — au point de se demander si l'intermédiaire du modèle est vraiment nécessaire. Pour des situations complexes rendant les modèles peu fiables, on en arriverait à la situation paradoxale d'une utilisation secondaire des capacités sensorielles fiables (les capteurs) pour aider une méthode bancale (l'utilisation du modèle).

A la limite, on sent bien qu'un modèle utilisable doit être défini par rapport aux données sensorielles, pour être constamment à jour. Ce principe important est à la base de la programmation réactive :

Capteurs en programmation réactive

Dans les programmes réactifs, l'utilisation d'un capteur est relative à une tâche précise : dans l'exemple plus haut, le sonar avait un rôle déterminé de "capteur d'obstacles" ; son utilisation a été dès le départ conçue et explicitée par le concepteur cherchant à programmer sa tâche. Or, même un appareil aussi spécifique qu'un sonar, physiquement conçu pour caractériser un obstacle, a d'autres utilisations imaginables. Par exemple, la partie réceptrice peut capter une communication ultrasonique d'un autre robot. Certes un programmeur cherchant un moyen de communiquer avec le robot pourra penser à cette solution économique réutilisant des capteurs existants, mais il s'agira plus d'une astuce que d'un fondement méthodologique.

En ce sens, l'incrémentalité motivant la subsumption architecture de Brooks est limitée. Chaque comportement fait appel à un capteur (ou traitement sensoriel) spécifique et ad-hoc. De plus, chaque nouveau comportement doit tenir compte de *détails d'implémentation* de ce qui existe déjà. Chez les robots de Brooks, seuls les trois premiers comportements (avoid objects, wander, explore) présentent des interactions non triviales (Brooks 1986) ; le plus souvent, l'incrémentalité se résume à un séquençement de réflexes indépendants (Connell 1988; Brooks 1989).

Ces démarches ont un point commun : l'aspect sensoriel est souvent traité comme secondaire à la modélisation de la tâche. On choisit d'utiliser un capteur lorsque l'on sait déjà comment le faire, comment il va permettre d'implémenter un programme déjà conçu. Or, il semble naturel que plus un système visera des comportements complexes dans des milieux complexes, plus il requerra des capacités sensorielles "génériques", ressources disponibles pour une grande variété de situations. L'exploration des capacités sensorielles d'un système donné, de son *potentiel*, est alors fondamentale.

III. PRINCIPES DE LA MODELISATION SENSORIELLE

Nous allons chercher à exprimer des modèles en termes sensoriels. Pour cela, un principe simple, assez intuitif, déjà cité par Lloyd (1988) et Marr (1982) mais jamais utilisé à notre connaissance : *Toute dépendance effective observée entre les valeurs délivrées par deux capteurs physiquement, causalement indépendants, est dûe au contexte.*

Notre hypothèse fondamentale est que réciproquement, *tout comportement pertinent pour le robot doit se traduire par de telles dépendances observables.*

Intuitivement, une dépendance sensorielle est le seul moyen dont dispose un robot pour juger que son comportement est en relation avec l'environnement, qu'il a un "sens". D'ailleurs, à son niveau de compréhension, le programmeur humain juge aussi de la pertinence du comportement de son robot selon le couplage qu'il montre avec l'environnement. Une dépendance sensorielle définit le "point de vue du robot" : le reste du sens, ou les autres sens que le programmeur peut y voir, restent émergents, implicites. Nous postulons que sans cet intermédiaire aucune généralisation, aucun affinage, aucun développement systématique ou automatique du comportement du robot ne sera possible.

Imaginons qu'une technique permette de détecter une dépendance sensorielle, pour l'implémenter dans ce que nous appellerons une "boîte" (évitant les termes ambigus de représentation interne, concept, percept, etc...). Une telle boîte sera considérée comme un modèle (cela sera justifié plus loin).

Si l'aspect "ancré" de ce type de modèle est clair, son utilité comme ressource de programmation reste peu intuitive. Il semble en effet qu'étrangement, on ne puisse caractériser ainsi un comportement que s'il a déjà été programmé ! La clef de ce paradoxe, c'est qu'il est souvent possible de caractériser un comportement *en d'autres termes que ceux qui ont fondé sa programmation initiale*, d'en modéliser des propriétés émergentes.

Le programme initial sera appelé "programme professeur" ; sa conception propre importe peu, son objectif étant de faire "découvrir" au robot (en ses propres termes) certains aspects du comportement.

IV. QUELQUES EXPERIENCES ROBOTIQUES INHABITUELLES

DISPOSITIF EXPERIMENTAL ET NOTATIONS

Les expériences concerneront un robot mobile se déplaçant sur une surface plane. Il sera commandé en avance et rotation, et disposera des capteurs proprioceptifs correspondants. Les capteurs extéroceptifs seront :

- une caméra CCD, orientée dans l'axe d'avance du robot, son centre optique coïncidant avec l'axe de rotation du robot.
- un anneau de capteurs proximétriques (infrarouges)
- un télémètre laser orienté dans l'axe d'avance.

On notera (implicitement indicés par le temps t) :

- $\Delta\Omega$: rotation relative entre t-1 et t (capteur proprioceptif)
- Δu : avance relative entre t-1 et t (capteur proprioceptif)
- A : matrice image de la caméra (capteur extéroceptif)
- π : vecteur des valeurs des proximètres (capteur extéroceptif)
- μ : mesure du télémètre laser (capteur extéroceptif)
- $\partial\Omega$: commande de rotation relative (paramètre de commande)
- ∂u : commande d'avance relative (paramètre de commande)

Les variables sensorielles (c'est à dire proprio- et extéroceptives confondues) sont mises à jour à chaque instant t, t+1, etc... Les actions $\partial\Omega$ et ∂u sont entreprises juste après cette mise à jour, et sont toujours terminées avant la suivante. Le robot est immobile pendant la mise à jour des capteurs.

a, b et c désigneront des constantes positives quelconques ; z désignera une constante positive parfois utilisée en commande pour ∂u . f désignera une fonction quelconque ; f, g, h, q et s désigneront des fonctions particulières définies dans le courant des expériences.

Une dépendance sensorielle sera notée par exemple $\Delta\Omega \approx f(A)$, qu'il faut comprendre comme une relation entre variables sensorielles (en toute rigueur, une relation " \approx " devrait à chaque fois être indiquée par l'expérience l'ayant établie). Cette notation dénotant la relation au sens mathématique, elle peut être employée à tout moment, que la relation soit ou non effectivement vérifiée à ce moment précis.

Un programme sera noté en spécifiant comment les paramètres de commande (donc l'action) sont déterminés à chaque instant, par exemple $\{\Delta\Omega \leftarrow f(\pi), \Delta u \leftarrow z\}$, ou encore $\{(\Delta\Omega, \Delta u) \leftarrow f(\pi, \mu)\}$. Un programme qui ne sera pas purement réactif sera noté avec le temps t en paramètre, par exemple $\{(\Delta\Omega, \Delta u) \leftarrow f(t)\}$ pour un plan moteur pur.

Une dernière notation, du type $\langle f(A) \rangle$, sera introduite plus loin.

COMMENT DÉCRIRE UN COMPORTEMENT EN TERMES SENSORIELS

Commençons par programmer le robot pour se diriger vers une source de lumière ponctuelle et unique (comportement que nous appellerons "photophile"). Pendant ce comportement, toutes les données sensorielles expérimentales sont enregistrées ; elles sont ensuite analysées, pour tenter de rendre compte du comportement par des dépendances sensorielles.

Ce comportement photophile proviendra d'un "programme professeur" (par extension qualifié lui-même de "photophile"), qui peut initialement être conçu de plusieurs façons :

Programme réflexe rudimentaire, e.g. $\{\Delta\Omega \leftarrow f(A), \Delta u \leftarrow z\}$

On prendra pour $f(A)$ l'abscisse du maximum de lumière sur l'image A , l'origine étant au centre ; ainsi si la source est sur la droite du robot il tourne à droite, et idem à gauche.

Deux dépendances sensorielles à chercher sont évidemment $\Delta u \approx z$, $\Delta\Omega \approx f(A)$. Ce n'est pas si trivial, il s'agit de vérifier que le robot fait bien ce qu'on attend de lui. Il peut en effet arriver qu'un défaut des capteurs de position résulte en un Δu observé gaussien autour d'une valeur z' proche de z . Ou que la vitesse de rotation soit trop faible par rapport au pas temporel, limitant en fait $\Delta\Omega$ à une limite $\Delta\Omega_{\max}$ quelle que soit la commande $\partial\Omega$.

Mouvement planifié, e.g. $\{(\Delta\Omega, \Delta u) \leftarrow h(t)\}$

On prendra pour $h(t)$ le programme généré à partir d'une planification sur un modèle de type "gradient de potentiel" (Barraquand & Latombe 1990) représentant l'intensité de la lumière.

Ce programme est initialement structuré comme une descente de gradient, lequel n'est pas une ressource sensorielle directe du robot. Il ne s'agit donc plus comme ci-dessus de vérifier le bon comportement du robot, mais de le caractériser en d'autres termes.

Le robot étant programmé pour se diriger vers la lumière, le nuage de points représentant $\Delta\Omega$ en fonction de l'abscisse la plus éclairée en moyenne de l'image risque d'être fortement contraint ; intuitivement on attend une dépendance entre $\Delta\Omega$ et le même $f(A)$ que défini plus haut (abscisse du max. de lumière) : $\Delta\Omega \approx f(A)$.

Soit le même programme exécuté dans un autre environnement où la source de lumière aura disparu : rien ne sera observé. Et, *de fait*, le mouvement planifié n'aura plus sa raison d'être, même si cette disparition de la "cible" est anormale (ampoule grillée). *La capacité de distinguer dans un mouvement une interaction stable avec l'environnement est une garantie de sa pertinence.*

Téléopération

L'opérateur s'efforce de donner au robot le comportement photophile souhaité.

Là, le comportement professeur n'a aucune structure formelle, puisqu'il n'est qu'improvisé, empirique — mais il a "un sens" peut-être détectable par le robot. Intuitivement, un tel mouvement obtenu "à la main" devrait suffire pour au minimum faire dépendre statistiquement le signe de $\Delta\Omega$ de la position plutôt à droite ou plutôt à gauche de la source, ce qui se traduit encore par une relation $\Delta\Omega \approx f(A)$.

UN MÊME COMPORTEMENT PEUT ÊTRE CARACTÉRISÉ SOUS DIFFÉRENTS ASPECTS

Dans l'environnement, il peut y avoir des "obstacles". Si le robot se dirige vers la lumière, les seuls obstacles qu'il risque de rencontrer seront ceux qui se placent entre lui et la lumière — et il y aura alors une ombre entre le robot et l'obstacle. Pour simplifier l'exposé, on supposera la source de lumière unique, et les obstacles mats, assez grands pour que leur ombre les signale bien avant la collision, et assez étroits pour que la lumière derrière eux garde une influence. Alors, le robot évite naturellement les obstacles (via leur ombre) par le simple fait de rechercher la lumière.

Ce phénomène est à considérer indépendamment du programme professeur (photophile) utilisé. Reprenons les exemple vus plus haut :

- Le programme réactif est conçu pour décider à chaque instant, localement, dans quelle direction se diriger. On comprend bien qu'il réagisse directement aux ombres. Le fait d'atteindre le but (la source de lumière) est un phénomène émergeant.

- Le programme résultant d'une planification, au contraire, vise explicitement la source... et le phénomène émergent est alors le fait que l'intensité lumineuse perçue ait tendance localement à augmenter. Le modèle choisi plus haut avait été un gradient de lumière, pour que cette correspondance soit claire, mais l'utilisation d'un modèle géométrique peut faire l'affaire. Un autre point de vue est alors d'inverser les rôles, de dire que le robot évite naturellement les ombres parce qu'il évite les obstacles — il y a une sorte de symétrie dans une dépendance sensorielle.

Au paragraphe précédent, nous avons découvert une dépendance sensorielle $\Delta\Omega \approx f(A)$. Nous voyons à présent qu'il existe parallèlement une dépendance $\Delta\Omega \approx g(\pi)$ entre $\Delta\Omega$ et les capteurs proximétriques.* La fonction g dépendra de la dépendance exacte observée. Au minimum, le signe de $\Delta\Omega$ sera contraint par la présence dans π de stimuli à droite ou à gauche du proximètre avant.

COMMENT PROGRAMMER DES COMPORTEMENTS À L'AIDE DES BOÎTES

Nous avons jusqu'à présent observé des dépendances sensorielles caractérisant certains comportements. Suite à cela, le robot dispose de deux relations, $\Delta\Omega \approx f(A)$ et $\Delta\Omega \approx g(\pi)$. Supposons qu'à l'aide d'une certaine technique ces dépendances aient été implémentées par deux "boîtes". L'étape suivante est d'utiliser ces boîtes comme des outils de programmation.

Reprogrammation du comportement initial

Supposons qu'étant donné la relation $\Delta\Omega \approx f(A)$ on sache pour une image A donnée trouver une valeur $\Delta\Omega$ telle que la relation soit satisfaite. Cette valeur "inférée" de $\Delta\Omega$ sera notée $\langle f(A) \rangle$. Soit à présent le programme $\{\partial\Omega \leftarrow \langle f(A) \rangle, \partial u \leftarrow z\}$. Dans de "bonnes conditions", ce programme donnera un comportement cohérent (la vitesse d'avance z est un choix du programmeur ; elle est typiquement du même ordre de grandeur que dans le comportement professeur).

Imaginons que le programme professeur ait résulté d'une planification, et bougeons un obstacle.

* Et transitivement une relation $f(A) \approx g(\pi)$, qui nous intéressera moins par la suite. Notez que l'on pourrait noter les relations symétriquement, e.g. $f(A) \approx \Delta\Omega$. Cet aspect "symétrique", en partie illustré par le début du paragraphe, est à opposer à une interprétation en termes d'entrées et sorties. Maintenant, le choix de toujours mettre les variables proprioceptives à gauche fait bien entendu référence à la future possibilité d'utiliser une relation comme une association entrée-sortie, mais ce n'est pas intrinsèque au processus de modélisation.

La notation \approx suggère à dessein une relation d'équivalence. Nous verrons au chapitre V que les relations cherchées sont en fait probabilistes ; une des premières choses à faire pour formaliser notre approche sera de préciser ce que devient cette notion d'équivalence.

Le programme deviendra inadapté, la trajectoire planifiée entraînant une collision. Mais le comportement réactif ci-dessus, lui, sera capable de généraliser, se révélant (pour cet aspect) supérieur à son "professeur" ! Notez qu'il n'évitera sans doute pas l'obstacle par le même mouvement qui aurait été planifié sur le modèle mis à jour, car la planification aurait peut-être pris en compte d'autres contraintes non représentées dans f . Il s'agit, plus que de la reprogrammation du comportement initial, d'un *nouveau* comportement ayant une fonction commune avec lui (l'aspect photophile).

Programmation de nouveaux comportements

Nous pouvons faire la même opération que ci-dessus avec la seconde boîte, celle qui implémente la relation $\Delta\Omega \approx g(\pi)$, et programmer le robot avec $\{\partial\Omega \leftarrow \langle g(\pi) \rangle, \partial u \leftarrow \text{si pas d'obstacle détecté } 0, \text{ sinon } z\}$. Le robot évite à présent les obstacles qui se dirigent vers lui, même lorsqu'ils ne projettent pas d'ombre.

En combinant les deux boîtes, on peut programmer un comportement photophobe évitant néanmoins les obstacles, par $\{\partial\Omega \leftarrow -a.\langle f(A) \rangle + b.\langle g(\pi) \rangle, \partial u \leftarrow z\}$. On voit bien qu'une relation sensorimotrice est un outil de programmation, mais qu'il reste une part d'imagination au programmeur pour l'interpréter et s'en servir.

Notez que ce ce n'est que maintenant que les capteurs proprioceptifs se distinguent des autres, par le passage de $\Delta\Omega$ et Δu aux commandes associées $\partial\Omega$ et ∂u .

Utilisation de la redondance

Nous venons de reprogrammer explicitement une fonctionnalité qui à l'origine n'était qu'émergente dans le comportement professeur. On peut également vouloir représenter la *même* fonctionnalité de deux façons différentes. Par exemple, en prenant un programme professeur non plus photophile mais conçu explicitement pour éviter les obstacles, on pourrait sans doute caractériser l'évitement d'obstacle en fonction des proximètres et, indépendamment, en fonction d'un traitement visuel sur l'image. Chaque boîte ainsi développée pourra être utilisée indépendamment pour reprogrammer l'évitement d'obstacle.

On aura alors de celui-ci une implémentation redondante, potentiellement plus robuste : supposons que le programme professeur ne se soit basé que sur les proximètres, et qu'à la suite d'un choc les capteurs proximétriques se soient décalibrés ; la programmation fondée sur les boîtes aura encore la ressource d'éviter les obstacles à partir de l'image caméra. Qui plus est, il sera possible de faire détecter que la caractérisation à l'aide des proximètres n'est plus valable.

COMMENT UTILISER LES BOÎTES EN "CAPTEURS VIRTUELS"

La relation $\Delta\Omega \approx g(\pi)$ avait été observée lorsque le comportement photophile du robot le faisait incidemment éviter les obstacles, et la boîte correspondante n'avait pu être développée dans ces conditions particulières. Imaginons que le robot à présent change de comportement, (par exemple il peut être programmé pour suivre un mur). La relation $\Delta\Omega \approx g(\pi)$ ne sera plus vérifiée, mais $\langle g(\pi) \rangle$ (c'est à dire, rappelons-le, l'inférence d'une valeur de $\Delta\Omega$ à partir de la relation) pourra encore être calculé à chaque instant. *La boîte peut être utilisée comme un détecteur d'obstacle délivrant une valeur $\langle g(\pi) \rangle$ interprétable comme "la commande motrice virtuellement apte à faire éviter l'obstacle au robot".* * On considèrera que la boîte devient un "capteur virtuel" d'obstacle, virtuel car il ne mesure pas une grandeur physique, mais néanmoins on considère qu'il "représente" quelque chose, cette capacité de représentation étant établie par le *seul* fait pour ce capteur virtuel d'avoir été développé comme une dépendance sensorimotrice observée (indépendamment de celui d'avoir pu être interprété par moi comme un capteur d'obstacles).

Ainsi, la boîte implémentant la relation $\Delta\Omega \approx g(\pi)$ est à la fois une ressource de programmation et une ressource sensorielle — *c'est donc un modèle tel que défini au chapitre I.*

On a un capteur virtuel, pourquoi n'aiderait-il pas à détecter des dépendances caractérisant un *autre* comportement ? Imaginons les obstacles colorés. Les capteurs de proximité étant physiquement des capteurs infrarouges, les obstacles rouges seront détectés plus "loins" que les obstacles verts. Imaginons un premier programme professeur dont le but est d'amener le robot, via une commande d'avance ∂u , à une distance de 7 cm d'un obstacle frontal vert, et à 4 cm d'un rouge. Ni le télémètre μ seul, ni les proximateurs π seuls ne permettent d'exprimer Δu , mais une relation $\Delta u \approx s(\pi, \mu)$ semble détectable. Et après apprentissage, $\langle s(\pi, \mu) \rangle$ peut être vu comme un détecteur virtuel de couleur (qui peut même généraliser à d'autres couleurs que rouge et vert, selon les propriétés de l'algorithme d'apprentissage utilisé).

Ensuite, reprenons notre expérience initiale de comportement photophile, mais parmi des obstacles à présent colorés en rouge ou vert. Une relation $\Delta\Omega \approx g(\pi)$ ne sera pas très bonne (si elle n'est pas même indiscernable), la différence de fonctionnement des capteurs face aux différents

obstacles n'étant pas caractérisable. On sent qu'une relation entre $\Delta\Omega$, π et μ serait plus représentative, mais elle risque d'être complexe, difficile à trouver. Or, notre détecteur virtuel de couleur résume déjà la discrimination pertinente — une relation du type $\Delta\Omega \approx f(\pi, \langle s(\pi, \mu) \rangle)$ sera certainement plus facilement trouvée.

DÉVELOPPEMENT INCRÉMENTAL

On voit apparaître les clefs d'une notion d'incrémentalité plutôt neuve en robotique : un apprentissage contraint par le contexte permet de développer empiriquement des structures sensorielles qui (1) sont interprétables et utilisables comme outils de programmation, (2) aident ensuite récursivement à la découverte de nouvelles structures sensorielles.

On peut alors reprendre l'expérience décrite par Dedieu & Mazer (1992). L'idée est que dans un environnement invariant, toute variation sensorielle est entièrement fonction du déplacement du robot. Mais la relation générale étant trop complexe, on va procéder par étapes, en restreignant à chaque fois ledit déplacement à un mouvement simple, résultant en une relation sensorielle (boîte) accessible. On utilisera ensuite ces boîtes comme des capteurs virtuels, pour caractériser la relation générale.

D'abord, le robot n'aura qu'un mouvement de rotation commandé par un $\partial\Omega$ qui peut varier aléatoirement dans un intervalle $[-w, w]$. Si $U(I)$ désigne la loi de probabilité uniforme dans l'intervalle I , le programme s'écrit $\{\partial\Omega \leftarrow U[-w, w], \partial u \leftarrow 0\}$. Soit F le flux optique moyen de l'image A entre les temps $t-1$ et t . Une relation $\Delta\Omega \approx q_{\text{rot}}(F)$ semble observable. La boîte développée permet alors, comme test, de programmer le robot pour suivre en rotation un environnement globalement tournant à une vitesse maximale w , par le programme réactif $\{\partial\Omega \leftarrow -\langle q_{\text{rot}}(F) \rangle, \partial u \leftarrow 0\}$. Notez le signe $-$: pour "rattraper" le mouvement, le robot doit compenser son mouvement relatif par rapport à la cloche (notre interprétation, dans cet environnement particulier, de ce que détecte $\langle q_{\text{rot}}(F) \rangle$).

Puis un second programme professeur sera conçu sur le même principe, pour donner au robot un mouvement de translation pure de vitesse maximum v : $\{\partial\Omega \leftarrow 0, \partial u \leftarrow U[-v, v]\}$. On observera une relation $\Delta u \approx q_{\text{trans}}(F)$. Un programme $\{\partial\Omega \leftarrow 0, \partial u \leftarrow -\langle q_{\text{trans}}(F) \rangle\}$ permettrait alors au robot de suivre un obstacle en translation.*

* Cette interprétation de la valeur numérique $g(\pi)$ provient de l'interprétation préalable de la relation $\partial\Omega \approx g(\pi)$. Cela ne l'empêche pas de pouvoir être interprétée différemment ; par exemple, le plus souvent, un mouvement d'évitement d'obstacle sera plus ou moins ample en fonction de la distance de l'obstacle ; on pourra alors considérer que l'amplitude du mouvement est une estimation quantitative de la distance de l'obstacle (même si certainement pas dans une unité de mesure fixe).

* En fait, le résultat dépendra de la distance initiale de l'obstacle, la "vraie" relation étant entre la vitesse de translation, le flux optique, et la profondeur de la scène. Qu'à cela ne tienne, l'important est que quand bien même le "suivi" du robot ne l'amènera pas à maintenir une distance constante avec l'obstacle (ce qui serait idéal), son comportement aura "un sens", une relation avec l'environnement. Chercher une dépendance sensorielle entre f_{trans} et le télémètre μ (dans ce contexte ou pendant

Enfin, pour un mouvement quelconque combinant rotation et translation, ces deux boîtes, considérées comme des capteurs virtuels, aideront à établir une relation $(\Delta\Omega, \Delta u) = q(\langle q_{rot} \rangle, \langle q_{trans} \rangle)$, q étant probablement linéaire dans ce cas. Certaines de ces préoccupations se retrouvent chez Pierce (1991).

On va ensuite utiliser cette relation pour programmer le robot à suivre les mouvements d'un environnement globalement changeant, par exemple une grande cloche fortement contrastée le couvrant, dans laquelle il tentera de garder *la position relative qu'il y avait avant qu'elle ne commence à bouger*, par le programme $\{ (\partial\Omega, \partial u) \leftarrow -\langle q(\langle q_{rot} \rangle, \langle q_{trans} \rangle) \rangle \}$.

Une chose remarquable dans cette expérience, c'est que des programmes professeur *non orientés vers un but* permettent de développer des boîtes qui, elles, permettent de programmer le robot pour une tâche précise.

V. MISE EN OEUVRE

Pour des raisons de précision et de commodité, le robot mobile sera émulé par un bras manipulateur relié à un SUN par réseau ethernet.

CHOIX DU FORMALISME PROBABILISTE

Nous avons fondé nos travaux sur l'approche formelle de la connaissance qui nous a semblé la plus riche, la théorie des probabilités développée par le physicien américain E.T. Jaynes (1993, livre en préparation). Cette théorie voit les probabilités comme une extension de la logique, et permet sur une base mathématique rigoureuse de manipuler la connaissance incertaine, de faire de l'inférence, d'expliquer le rôle de la connaissance a-priori du programmeur, d'exprimer avec unité des formes de connaissance ou d'ignorance très différentes (qualitatives, quantitatives, expérimentales...).

La force de cette approche, par rapport à l'orthodoxie du domaine, est dans son champ d'application (voir également Lebeltel & al. 1993, dans cette même conférence). Elle s'occupe non de variables aléatoires et de fréquences, mais de propositions logiques et de degrés de plausibilité. Elle ne prétend pas décrire des aspects d'une réalité physique, mais des *états de connaissance*. La notion de connaissance a-priori devient vitale, puisqu'une même situation peut être interprétée différemment selon l'étendue de la connaissance et de l'ignorance du système (la théorie de l'entropie permettant de formaliser la notion d'ignorance). L'inférence n'est pas de nature causale, mais logique. La théorie englobe la logique classique à deux états et la statistique bayésienne (avec la théorie de l'entropie).

un programme professeur dirigé par μ lui même) peut même permettre de tirer parti de ce "défaut"...

La légitimité des probabilités à être utilisées de cette façon est démontrable (théorème de Cox, cf Jaynes 1993) à partir de postulats élémentaires de bon sens et de consistance, dont le plus arbitraire est de considérer un degré de plausibilité comme quantifiable par un réel.

Ce cadre dépasse les techniques spécifiques que nous aurions pu chercher ; il ambitionne un rôle similaire à celui de la logique classique et de la théorie des systèmes formels en IA symbolique (Bessière 1990). Nous avons l'espoir qu'une fois les aspects fondamentaux et expérimentaux de notre approche bien défrichés, le cadre probabiliste permettra de pousser un aspect formel qui semble incontournable.

DESCRIPTION OPÉRATIONNELLE D'UNE "BOÎTE"

Une boîte représentera une dépendance sensorielle par une distribution de probabilités (dorénavant abrégée "ddp") sur un espace de dimension finie. Par exemple, la relation qu'au chapitre IV nous avons notée $\Delta\Omega \approx f(A)$ prendra donc la forme d'une ddp du couple $(\Delta\Omega, f(A))$ sur l'espace correspondant ; c'est-à-dire que pour tout couple de la forme (w, x) on connaîtra la probabilité d'observer au même instant t un incrément de rotation $\Delta\Omega = w$ et une abscisse de maximum de lumière sur l'image $f(A) = x$.

Cette ddp aura été apprise à partir de données expérimentales D , par un processus d'apprentissage qui lui-même représente une certaine connaissance ou ignorance du domaine, disons une "information a-priori" I . On notera une probabilité sous une forme propositionnelle $P(\Delta\Omega=w, f(A)=x | D, I)$, la barre verticale se lisant "sachant" (probabilité conditionnelle). Plus simplement nous emploierons la notation moins rigoureuse $p(\Delta\Omega, f | DI)$ (voir Jaynes, 1993).

Pour utiliser cette ddp, on aura besoin également des "distributions a-priori" bayésiennes $p(f | DI)$ et $p(\Delta\Omega | DI)$. On choisira la seconde selon le comportement désiré : par exemple, une distribution uniforme indépendante de D représentera une ignorance totale, tandis qu'une distribution gaussienne centrée (indépendante de D aussi) signifiera qu'on privilégie les faibles rotations. Cette information rentrera dans la définition de la boîte.*

L'autre distribution sera obtenue par normalisation : $p(f | DI) = \sum_{\Delta\Omega} p(\Delta\Omega, f | DI)$.

* Dans le contexte bayésien, une telle connaissance a-priori n'est pas censée refléter la fréquence expérimentale "réelle" de $\partial\Omega$, mais doit être vue comme un réel "état de connaissance" dont le décret par le programmeur est parfaitement justifié. La forme (uniforme, gaussienne...) de la distribution est justifiée mathématiquement par la théorie de l'entropie (Jaynes 1993).

La boîte permettra trois opérations principales (voir Lebeltel & al. 1993 dans cette même conférence) :

Estimation d'une vraisemblance

La boîte implémente une relation qui n'est pas toujours vraie. En ce sens, elle représente une "hypothèse" sur les conditions environnementales. La probabilité globale $p(\Delta\Omega, f | DI)$ est alors au sens probabiliste la "fonction de vraisemblance" de l'hypothèse sous-jacente à la boîte, par extension on l'appellera la vraisemblance de la boîte. Le rapport des vraisemblances de deux boîtes différentes permet de faire des choix entre les hypothèses qu'elles représentent (Jaynes 1993).

Obtention d'une distribution marginale

Si on lit sur les capteurs la valeur $f(A)$, la formule de Bayes permet de calculer la ddp de la variable $\Delta\Omega$ seule (dite "ddp marginale"), par :

$$p(\Delta\Omega | fDI) = p(\Delta\Omega, f | DI) / p(f | DI)$$

le dénominateur étant obtenu par normalisation comme expliqué plus haut.

Prise de décision

La distribution marginale de $\Delta\Omega$ obtenue ci-dessus servira à décider d'une commande motrice $\partial\Omega$ à partir de $f(A)$, par un mécanisme (inclus dans la définition de la boîte) qui implémente donc l'opérateur $\langle f(A) \rangle$. Deux tels mécanismes sont envisagés :

(1) on choisit la valeur la plus probable de la distribution marginale (ou encore la moyenne ou la médiane). Le comportement résultant sera ce que les éthologistes appelleraient une *taxie*, c'est à dire qu'il sera dirigé vers un but (la lumière).

(2) on tire la valeur aléatoirement selon la loi de probabilité définie par cette distribution marginale. Le comportement sera alors *clinocinétiq*ue, c'est à dire influencé de façon probabiliste par un stimulus, en sorte que le robot dérivera naturellement vers la source de lumière (Bovet & Benhamou 1985; Bovet 1988).

Le problème décrit ici est en robotique dit "inverse" : détermination du mouvement requis pour atteindre une configuration sensorielle donnée. Le problème "direct", où les variables à estimer sont purement sensorielles (par exemple la prédiction des conséquences sensorielles d'un mouvement donné), est similaire mais plus simple.

MÉTHODOLOGIE DE DÉVELOPPEMENT DES BOÎTES , EN 4 ÉTAPES

Conception d'un "programme professeur"

Rappelons qu'un programme professeur est destiné à donner au robot un comportement qui

mette en évidence certaines interactions possibles avec l'environnement. Il est conçu et programmé par l'opérateur, de façon ad-hoc (réactif, planifié, téléopéré), avec éventuellement l'aide de boîtes déjà existantes (conception incrémentale). Son succès comme "professeur" dépendra évidemment de son bon fonctionnement.

Mesures expérimentales

Le robot exécute son comportement, et enregistre toutes ses données sensorielles brutes en les transférant sur le SUN.

Analyse

L'analyse se fait offline, il s'agit de chercher des dépendances dans les données sensorimotrices, sous la forme de ddp. Cette analyse n'est pas automatisée et reste le gros travail du programmeur (voir plus loin). La partie informatisée n'est qu'une aide visuelle, qui offre les outils suivants :

- Affichage d'une distribution de fréquences (nuage de points) (x,y), x et y étant des variables résultant de traitements sensoriels quelconques, la fréquence étant codée par la couleur.
- Affichage de courbes temporelles (de type x(t)) en correspondance
- Histogramme de fréquence d'une variable x pour une condition donnée (ex. pour une valeur fixée d'une autre variable y)
- Affichage d'une distribution marginale "x sachant y", par l'intermédiaire de ses deux premiers moments : la moyenne s'affiche comme une courbe $E(x | y)$ fonction de y, les écarts types étant représentés par des segments verticaux autour de cette moyenne.
- Représentation 3D d'une distribution (x,y,z)
- Calcul automatique de certains paramètres (seuils, pourcentages, ...)

Apprentissage

On crée autant de boîtes que de ddp intéressantes trouvées. L'"intérêt" d'une ddp est en fait sa capacité à *caractériser* une situation. Or, tout ensemble de données peut techniquement servir à développer une ddp. Il existe heureusement un outil théorique permettant d'estimer la "spécificité", la "quantité d'information" intrinsèquement représentée dans une ddp, qui est la notion d'entropie (Jaynes 1978). Une boîte intéressante implémente une ddp d'entropie "faible".

Toujours offline, on teste les boîtes avec les mêmes données enregistrées ayant servi à les développer. On passe ensuite à l'expérimentation online, explorant l'utilité de ces boîtes, d'abord dans le même contexte que celui qui a permis leur développement, puis dans d'autres, selon les principes exposés au chapitre IV.

VI. INTERET ET LIMITATIONS

PREMIÈRE LIMITE : LE PROBLÈME DES PRÉTRAITEMENTS

Avant de détecter une relation, il faut savoir quelles variables relier, et comment les transformer pour exprimer cette relation. Par exemple, on utilise souvent l'image A par l'intermédiaire d'un traitement $f(A)$ (ou du flux optique F), ou bien $\Delta\Omega$ au lieu de Ω . Il est certain qu'une relation sur la vitesse de rotation passe inaperçue tant qu'on la cherche sur la position angulaire. Le programmeur, en choisissant quels traitements effectuer sur les données sensorielles brutes, introduit une connaissance du domaine qui contourne la plus grosse difficulté de la modélisation.

Cette question se retrouve dans *tous* les systèmes de programmation ou d'apprentissage, sans exception. Dans mon optique à vocation "autonome" (voir plus loin) elle est particulièrement malvenue, et fait pendant aux remarques du chapitre II sur la *subsumption architecture*.

Il semble raisonnable de dire que les prétraitements sensoriels utiles sont peu nombreux devant les possibilités mathématiques de combinaisons. Un robot muni d'un certain nombre de "bons" prétraitements "innés", de quelques possibilités de les combiner, de règles et d'heuristiques pour les explorer, pourrait devenir autonome dans la structuration "on-line" de relations sensorielles. C'est un domaine tout neuf et extrêmement difficile, mais qui ne semble pas inenvisageable.*

SECONDE LIMITE : L'ASPECT SUPERVISÉ

Une seconde limite réside dans le caractère encore "supervisé" de l'apprentissage. Une boîte donnée est construite à partir de certaines données sensorielles, celles qui présentent une grosse chance de former un ensemble structuré comme on le veut. Mais quelles données prendre, et lesquelles éliminer ?

La méthode actuellement proposée est la suivante : nous considérons comme participant à un même apprentissage les données sensorielles lues lors d'un même comportement. Le système est donc incapable de choisir dans un même comportement certaines séquences présentant une structure sensorielle inconnue. Par exemple, lorsqu'un

* La recherche de prétraitement sensoriels génériques existe certes, par exemple en vision, mais en tant que techniques "objectives", fondées sur l'analyse a-priori des phénomènes physiques, et donc disponibles *avant* le commencement de la conception de tout programme (exemples : détection de contours, mesures par stéréoscopie). Il semble que le problème de fond soit plus complexe que cela.

comportement photophile ne fait pas contourner d'obstacles, les données ne devraient pas servir à construire la relation $\Delta\Omega \approx g(\pi)$. Il faut éliminer ces données à la main, ou considérer qu'une ddp marginale insuffisamment spécifique, comme pour inférer $\Delta\Omega$ sachant $\pi=0$, doit donner une valeur signifiant "indéterminé".

L'apprentissage non supervisé est rare. Les exemples les plus remarquables sont les cartes de Kohonen (1988) et le système ART de Grossberg (Carpenter & Grossberg 1987). Mais aucun système à ma connaissance ne sait décider a-priori si une donnée vaut le coup de participer à un apprentissage avant celui-ci.

L'aspect "ad-hoc" des programmes professeurs ne dérange pas autant. Chez les jeunes animaux, on peut voir le jeu ou l'imitation (McFarland 1987, "jeu", "ontogenie", "imitation") comme des programmes professeurs, en ce sens qu'ils permettent d'acquérir dans un certain contexte des compétences utiles ailleurs.

TROISIÈME LIMITE : CHOIX DES TYPES DE DDP À DÉVELOPPER

L'implémentation et l'apprentissage des boîtes dépend des connaissances a-priori que l'on a du problème. L'ignorance totale mène à la boîte "naïve", la plus brute et la plus coûteuse, qui représente une ddp par un tableau à autant de dimensions, représentant la fréquence en chaque point de l'espace, et estimant les probabilités à partir de ces fréquences par la loi de Laplace (voir Jaynes 1993).

Toute connaissance a-priori est alors la bienvenue : hypothèses sur les bornes, sur la forme des lois de probabilité, ou procédés de maximum d'entropie (Bessière 1990) permettant de reconstituer une ddp d'après quelques caractéristiques : distributions gaussiennes (Jaynes 1993), théorie de l'harmonie (Smolensky 1986). Là encore, le choix est laissé au programmeur.

CONCLUSION SUR LES LIMITES

D'une façon générale, le type d'apprentissage décrit semble de très haut niveau ; il requiert des capacités cognitives et une souplesse comportementale déjà importantes (même chez nous autres homo sapiens, la faculté de trouver une raison à un comportement implanté arbitrairement, et d'y fonder ensuite une évolution, est bien rare).

La distinction entre ces trois problèmes est peut-être artificielle et due aux techniques actuellement disponibles, qui sont sans doute encore loin d'offrir la possibilité de vraiment comprendre les processus de "structuration" autonome du milieu (Merleau-Ponty 1942).

AVANTAGES D'UNE INCRÉMENTALITÉ DE NATURE SENSORIELLE

Sur la notion d'incrémentalité développée par Brooks :

Les boîtes forment des entités "homogènes" dans l'architecture, dont seules comptent pour le programmeur des règles de manipulation identiques. Les détails d'implémentation des compétences actuelles n'ont donc aucune incidence sur l'ajout de nouvelles.*

Il n'y a pas de notion de "niveau". Les boîtes forment un réseau non fonctionnellement hiérarchique (la seule hiérarchie est de nature structurelle : dépendances entre boîtes, chronologie dans le développement). Ainsi, toutes les boîtes se manipulant de la même façon, on peut envisager des opérations génériques pour les combiner, ces opérations fournissant un niveau supérieur à la "boîte à outils" constituée actuellement des seules boîtes.

Sur la méthodologie courante en apprentissage

La différence avec l'apprentissage classique est illustrée par le chapitre V, car il y est clair que l'aspect entrée/sortie d'une boîte n'est qu'une interprétation du programmeur, alors que c'est un fondement de l'apprentissage supervisé (e.g. par rétropropagation ou renforcement). Cela fait que la notion d'"outil de modélisation" générique, incrémental, en est absente.

La présente approche, par contraste à la recherche de "boîtes noires" visant à reproduire une correspondance motivée par un but, considère une boîte comme un *modèle localisé, sujet à interprétation même si celle-ci peut être changeante selon les contextes*.

Ceci dit, la différence est plus dans l'esprit que dans le potentiel technique — des réseaux connexionnistes à la place des distributions de probabilités seraient envisageables, mais moins "ouverts", pensons-nous, aux développements futurs possibles de nos travaux.

VII. CONCLUSION

Nous avons abordé l'autonomie des robots du point de vue de leur capacité à exprimer au niveau sensoriel la structure de leur interaction avec leur milieu. Ce point de vue est original, car il prend en compte à la fois (1) la nécessité d'une technique de modélisation si l'on veut à long terme pouvoir

* L'incrémentalité idéale serait la suivante : dans un laboratoire, un robot a été développé par exemple il y a dix ans. Une nouvelle équipe arrive et veut réutiliser le robot. Elle expérimente un peu pour voir ce qu'il sait faire, et peut continuer le développement en lui donnant de nouveaux comportements professeurs, par exemple téléopérés.

programmer autre chose que des interactions simples, et (2) les difficultés rencontrées par les conceptions classiques de ce qu'est la modélisation.

Depuis le chapitre d'introduction, nos hypothèses fondamentales se sont précisées :

- L'appareillage sensoriel d'un robot permet de caractériser des interactions environnementales, de façon interne au robot, sous la forme de relations entre données sensorielles a-priori indépendantes.
- Ces relations émergent lors de comportements du robot. Elles en établissent des "modèles" pertinents pour le robot, c'est-à-dire indépendants de toute interprétation ou de tout aspect "orienté vers un but".
- Un tel modèle est établi lors d'un comportement particulier, mais peut en être abstrait en tant qu'outil générique pour caractériser ou programmer d'autres comportements — au prix d'une réinterprétation de la part du programmeur. En d'autres termes, si l'interprétation d'un modèle n'est pas intrinsèque (évitant ainsi le problème de l'ancrage qui se pose aux modèles symboliques), sa capacité "représentationnelle" est, elle, intrinsèque (motivant cette appellation de "modèle").

Nous avons proposé une méthodologie de modélisation, dite "modélisation sensorielle", permettant les rudiments de cette construction autonome de modèles propres à un robot : on impose d'abord au robot un comportement par des moyens ad-hoc (programmation textuelle, téléopération...). Il en résulte une interaction avec l'environnement, qui peut être *observée* de façon autonome par le robot sous forme de dépendances sensorielles implémentées par des techniques probabilistes sous formes de "boîtes" accessibles au programmeur. Ces boîtes sont, uniquement de par leur historique de construction, justifiées comme outils de programmation et comme nouvelles ressources sensorielles permettant l'élaboration de boîtes plus complexes.

Cette approche a été illustrée par des expériences robotiques en cours de réalisation. La portée en est sévèrement limitée par la place prépondérante qu'a le programmeur dans le processus de développement. Mais les problèmes qui en sont la cause ont été clairement précisés. Il s'agit de questions très difficile, omniprésentes en sciences cognitives, concernant le choix autonome des prétraitements à appliquer aux données sensorielles brutes pour les structurer de façon utilisable, la distinction autonome des données méritant de contribuer à un même apprentissage, et le choix des méthodes d'apprentissage (et plus généralement des a-prioris dépendants du domaine qui influencent cet apprentissage).

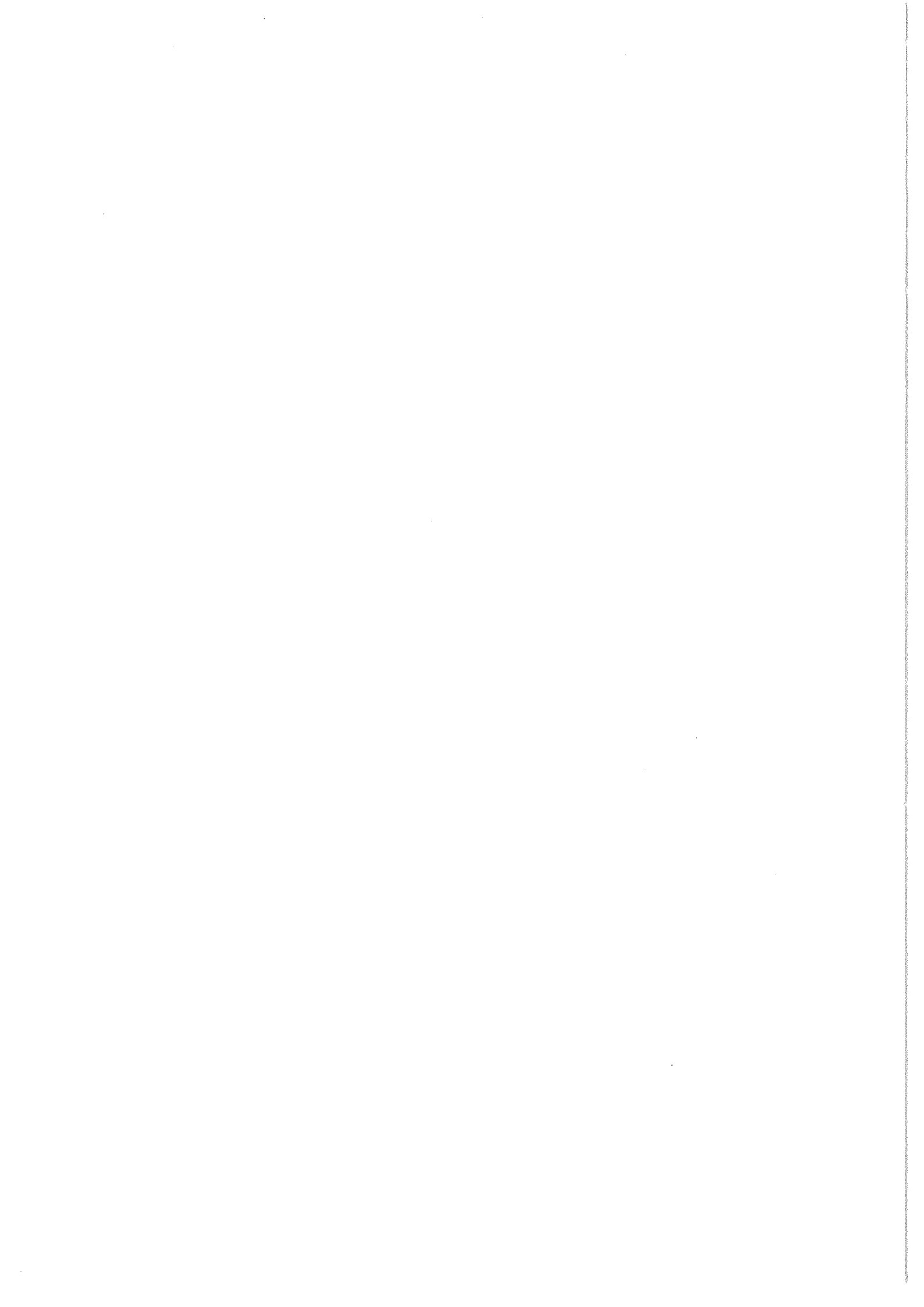
Notre approche semble un cadre où ces problèmes sont susceptibles d'être abordés.

REMERCIEMENTS

Ces travaux ont été réalisés grâce à une bourse du CNRS. Les discussions avec Rémi, Olivier et Juan-Manuel vont je l'espère continuer à faire évoluer ces idées, et la patience de Manu et Pierre me permettent d'apprendre à bien les exprimer...

RÉFÉRENCES

- Barraquand, C. & Latombe, J-C. 1990** A Monte-Carlo algorithm for path planning with many degrees of freedom, *IEEE robotics and automation*, p.1712
- Bessière, P. 1990** Toward a synthetic cognitive paradigm : probabilistic inference, *Proceedings of COGNITIVA 90*, Madrid
- Bovet, P. & Benhamou, S. 1985** La clinocinèse: un mécanisme élémentaire de direction, in J. Paillard (ed), *La lecture sensorimotrice et cognitive de l'expérience spatiale*, CNRS, Paris
- Bovet, P. & Benhamou, S. 1988** Spatial analysis of animal's movements using a correlated random walk model, *Journal of theoretical biology*, n° 131
- Braitenberg, V. 1983** *Vehicles : experiments in synthetic psychology*. MIT Press/Bradford Books
- Brooks, R.A. 1986** Achieving artificial intelligence through building robots, AI MEMO 899, MIT
- Brooks, R.A. 1986b** A robust layered control system for a mobile robot, *IEEE journal of robotics and automation*, RA-2, Avril 1986
- Brooks, R.A. 1989** A robot that walks: emergent behaviors from a carefully evolved network, *Neural Computations*, 1:2
- Brooks, R.A. 1990** Elephants don't play chess, in P. Maes (ed), *Designing autonomous agents: theory and practice from biology to engineering and back*, MIT Press
- Carpenter, G.A. & Grossberg, S. 1987** A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine, *Computer vision, graphics, and image processing*, n°37
- Cliff, D. 1990** The computational hoverfly: a study in computational neuroethology, in [SAB 90]
- Connell, J.H. 1988** A behavior-based arm controller, AI MEMO 1025, MIT, Cambridge, June
- Dedieu, E. & Mazer, E. 1992** An approach to sensorimotor relevance, in [ECAL 91]
- Dumouchel, P. & Dupuy, J-P. 1983** *L'auto-organisation, de la physique au politique*. (editors), Seuil
- ECAL 91** *Toward a practice of autonomous systems: proc. of the 1st european conference on artificial life (Paris 1991)*, F. Varela & P. Bourguin (eds), MIT Press/Bradford books, 1992
- Horswill, I.D. 1993** *Specialization of perceptual processes*, PhD thesis, MIT
- Jaynes, E.T. 1993** *Probability theory: the logic of science*. en cours
- Jaynes, E.T. 1978** Where do we stand on maximum entropy ?, in R.D. Levine & M. Tribus (eds), *The maximum entropy formalism*, MIT Press
- Kohonen, T. 1988** *Self-organisation and associative memory*. 2nd ed., Springer-Verlag
- Lebeltel & al. 1993** La poubelle lumineuse, O. Lebeltel, P. Bessière & E. Mazer, proposé pour la conférence de Rocheplane, Janvier 1994
- Lozano-Perez & al. 1992** *HANDEY: a robot task planner*. T. Lozano-Pérez, J.L. Jones, E. Mazer, P.A. O'Donnell, MIT Press
- Lloyd, D. 1988** *Simple minds*. MIT Press/Bradford Books
- Marr, D. 1982** *Vision*. W.H. Freeman
- McFarland, D. 1987** *Dictionnaire du comportement animal*. (editor), coll. Bouquins, Laffont, 1990
- Merleau-Ponty, M. 1942** *La structure du comportement*. 8ème ed., PUF, 1977
- Pierce, D. 1991** Tabula rasa learning of turn and travel actions, AI 91-157, Univ. of Texas, Austin
- Pomerleau, D.A. 1989** Alvin: an autonomous land vehicle in a neural network, CMU-CS 89-107, Carnegie-Mellon University
- Richalet, J. 1991** *Pratique de l'identification*. ADERSA, coll. Traité des nouvelles technologies, Hermès.
- Rumelhart & al. 1986** *Parallel distributed processing, vol. 1*. D.E. Rumelhart, McClelland and the PDP research group (eds), MIT Press
- SAB 90** *From animals to animats: proc. of the 1st international conference on the simulation of adaptive behaviour (Paris 1990)*, J-A. Meyer & S. Wilson (eds), MIT Press/Bradford books, 1991
- Smolensky, P. 1986** Information processing in dynamical systems: foundations of harmony theory, in Rumelhart & al., 1986
- Stewart, J. 1993** *Intellectica*, n° 16, (editor), CNRS
- Sutton, R.S. 1990** Reinforcement learning architectures in animats, in [SAB 90]
- Varela, F. 1989** *Connaître : les sciences cognitives*. Seuil
- Varela, F. 1989b** *Autonomie et connaissance*. Seuil
- Winograd, T. & Flores, F. 1987** *Understanding computers and cognition*. MIT Press



LA POUBELLE LUMINEUSE

EXPÉRIENCE DE MODÉLISATION QUANTITATIVES DES INTERACTIONS FONCTIONNELLES SENSORI-MOTRICES

Olivier Lebeltel, Pierre Bessière¹ et Emmanuel Mazer²

CNRS³
Laboratoire IMAG/LIFIA⁴

INTRODUCTION

Nous allons, dans cet article, décrire les résultats d'une expérience robotique très simple destinée à étayer, illustrer et discuter les trois thèses suivantes :

- 1 - Il est possible et nécessaire pour un système autonome de construire des représentations calculables de son interaction avec l'environnement qui ne soient pas la transposition informatique d'un modèle analytique ou symbolique, mais, plutôt, le résultat d'un apprentissage basé sur l'expérience et l'observation de ces interactions. Seul ce genre de modèle non analytique et approché peut rendre compte de l'extrême complexité des environnements physiques dans lesquels les êtres vivants et les robots sont amenés à agir et peut être utilisé malgré l'incertitude et l'incomplétude des informations disponibles.⁵
- 2 - Pour un être vivant comme pour un robot rien n'existe d'autre que les signaux qui lui sont transmis par ses capteurs et les valeurs de consignes qu'il peut donner à ses actionneurs. L'ensemble de toutes les valeurs possibles de ces signaux constitue l'espace des phases du système considéré, appelé dans le cas d'un système actionneurs/capteurs : l'espace sensori-moteur. Cette espace sensori-moteur est fortement structuré dans le sens où des dépendances très fortes existent entre les différentes variables de cet espace qui font que lorsque les valeurs de certaines de ces variables sont fixées, l'espace des valeurs possibles pour les autres est fortement contraint. Le problème central de l'autonomie est la découverte, l'exploration, l'acquisition, la mémorisation et l'exploitation des dépendances entre variables de cet espace. L'espace pertinent étant l'espace sensori-moteur, seule l'interaction entre le système et son environnement peut permettre l'acquisition des représentations internes adéquates, à l'exclusion de toute modélisation statique uniquement perceptive ou uniquement motrice.⁶

¹Pierre.Bessiere@imag.fr, (33)76.57.46.73

²Emmanuel.Mazer@lifia.imag.fr, (33)76.57.48.13

³Centre National de la Recherche Scientifique

⁴Laboratoire d'Intelligence Artificielle et d'Informatique Fondamentale; 46 ave. Felix Viallet, 38031 Grenoble, France

⁵Par exemple, le modèle analytique du déplacement d'un robot mobile idéal est relativement facile à construire. Malheureusement, aucun robot réel n'est idéal ; les roues, par exemple, dérapent et glissent sur certains terrains, pour certains mouvements. Un modèle analytique exact du déplacement du robot réel devient dès lors impossible à bâtir. Le nombre de paramètres possibles à prendre en compte devient trop grand sans que l'on sache déterminer lesquels sont importants, l'incertitude sur la valeur des variables est la règle alors qu'elles sont toutes parfaitement connues dans la simulation, enfin, certaines données manquent carrément ce qui, évidemment, n'est pas le cas en simulation.

⁶Le système articulaire humain, par exemple, peut être décrit avec 7 paramètres de contrôles (modèle Maeda) codant les positions des principales parties mobiles. Les sons produits peuvent être décrits par 4 variables appelées formants correspondant aux fréquences de maximum d'énergie. Ces 11 variables forment l'espace sensori-moteur du système articulo-auditif. Cet espace est structuré par des dépendances très fortes entre ces variables. Par exemple, lorsque l'espace inter lèvres est fixé dans le système articulaire, l'ensemble des sons articulables (la position dans l'espace formantique) est relativement réduit. Réciproquement, étant donné un son à articuler, la plage de variation pour l'espace inter lèvres permettant d'articuler ce son est très petite.

- 3 - Les probabilités sont un bon outil pour acquérir, représenter et exploiter ces dépendances entre variables sensori-motrices.

L'EXPÉRIENCE DE LA POUBELLE LUMINEUSE

Le robot étudié est un système sensori-moteur minimal. Il est pourvu d'une seule modalité sensorielle et d'une seule modalité effectrice.

Cette simplicité est un choix délibéré. L'objectif poursuivi est, en effet, de comprendre, de manière plus approfondie possible, comment les probabilités doivent être utilisées pour de tels systèmes. Cet objectif nous semble ne pouvoir être atteint, dans un premier temps, que par l'utilisation de tels robots très simples qui permettent de poser clairement et formellement les questions et qui permettent de calculer complètement les solutions. Il nous semble, notamment, beaucoup plus intéressant de travailler avec des robots simples mais réels, plutôt qu'avec des simulations soit-disant compliquées qui escamotent en fait toute une partie des vrais problèmes. Il s'avère, en effet, que le robot physique le plus simple réserve toujours plus de surprises, d'intérêts et de problèmes que la simulation la plus élaborée.

La modalité sensorielle est une cellule photoélectrique. Elle fournit au système une valeur discrète, dans l'intervalle $[0, 2048]$, proportionnelle à l'intensité lumineuse i .

La modalité effectrice est un positionnement angulaire d'un degré de liberté en rotation autour d'un axe vertical. Ce positionnement est effectué avec une consigne absolue θ fournie à un système temps réel gérant le robot.

Le système sensori-moteur étudié évolue dans un environnement appelé la "poubelle lumineuse". Cet environnement est une poubelle de plastique vert sur laquelle est fixée une source lumineuse destinée à illuminer l'intérieur (voir figure 1). La source lumineuse est une lampe halogène, reliée à une alimentation électrique très simple ne délivrant pas de tensions stabilisées.

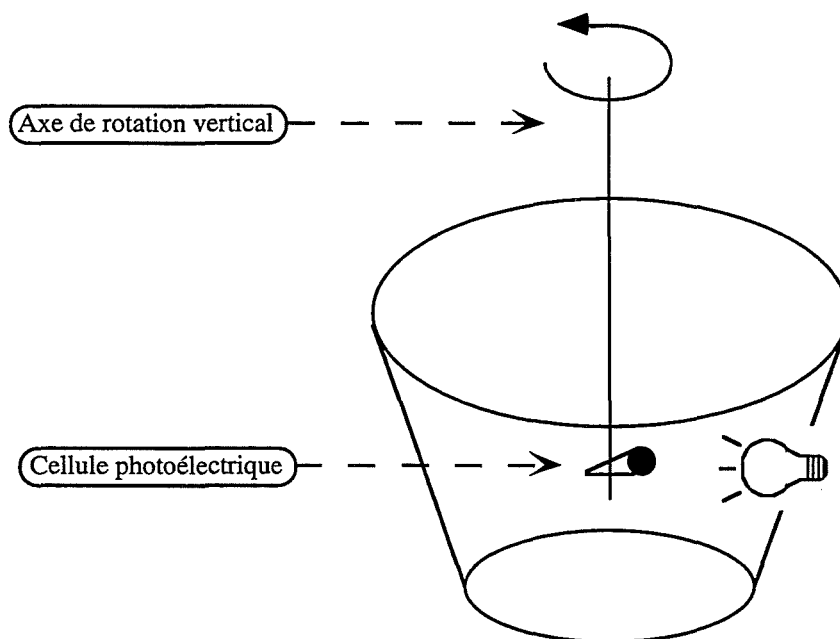


Figure 1
La poubelle lumineuse

Nous allons dans cette expérience essayer d'apprendre par l'expérience les dépendances existant entre θ et i , puis d'exploiter les résultats ainsi obtenus pour faire de la prédiction d'état et de la reconnaissance de situation.

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES

L'histoire des probabilités a vu s'opposer deux grandes conceptions épistémologiques de cette théorie.

Les fondateurs, Bernouilli, Bayes et Laplace concevaient les probabilités comme une théorie du raisonnement où un état de connaissance était représenté par une distribution et où les calculs probabilistes modélisaient le raisonnement inductif seul possible quand les connaissances disponibles étaient trop incertaines ou trop incomplètes pour permettre un raisonnement déductif. Par exemple, le "théorème de Bayes" (dû en fait à Laplace) [1] :

$$p(C_i|E, X) = \frac{p(E|C_i)p(C_i|X)}{\sum_{j=1}^n p(E|C_j)p(C_j|X)} \quad [1]$$

est susceptible de représenter "l'apprentissage par l'expérience" dans la mesure où les probabilités $P(C_i|I)$ sont remises à jour en $P(C_i|E, I)$ par la prise en compte du résultat E d'une expérience. Malheureusement, Laplace n'avait énoncé ce théorème qu'en utilisant des arguments intuitifs et sans dérivation formelle ou axiomatique associée, laissant par là la voie grande ouverte à la critique.

Ces critiques ne mirent que peu d'années à être formulées et furent si violentes qu'elles provoquèrent, en fait, un changement d'orientation complet des probabilités qui influence leurs développements encore aujourd'hui. La conception des probabilités comme outil du raisonnement inductif fut totalement et complètement rejetée pour être remplacée par une conception dite "fréquentiste" où toute distribution de probabilité doit forcément être dérivée du résultat d'une quelconque "expérience aléatoire". En particulier les notions de probabilités des causes ou de probabilités des hypothèses furent bannies et impitoyablement pourchassées. Le théorème de Bayes fut jeté aux orties malgré sa généralité et ses succès pour être remplacé au cours de ce siècle par un certain nombre de techniques ad hoc comme, entre autres, le test du "Chi-square", le maximum de vraisemblance, les estimateurs non biaisés, les intervalles de confiance, etc... sans que les diverses difficultés rencontrées puissent être totalement éliminées même si les résultats furent nombreux et importants.

Un renouveau lent de la conception d'origine fait petit à petit son chemin, en particulier chez les physiciens, à travers les remarquables travaux de gens comme Cox et Jaynes (voir, par exemple, [Cox46], [Cox61], [Cox79], [Jaynes79], [Jaynes93] et [Bessière91] où une présentation plus complète est donné). Le travail décrit ici s'inscrit résolument dans ce cadre et se réfère constamment au travail de Jaynes même si malheureusement ce bref article ne nous permet pas d'en exposer toute la portée.

Notre postulat de base est donc qu'un état de connaissance de notre système sensori-moteur est une distribution de probabilité sur son espace des phases.

Pour notre poubelle lumineuse, un état de connaissance est donné par la distribution de probabilité $P(i|\theta|DX)$ sur l'espace sensori-moteur à deux dimensions : θ la position angulaire et i l'intensité lumineuse.

ACQUISITION DES CONNAISSANCES

Les connaissances sont acquises tout d'abord au cours d'une phase d'expérimentation, puis tenues à jour incrémentalement tout au long de la vie du système.

Le protocole expérimental de base consiste à tirer au hasard des valeurs de la variable motrice θ , à déplacer le robot en conséquence et à mesurer l'intensité lumineuse i observée une fois la position de consigne θ atteinte. On obtient ainsi un ensemble D de données expérimentales composé de k couples (θ, i) :

$$D = \{(\theta_1, i_1), (\theta_2, i_2), \dots, (\theta_k, i_k)\}$$

On peut synthétiser les données de D sous forme d'un histogramme où pour chaque point (θ, i) de l'espace des phases on a compté le nombre de fois où il a été mesuré. Un exemple d'un tel histogramme est donné par les figures 2 et 3.

Afin de pouvoir transformer les histogrammes résultant des expériences en distributions de probabilités manipulables par le calcul, nous allons adopter l'hypothèse que la moyenne et l'écart type des valeurs de i obtenues pour un θ fixe donné sont des informations suffisantes pour décrire nos connaissances. La théorie, par l'utilisation de théorèmes très puissants de concentration d'entropie (voir [Jaynes82] et [Robert91]), nous montre alors que l'état de connaissance de notre robot est donné par N gaussiennes, où N correspond au nombre de positions angulaires explorées. Pour un θ donné, la probabilité de l'intensité lumineuse, $P(i|\theta DX)$, est la loi normale ayant la moyenne et l'écart type observés au cours des expériences.

$$P(i|\theta DX) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(\theta)} e^{-\frac{(i-\bar{i}(\theta))^2}{2\sigma^2(\theta)}} \quad [2]$$

La figure 4 montre l'histogramme pour un θ donné et la loi gaussienne correspondante. La figure 5 montre l'ensemble de gaussiennes correspondant à l'ensemble de données de la figure 2. Cette figure peut être vue comme une visualisation de l'état de connaissance de notre système robotique.

EXPLOITATION DES CONNAISSANCES

LE PROBLÈME COGNITIF DIRECT

Nous appelons problème cognitif directe le problème consistant à prédire à partir d'une consigne motrice, les valeurs probables des variables sensorielles qui seront obtenues. Autrement dit : "quelles sensations vais je avoir si j'effectue tel mouvement?".

Ce problème est résolu de manière triviale dans le cas de notre robot, étant donné que la question posée est "étant donné θ une consigne motrice quelle intensité lumineuse i vais je observer?", et que la réponse est directement donnée par les distributions $P(i|\theta DX)$ qui sont à notre disposition (Voir Figure 4).

LE PROBLÈME COGNITIF INVERSE (PREMIÈRE VERSION)

Le problème cognitif inverse consiste à prédire l'action permettant la perception d'une sensation

désirée. On s'intéresse donc à la distribution $p(\theta|iDX)$. La théorie du raisonnement probabiliste nous donne:

$$p(\theta|iDX) = p(\theta|DX) \frac{p(i|\theta DX)}{p(i|DX)} \quad [3]$$

$P(\theta|DX)$ nous est donné par la connaissance a priori sur notre protocole expérimental qui spécifiait que tous les θ étaient explorés suivant une loi uniforme :

$$p(\theta|DX) = \frac{1}{N_\theta} \quad [4]$$

$P(i|\theta DX)$ sont les gaussiennes obtenues par le processus d'apprentissage.

Enfin, $P(i|DX)$ est obtenue en normalisant $P(\theta|iDX)$:

$$\sum_{\theta} p(\theta|iDX) = 1 \Rightarrow p(i|DX) = \sum_{\theta} p(\theta|DX) p(i|\theta DX) \quad [5]$$

La figure 6 nous montre l'aspect de la distribution $P(\theta|iDX)$ pour $i = 750$. On peut aisément trouver dès lors l'angle θ qui maximise les chances d'observer l'intensité i .

LE PROBLÈME COGNITIF INVERSE (DEUXIÈME VERSION) OU LA RECONNAISSANCE DE SITUATION

Nous venons de montrer comment notre système est capable de résoudre, à partir de mesures expérimentales, les problèmes cognitifs direct et inverse. Nous sommes donc en mesure de dire que ce système a une représentation interne quantitative, non analytique et non symbolique, d'un certain environnement, et que cette représentation a été acquise par apprentissage comme le résultat d'interactions répétées avec cette environnement.

Nous allons enrichir les connaissances de notre système, en lui faisant maintenant apprendre par l'expérience trois nouveaux environnements. Ces trois nouveaux environnements diffèrent du premier soit par l'intensité de l'éclairage, soit par la position d'origine de la poubelle, soit, enfin, par le retrait d'un petit diaphragme servant à focaliser la cellule photoélectrique. L'état de connaissance du robot devient alors celui représenté sur la figure 7 par les 4 séries de gaussiennes.

Le robot est placé dans l'un des 4 environnements qu'il a déjà explorés (évidemment sans savoir lequel). Il dispose de la représentation interne de la figure 7. Sa tâche consiste à sélectionner parmi les 4 modèles disponibles celui qui correspond à l'environnement courant. Il peut pour cela faire des expériences c'est-à-dire aller à une certaine position angulaire et mesurer l'intensité lumineuse.

Nous sommes donc intéressés par $p(m|\theta iDX)$ la probabilité de chacun des modèles sachant une expérience (le couple (θ, i)). La théorie nous donne :

$$\begin{aligned} p(m|\theta iDX) &= p(m|DX) \frac{p(\theta i|mDX)}{p(\theta i|DX)} \\ &= p(m|DX) \frac{p(\theta|mDX) p(i|\theta mDX)}{p(\theta i|DX)} \end{aligned} \quad [6]$$

L'absence de connaissances a priori sur les probabilités respectives des modèles nous donne :

$$p(m|DX) = \frac{1}{N_m} \quad [7]$$

Le protocole expérimental nous donne :

$$p(\theta|mDX) = \frac{1}{N_\theta} \quad [8]$$

La condition de normalisation nous donne :

$$\sum_m p(m|\theta iDX) = 1 \Rightarrow p(\theta i|DX) = \sum_m p(m|DX)p(\theta|mDX)p(i|\theta mDX) = \frac{1}{N_m} \frac{1}{N_\theta} \sum_m p(i|\theta mDX) \quad [9]$$

On obtient finalement :

$$p(m|\theta iDX) = \frac{\frac{1}{N_m} \frac{1}{N_\theta} p(i|\theta mDX)}{\frac{1}{N_m} \frac{1}{N_\theta} \sum_m p(i|\theta mDX)} = \frac{p(i|\theta mDX)}{\sum_m p(i|\theta mDX)} \quad [10]$$

Il s'avère qu'une seule mesure est la plupart du temps suffisante pour discriminer nettement entre les quatre modèles. Il peut, cependant, dans certain cas, être nécessaire de faire plusieurs expériences. Appelons E_n un ensemble de n expériences :

$$E_n = \{(\theta_n i_n)(\theta_{n-1} i_{n-1}) \dots (\theta_1 i_1)\} \quad [11]$$

Nous nous intéressons alors à $p(m|E_n DX)$ et on obtient :

$$\begin{aligned} p(m|E_n DX) &= p(m|\theta_n i_n E_{n-1} DX) \\ &= p(m|E_{n-1} DX) \frac{p(\theta_n i_n | m E_{n-1} DX)}{p(\theta_n i_n | E_{n-1} DX)} \\ &= p(m|E_{n-1} DX) \frac{p(\theta_n | m E_{n-1} DX) p(i_n | \theta_n m E_{n-1} DX)}{p(\theta_n i_n | E_{n-1} DX)} \end{aligned} \quad [12]$$

D'où on tire finalement :

$$p(m|E_n DX) = p(i_n | \theta_n m DX) \frac{p(m|E_{n-1} DX)}{\sum_m p(i_n | \theta_n m DX) p(m|E_{n-1} DX)} \quad [13]$$

Formule qui présente la très intéressante propriété de pouvoir se calculer incrémentalement à partir des résultats à l'étape $n-1$.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Nous espérons par cette série d'expériences très simples avoir éclairé les trois points de la thèse énoncée dans l'introduction. Nous avons montré comment, en utilisant les probabilités, on peut apprendre des représentations internes approchées des modes d'interactions sensori-motrices avec l'environnement. Nous avons de plus illustré sur des exemples simples comment ces représentations peuvent être utilisées par un robot pour prédire, contrôler et reconnaître.

Cette approche probabiliste du raisonnement, nouvelle en robotique, nous semble très prometteuse et excitante. Un certain nombre de difficultés classiques semblent pouvoir être ainsi surmontées ou contournées. Cependant, d'innombrables questions se posent et de nombreux problèmes sont à résoudre. Nous ne saurions pas dire à l'heure actuelle quel sera l'avenir de cette approche mais son originalité nous semble largement mériter des efforts d'investigation approfondie d'autant plus prometteurs que le fondement théorique solide devrait permettre des avancées rapides et des réponses claires. Dans un autre article de cet conférence intitulé "La modélisation sensorielle : Une approche originale de la notion de modélisation dans la programmation des robots" ([Dedieu94]) nous décrivons comment les expériences et les méthodes décrites ici devrait être réutilisées comme outils de base d'un système de programmation des robots fondé sur l'acquisition automatique de modèles de l'environnement.

BIBLIOGRAPHIE

- [Bessière91] Pierre Bessière; *Toward a synthetic cognitive paradigm : Probabilistic Inference*; in "COGNITIVA 90" edited by T. Kohonen & F. Fogelman-Soulie; Elsevier science publishers, 1991
- [Cox46] R. T. Cox; *Probability, Frequency, and Reasonable Expectation*; American Journal of Physic, N°17; 1946
- [Cox61] R. T. Cox; *The algebra of probable inference*; The John Hopkins Press, Baltimore, 1961
- [Cox79] R. T. Cox; *Of inference and inquiry, an essay in inductive logic* in *The maximum entropy formalism*, edited by Raphael D. Levine & Myron Tribus; M.I.T. Press, 1979
- [Jaynes79] E.T. Jaynes; *Where do we Stand on Maximum Entropy?*; in *The maximum entropy formalism*, edited by Raphael D. Levine & Myron Tribus; M.I.T. Press, 1979
- [Jaynes82] E. T. Jaynes; *On the rationale of maximum entropy methods*; Proceedings of the IEEE; 1982
- [Jaynes93] E.T. Jaynes; *Probability theory - The logic of science*; Draft of a forthcoming book; personal communication.
- [Robert91] Claudine Robert; *Modèles statistiques pour l'intelligence artificielle : l'exemple du diagnostic médical*; Masson, Paris, France; 1991
-

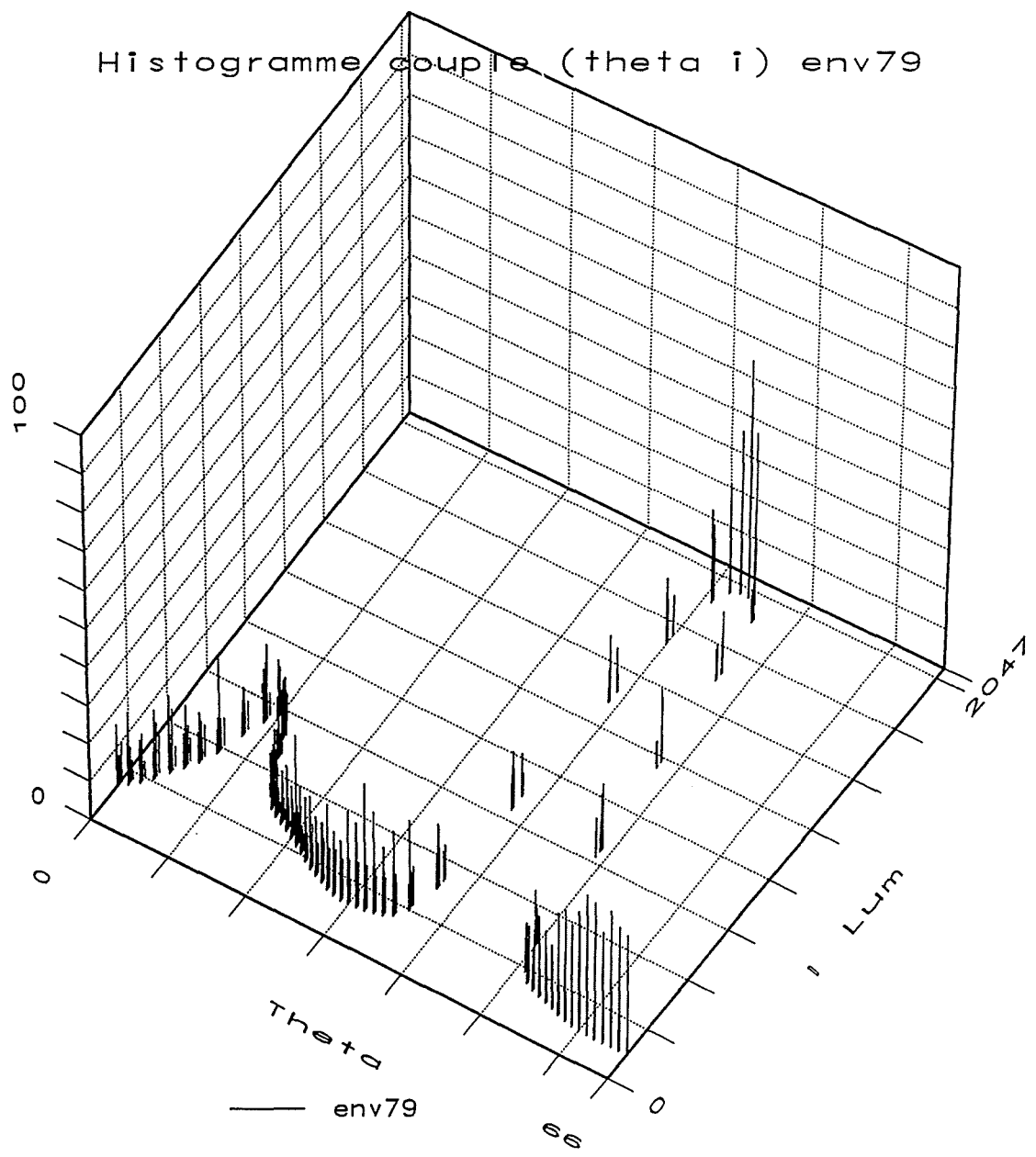


Figure 2
 Histogramme résultat de l'exploration
 d'un environnement

Histogramme couple (theta i) env79

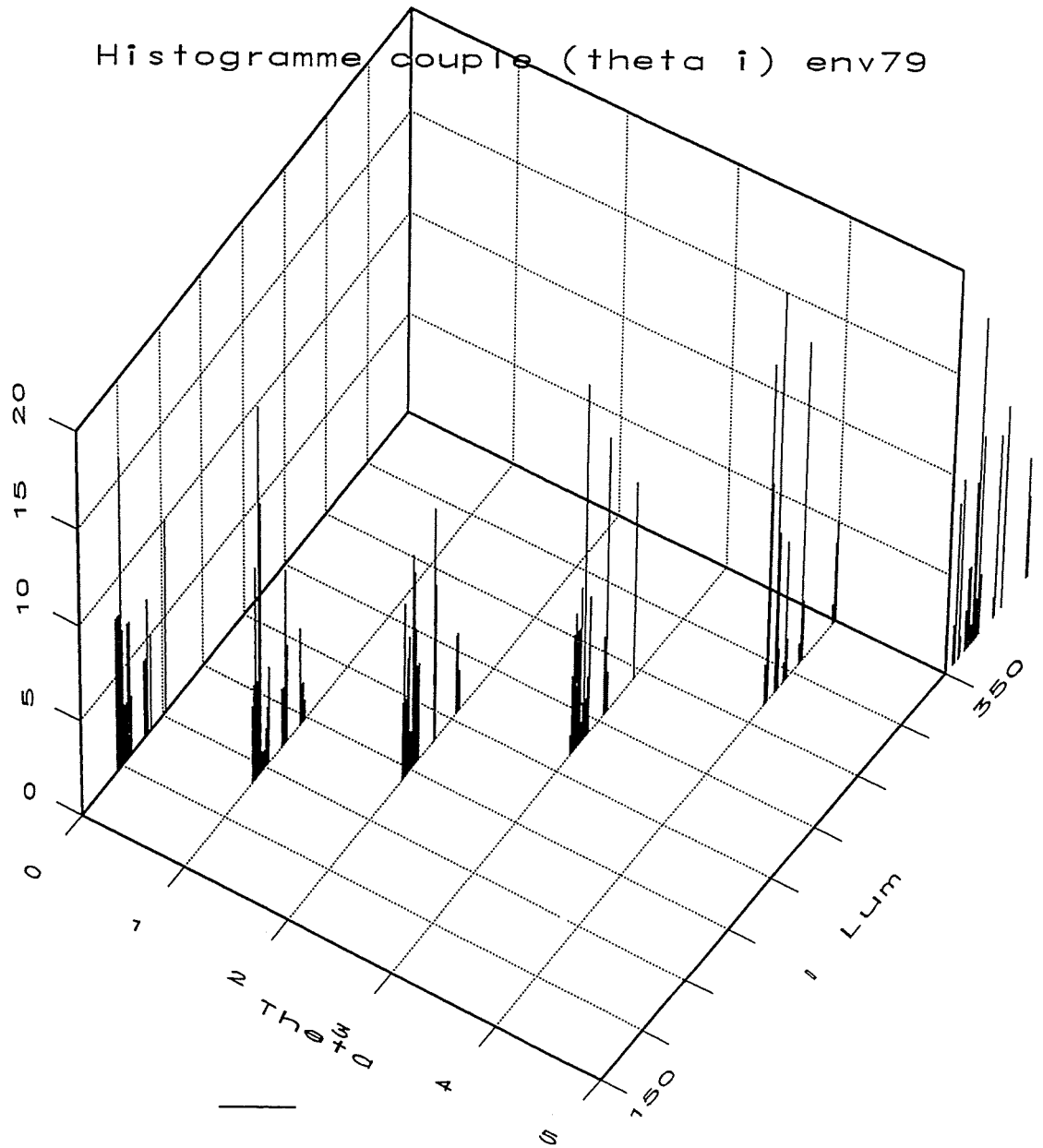


Figure 3

Zoom sur l'histogramme précédent pour les valeurs de θ comprises entre 0 et 5

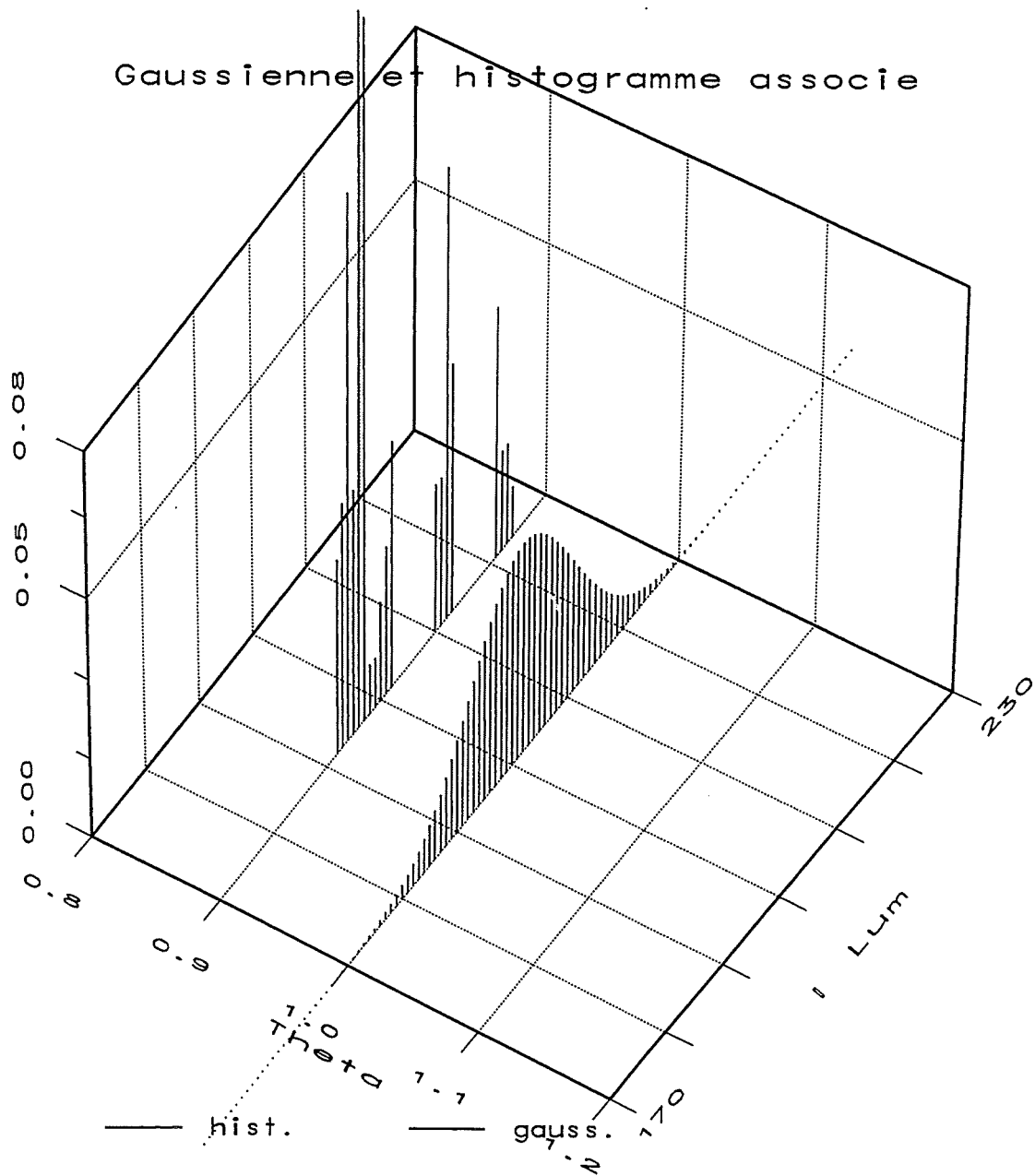


Figure 4
Histogramme et Gaussienne associe

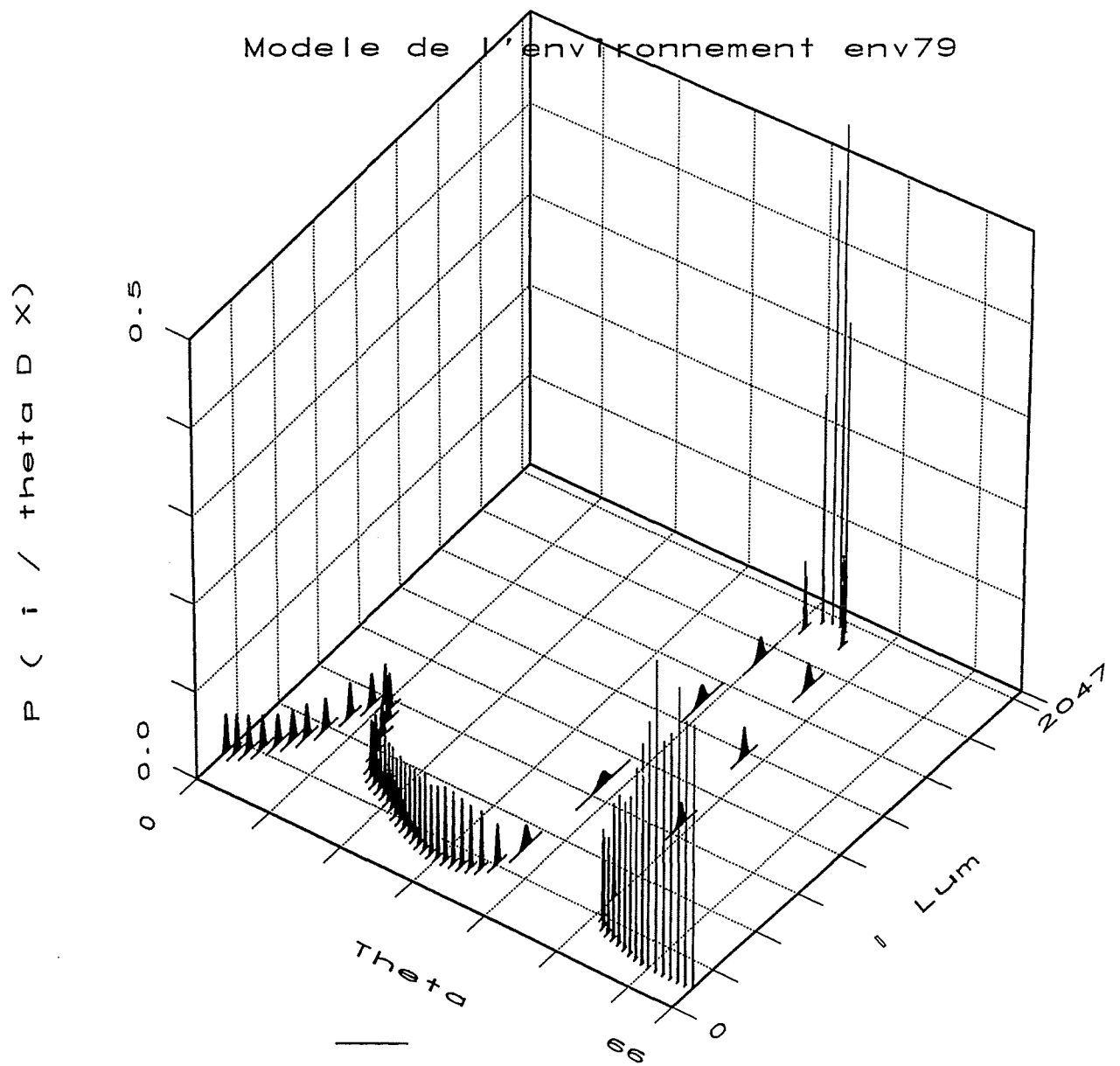


Figure 5

Ensemble de Gaussiennes correspondant à l'histogramme de la Figure 2

Modele de l'environnement env79

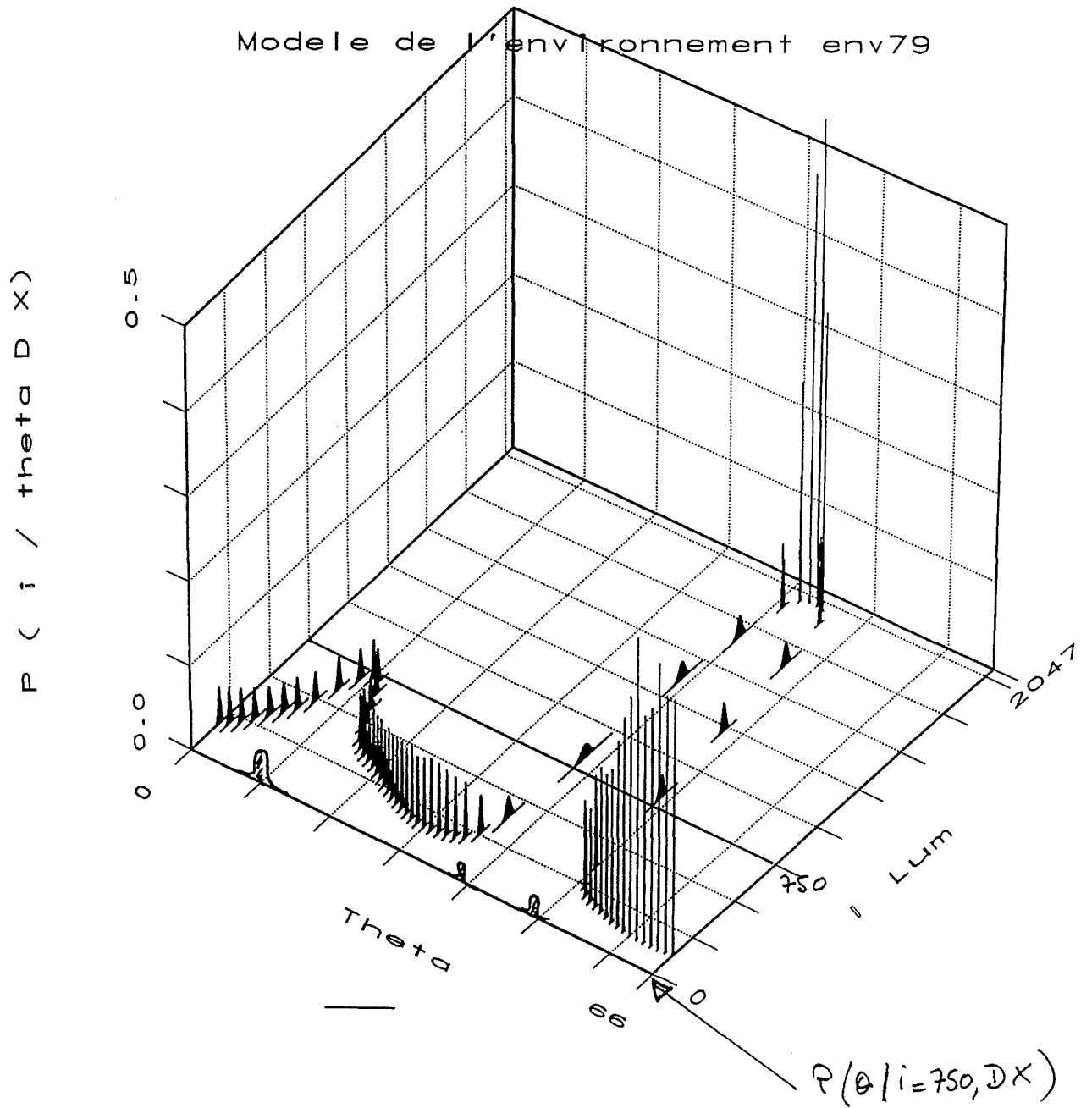


Figure 6
Représentation de la distribution $P(\theta | i=750, DX)$
pour $i = 750$

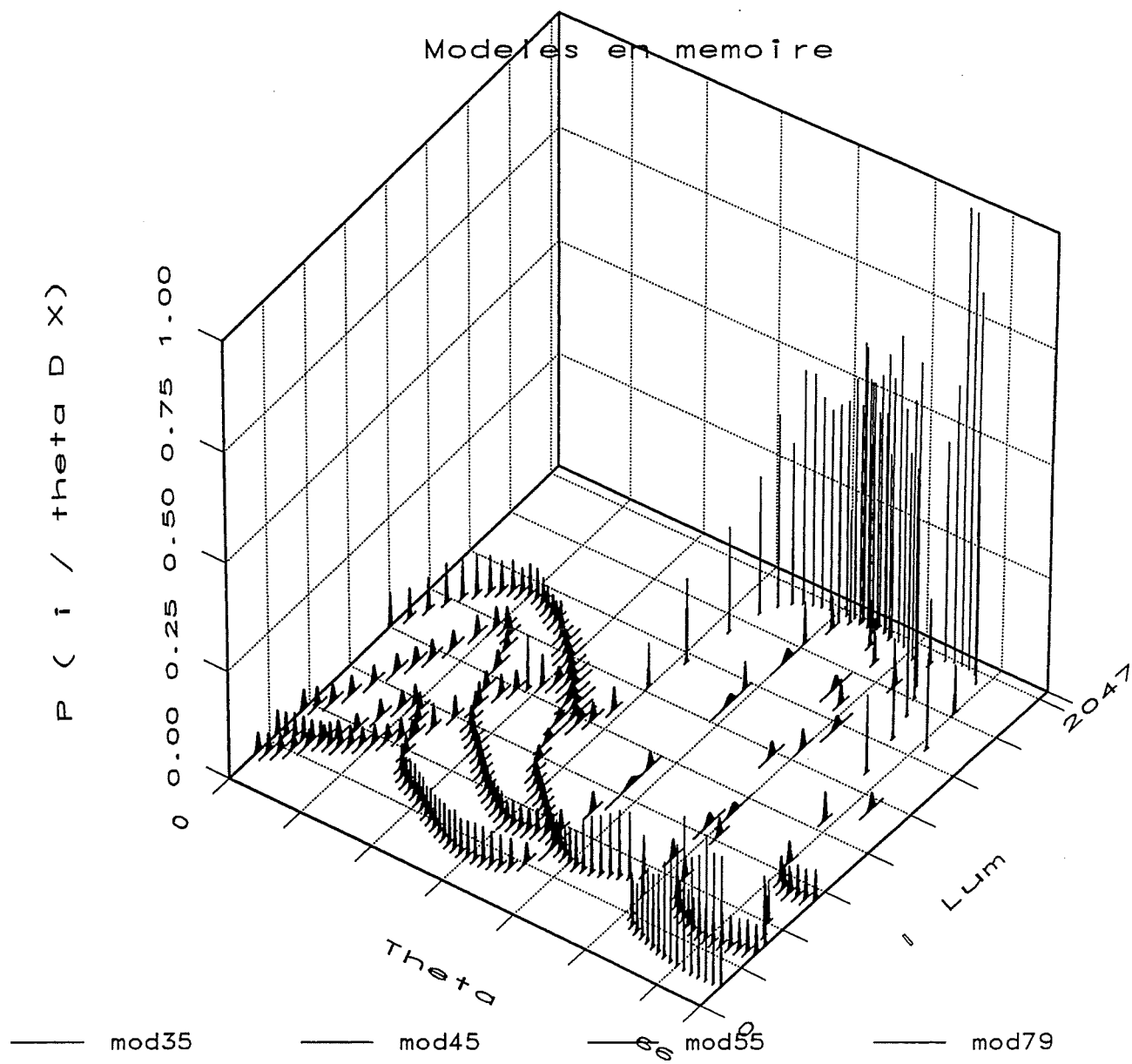
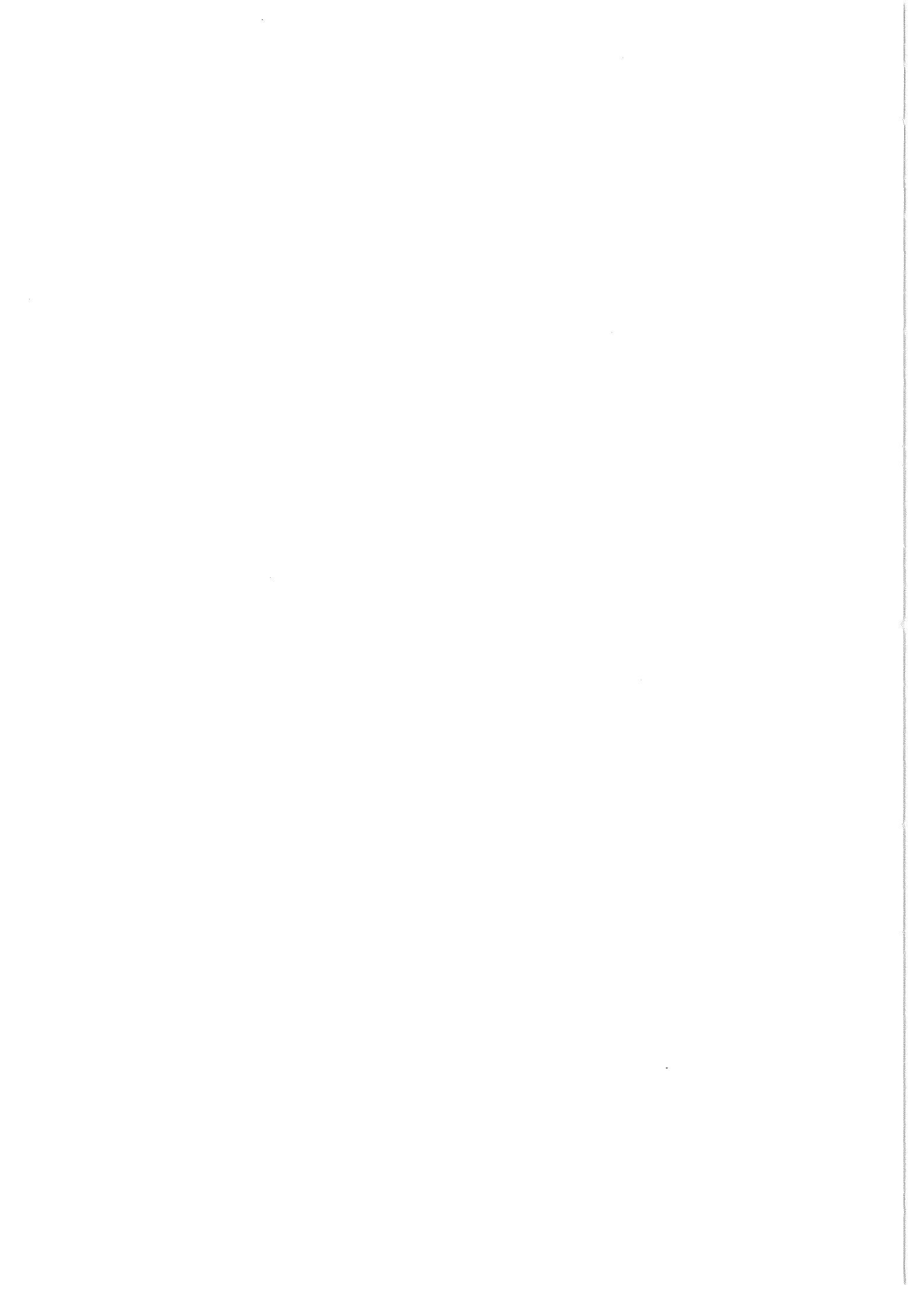


Figure 7



Une architecture réactive et cognitive pour la modélisation d'agents autonomes

Miguel Rodriguez

rodriguez@info.unine.ch

tel: +41 38 213037

fax: +41 38 242695

Institut d'Informatique et d'Intelligence Artificielle
Université de Neuchâtel
Monruz 36, CH-2000 Neuchâtel

Résumé:

Les sciences cognitives, la psychologie, la biologie et les neurosciences ont traditionnellement étudié les éléments constitutifs de la connaissance et leurs fonctions. Depuis quelques années, la communauté scientifique travaillant en intelligence artificielle (IA) y participe activement, soit par simulation de systèmes biologiques, soit par modélisation et construction de systèmes artificiels.

Dans le cadre de nos travaux de modélisation d'agents autonomes, nous étudions le contrôle de tels agents lié à une *architecture* en trois niveaux d'abstraction - physique, comportemental et cognitif - permettant d'intégrer le modèle comportemental d'*action située* et différents *processus cognitifs* généraux que nous considérons essentiels à l'autonomie: l'apprentissage, l'interprétation et la motivation. Ces processus prennent un sens particulier et précis dans notre conception du contrôle. Ils sont exclusivement basés sur la connaissance acquise des régularités sensori-motrices tirées de l'interaction monde-agent.

Nous commençons par préciser les notions d'agent situé et d'agent cognitif avant de décrire l'architecture générale et le mécanisme de contrôle qui en découle. Cette architecture a la particularité d'intégrer naturellement et efficacement les capacités d'action et de raisonnement. Nous spécifions ensuite le contenu de chacun des niveaux d'abstraction de l'architecture. Nous terminons par la description d'une application de notre approche à la navigation d'un robot mobile en environnement intérieur, telle qu'elle a été réalisée dans notre laboratoire.

Mots-clés: Architecture d'agents autonomes, action située, processus cognitifs, contrôle, sélection d'action, interaction monde-agent, représentation sensori-motrice.

1. Introduction

Activité

La nature intrinsèque de tout agent est l'action; faisant partie d'un environnement réel, il est constamment en interaction avec cet environnement sur lequel il ne peut éviter d'agir.

Depuis bientôt une dizaine d'années, l'action d'agents en environnement réel (Activité dans la suite) est devenue l'objet d'étude d'une multitude de travaux. S'inspirant des sciences de la vie, la plupart de ces recherches [Braitenberg 84, Brooks 86, Anderson 90, Kaelbling 90] ont adopté la robotique mobile comme domaine d'application privilégié. Malgré la diversité des sujets traités - architectures de contrôle, fusion et émergence de comportements, apprentissage comportemental, activité en temps réel, ... - ces travaux ont permis de mettre en exergue le paradigme d'*action située*¹ comme clé d'accès à l'Activité.

Ces travaux ont invariablement débouché sur des *systèmes sensori-moteurs* donnant lieu à des **agents situés**. Leur traitement de l'action, sous la forme de stimulus-réponse, est localisé dans l'espace et dans le temps. Ce modèle de l'action est adapté dans le sens où il induit des propriétés d'action nécessaires à l'Activité; il fournit la robustesse requise pour affronter l'incertain et l'imprévu liés à toute interaction avec l'environnement réel.

Autonomie

Pourtant, il ne suffit pas de doter un agent artificiel d'un ensemble d'actions situées pour qu'il puisse exhiber des comportements permettant de le qualifier d'autonome. La nature de l'agent situé dédaigne, à notre sens, deux critères essentiels qui sont:

- A. - préserver (seul) son intégrité physique et énergétique (survie).
- B. - satisfaire (seul) les tâches qui lui sont assignées dans la société (rôle social).

Le premier critère est vital pour l'agent. Le second est un critère d'utilité du point de vue de son concepteur en tant qu'observateur externe. La présence de l'un ou de l'autre, ajoutée à la capacité d'Activité, suffit à notre définition de l'autonomie. Nous avons donc trois types possibles d'autonomie: soit A, soit B, soit A et B.

Fonctionnalisation

Les critères procurant la dimension d'autonomie sont dépendants d'une exploitation adaptée des propriétés d'action. Nous appelons **fonctionnalisation** l'exploitation systématique des propriétés d'action par rapport aux critères d'autonomie A et B.

Cognition

De plus, un agent ne pourra pas fonctionnaliser son activité sans raisonner. Il ne peut se limiter à un raisonnement à court terme, où le choix n'est que basé sur la situation courante. Il est essentiel qu'il puisse raisonner à moyen et long terme; ceci pour prévoir, de façon à orienter réellement son activité. L'agent doit donc être capable de manipuler des connaissances, posséder une mémoire et même acquérir de nouvelles connaissances lui permettant d'améliorer ses choix dans le sens d'une plus grande autonomie. Ces capacités donnent à tout agent capable de fonctionnaliser le statut d'**agent cognitif**.

Face aux difficultés rencontrées par la communauté IA dans la quête d'autonomie à travers des agents artificiels purement situés ou purement cognitifs, nous proposons un modèle d'agent cognitif ayant la capacité de fonctionnaliser une activité située. C'est à travers cette capacité de fonctionnalisation d'activité située que l'agent cognitif peut acquérir la dimension d'agent autonome. En effet, le fait de fonctionnaliser ne suffit pas à garantir la satisfaction des critères d'autonomie. Nous dirons qu'un

¹ D'après Lucy Suchman [Suchman 87]: "Actions taken in the context of particular, concrete circumstances"

agent est un **agent autonome** s'il fonctionnalise de telle façon qu'au moins l'un des critères d'autonomie apparaisse aux yeux de l'observateur externe.

Il est à noter que la fonctionnalisation peut être consciente ou fortuite de la part d'un agent; ce qui importe c'est qu'elle *soit*. Une fleur ou une fourmi fonctionnalisent certainement de façon inconsciente; elles exploitent les ressources énergétiques disponibles dans le monde sans en avoir conscience. L'espèce humaine par contre semble pouvoir fonctionnaliser consciemment.

La figure 1 résume et permet de localiser les différents types d'agents - situé, cognitif et autonome - par rapport à l'Activité.

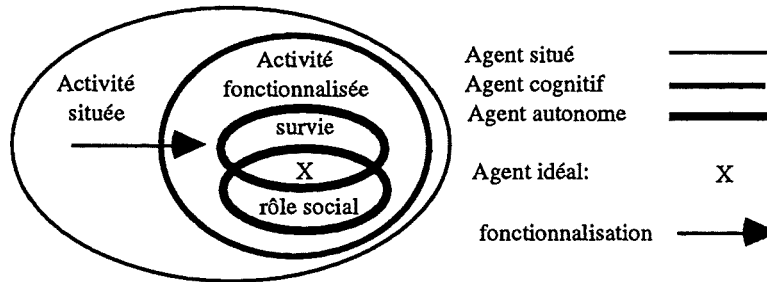


Figure 1. Agent situé, agent cognitif et agent autonome sur le plan de l'Activité.

Le chapitre suivant introduit l'architecture générale d'agent autonome que nous avons étudié. Le chapitre 3 décrit le niveau comportemental; il précise la nature des mécanismes génératifs des comportements et donne un formalisme de ceux-ci. Le chapitre 4 décrit le niveau cognitif; il spécifie les processus cognitifs et justifie la nature sensori-motrice de la représentation. Enfin, le chapitre 5 donne un exemple complet d'application dans le cadre du problème de navigation d'un robot mobile.

2. Une architecture d'agents autonomes

L'architecture d'agents autonomes que nous étudions est basée sur les observations suivantes:

- Le monde animal montre qu'un modèle comportemental basé sur une approche sensori-motrice permet d'atteindre la flexibilité et la robustesse nécessaires à l'Activité. Le paradigme d'action située est un bon modèle comportemental d'agent autonome. Les récents travaux en robotique mobile au valorisé cette approche.
- La multiplicité comportementale apporte la redondance nécessaire à la robustesse de l'Activité.
- L'exploitation de connaissances permet de favoriser l'adéquation de la fonctionnalisation en vue de satisfaire les critères d'autonomie.

Elle résulte également d'une analyse de différentes autres architectures et en particulier la "subsumption architecture" de Brooks [Brooks 86].

2.1. Les trois niveaux d'abstraction

L'architecture est décomposée conceptuellement en trois niveaux d'abstraction: le niveau physique, le niveau comportemental et le niveau cognitif.

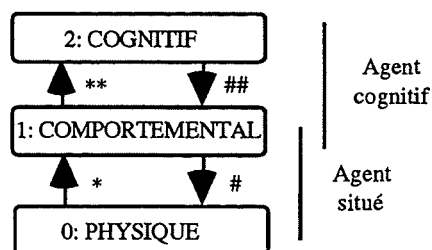


Figure 2. Architecture générale d'agent autonome

Le niveau 0 contient l'agent physique, composé de ses capteurs et de ses effecteurs. Le niveau 1 est constitué des processus génératifs des comportements de l'agent. Ils lui fournissent la capacité d'agir et font de l'agent physique un agent situé. Enfin, le niveau 2 est composé des processus cognitifs qui fonctionnalisent les comportements et font de l'agent situé un agent cognitif susceptible de satisfaire les critères d'autonomie.

Chaque niveau d'abstraction fournit des informations au niveau immédiatement supérieur et est contrôlé par ce dernier. Ainsi, la liaison * transmet l'état des capteurs et la liaison ** transmet l'état des unités comportementales. Dans le sens du contrôle, la liaison ## permet de sélectionner l'attitude comportementale (fonctionnalisation) et la liaison # permet au comportement sélectionné de contrôler directement les effecteurs.

La modélisation de l'agent suit une approche synthétique (bottom-up) à travers tous les niveaux d'abstraction. Ainsi, les comportements (1) sont ancrés sur les capteurs et effecteurs de l'agent (0). De même, les processus cognitifs (2) sont ancrés sur les comportements (1).

2.2. La coordination comportementale

Cette architecture permet notamment de séparer conceptuellement l'activité de l'agent de son contrôle. C'est le niveau cognitif qui contrôle l'activité.

Ce contrôle se fait par sélection du mode comportemental par lequel l'agent interagit avec l'environnement; à tout instant un et un seul mode comportemental contrôle effectivement l'agent physique.

Cette méthode n'exclut en aucun cas la fusion de comportements. Elle considère simplement chaque fusion particulière comme un mode de réponse unitaire et indépendant.

2.3. Propriétés de l'architecture

Cette architecture présente des propriétés intéressantes, à savoir:

- Modularité conceptuelle: L'action liée aux connaissances opératoires et le raisonnement lié aux connaissances symboliques y sont distinctement séparées à travers les niveaux d'abstraction. Ceci facilite la réflexion quand aux besoins de chaque niveau et à leur interaction.
- Généralité: Le contenu de chacun des trois niveaux d'abstraction reste totalement ouvert, seuls les interfaces ont été donnés.
- Plate-forme d'étude pour le problème de la sélection d'action: Les dernières années ont vu apparaître différents travaux en IA traitant le problème de la sélection d'action [Maes 90b, Tyrrel 93]. Notre architecture se prête particulièrement bien à l'étude générale de ce problème; le contrôle y est clairement spécifié et le niveau cognitif ne contraint pas le modèle cognitif utilisé.
- Approche comportementale: L'architecture permet d'exploiter l'approche comportementale du contrôle d'agent autonomes.
- Architecture hybride: Elle lie de façon naturelle l'approche réactive (bottom-up) et l'approche cognitive (top-down) de la modélisation d'agents autonomes (cf. [Malcolm 89]).

3. Le niveau comportemental

3.1. L'action située comme modèle comportemental

Tous les comportements observables de notre agent émergent de structures assimilables à des boucles sensori-motrices. Elles ont la particularité d'être situées et persistantes, traitant l'environnement local perçu et agissant continuellement en fonction de ce traitement.

Afin de préciser la nature des processus génératifs de l'Activité, nous considérons les trois notions de comportement, réflexe et instinct.

Le comportement est une vue objective de l'activité globale d'un agent. La notion est trop large pour pouvoir cerner la nature de cette activité. Les concepts de réflexe et d'instinct sont, en ce sens, plus précis. A notre sens, la différence entre réflexe² et instinct³ se situe dans leur rapport avec l'action résultante:

- le réflexe est involontaire et, par conséquent, inévitable (dans des conditions normales). L'excitation sensorielle, ou stimulus, s'y convertit irrémédiablement en action (réaction).

² Phénomène nerveux consistant en une réponse déterminée, immédiate et involontaire de l'organisme à une excitation particulière (Dictionnaire de la psychologie, Larousse, 1993).

³ Impulsion naturelle. Premier mouvement qui dirige les animaux dans leur conduite. Chez l'homme, impulsion intérieure, indépendante de la réflexion. (petit Larousse illustré. 1983).

- l'instinct est par contre une impulsion intérieure, une tendance et non une action; le stimulus provoque une excitation interne, sans forcément aboutir à l'action effective. De plus, bien que l'action qui peut en résulter puisse se dérouler sans réflexion (de façon automatique et située), ce n'est qu'à travers un choix que l'instinct s'exprime en action.

Le niveau comportemental de notre architecture est composé de mécanismes génératifs d'actions situées apparentées à des réflexes et à des instincts. Les premiers ne sont pas contrôlés par l'agent; ils agissent automatiquement sur l'action. Leur rôle est d'assurer l'intégrité physique dans des situations extrêmes. Les instincts forment les unités contrôlées par le niveau cognitif; ils participent à la fonctionnalisation par leur persistance et régularité dans la tendance qu'ils adoptent. En conséquence, c'est en termes d'instincts que nous nous référons à l'activité contrôlée de l'agent.

Pour préciser la nature de ces instincts et permettre leur formalisation, nous en donnons quelques particularités:

- Chaque instinct répond à un ensemble particulier de stimuli (excitations sensorielles). La présence de certaines combinaisons de ces stimuli provoque la stimulation de l'instinct.
- Les instincts sont stimulables en permanence (continuité) et alertes (promptitude, réactivité).
- Aucune notion de but n'intervient dans notre concept d'instinct. Nous pouvons tout au plus considérer une certaine tendance innée ou préprogrammée dans l'exécution, s'exprimant par la volonté de maintenir un stimulus ou de le perdre. Ces tendances correspondent à des attitudes d'attraction ou de fuite.

Cette approche favorise la robustesse de l'Activité à travers une adaptation continue à l'environnement local.

Des exemples de description et d'implantation d'instincts basés sur ce concept sont décrits dans [Mars92]⁴.

Il est important de noter que, par opposition à d'autres travaux comportementaux [Smithers 89, Verschure 92, Mazer 92] nous traitons l'instinct comme une capacité innée (préprogrammée) de l'agent et ne traitons en aucun cas la faculté d'apprentissage par l'agent des mécanismes génératifs de ses comportements. Ce choix peut s'appuyer sur l'affirmation de K. Lorenz [Lorenz 37 (p. 67)] qui écrit que

“les coordinations des mouvements de l'acte instinctif sont déterminées d'une manière innée jusqu'aux moindres détails” et que nous devons être “méfiants à l'égard de toute affirmation concernant la modification adaptative de l'acte instinctif par l'expérience individuelle. ... dans tous les cas où on a pu constater une modification apparemment adaptative d'un acte instinctif par l'expérience personnelle, il s'agissait d'un *processus de maturation*⁵”.

Les techniques d'apprentissage (algorithmes génétique, réseaux de neurones artificiels, ...) sont particulièrement bien adaptées à l'optimisation et l'adaptation de comportements situées; les travaux cités plus haut l'ont bien montré. Leur premier avantage est d'éviter au concepteur une phase de paramétrisation longue et délicate. Un second avantage est de rester constamment adaptatif à toute nouvelle contrainte régulière liée au dynamisme de l'environnement. L'apprentissage est également un élément important de notre travail mais nous le situons au niveau des connaissances symboliques de l'interaction monde-agent (cf. chap. 4 et 5).

3.2. Une formalisation de l'activité

La spécification intuitive de l'instinct donnée ci-dessus permet de formaliser le niveau comportemental comme suit. Soient

- $\mathbf{B} = \{\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_n\}$: l'ensemble des n **instincts** dont l'agent est doté et qui sont susceptibles de générer son Activité.
- $\mathbf{S} = \{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_m\}$: l'ensemble des m **stimuli** liés aux instincts de l'agent.

⁴ Nous avons implémenté les instincts de “suivi de mur”, “suivi de cible”, “suivi de corridor” et le réflexe d’arrêt d’urgence”, entre autres.

⁵ Evolution liée au développement d'un organe et à la coordination des mouvements instinctifs déterminant son utilisation.

Tout stimulus est présent ou absent du point de vue de l'agent sur des intervalles temporels successifs. Ainsi, l'agent discrétise l'espace temporel en intervalles sur lesquels l'ensemble des stimuli présents est constant. Nous appelons ces intervalles des **instants sensoriels**.

Dès lors, si $\wp(S)$ est l'ensemble des parties de S^6 et $\wp(B)$ l'ensemble des parties de B , la **fonction de stimulation G** de l'agent est donnée par

$$\bullet \quad G : \quad \wp(S) \rightarrow \wp(B)$$

Ainsi, étant donné le sous-ensemble de stimuli perçus par l'agent en un instant sensoriel donné, la fonction G fournit l'ensemble des instincts, éléments de B , stimulés à cet instant.

$\wp(S)$ représente l'**espace sensoriel** de l'agent; à tout instant sensoriel l'agent perçoit un sous-ensemble de S , élément de $\wp(S)$. De façon similaire, $\wp(B)$ représente son **espace de stimulation**. Il est à noter que G n'est pas forcément une bijection; c'est d'ailleurs ce qui justifie sa définition.

4. Le niveau cognitif

Munis de ce formalisme, nous pouvons imaginer la fonction du niveau cognitif suivant le schéma de la figure 3.

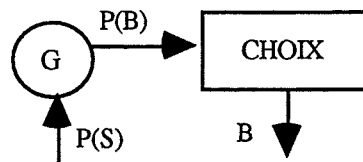


Figure 3. Boucle d'interaction monde-agent

Le niveau comportemental fournit à tout instant l'état sensoriel qui, par application de la fonction de stimulation G , détermine l'état de stimulation (ensemble des instincts stimulés et donc sélectionnables). Dès lors, le bloc *choix* a pour fonction de choisir l'un des instincts stimulés.

Ce choix peut être purement aléatoire. Dans ce cas, nous ne pouvons parler de fonctionnalisation car aucun critère tendant à satisfaire l'autonomie, aucune motivation ne dirige l'Activité; l'agent reste uniquement situé, c'est l'environnement qui le guide. Ceci reste vrai pour tout mécanisme de contrôle figé. Par exemple un choix basé sur des priorités fixes entre actions.

Par contre, si le bloc *choix* s'enrichit d'une connaissance générale et que le choix est fait en fonction des critères d'autonomie énoncés en introduction, l'agent réalise une fonctionnalisation de son Activité, ce qui lui donne la dimension supplémentaire d'être cognitif.

Enfin, cette fonctionnalisation peut être adéquate ou non; elle permet de satisfaire l'un des critères d'autonomie ou échoue simplement dans son asservissement de l'Activité. Ce jugement n'est réalisé que par l'observateur externe qui reconnaît ou non la satisfaction des critères d'autonomie à travers les comportements exhibés par l'agent. La fonctionnalisation possède donc un degré d'adéquation dans son choix de l'Activité qui va de la satisfaction des critères d'autonomie à un choix dont l'efficacité est comparable au résultat obtenu par un choix aléatoire.

En vue de favoriser l'adéquation du processus de fonctionnalisation, nous proposons une architecture du niveau cognitif contenant les fonctions que nous pensons essentielles, basées sur une connaissance de régularités sensori-motrices de l'interaction monde-agent permettant d'extraire une représentation homomorphe de la topologie de l'environnement externe.

4.1. L'architecture cognitive

L'analyse est la méthode qui va du composé au simple. C'est l'approche que nous prenons dans notre décomposition du niveau cognitif de notre architecture générale en trois processus que nous considérons essentiels à une fonctionnalisation adéquate. Il s'agit de l'**apprentissage**, l'**interprétation** et la **motivation**. La figure 4 donne cette architecture cognitive.

⁶ Ensemble des sous-ensembles possibles de S .

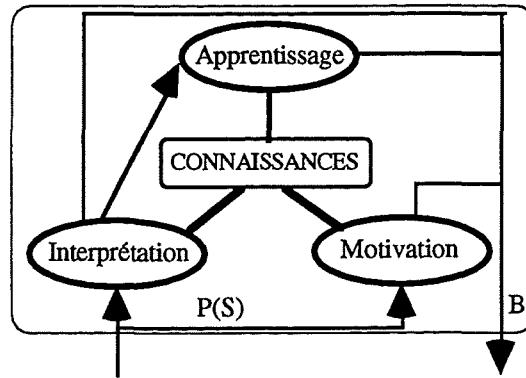


Figure 4. Architecture cognitive de l'agent.

Les trois processus portent sur une connaissance dont la nature est spécifiée au chapitre 4.2. Le chapitre 4.3 définit précisément chacun des processus et justifie leur caractère essentiel pour la fonctionnalisation.

4.2. Une approche synthétique de la connaissance

La synthèse est la méthode qui va du simple au composé. C'est l'approche que nous prenons par le choix d'une connaissance basée sur notre formalisme du niveau comportemental.

Nous allons répondre aux trois questions suivantes:

1. Sur quoi porte la connaissance de l'agent cognitif ?
2. Quel est le rôle de cette connaissance ?
3. Enfin, quelle doit être la nature de cette connaissance ?

1. L'agent évolue dans un monde externe à lui-même. Il n'a aucun accès à ce monde si ce n'est à travers ses **sens** et ses **actions**.

Les sens lui fournissent une "image" continue de son environnement. C'est de là qu'il construit une réalité subjective. L'action lui permet d'évoluer dans ce monde externe et de modifier ainsi l'image reçue. C'est par l'action et la perception que l'agent *dialogue* avec le monde. Ce dialogue forme l'**interaction monde-agent** (interaction dans la suite).

La tendance générale est de vouloir représenter de façon "adéquate" un monde extérieur prédéterminé. Cette représentation ne peut être qu'incomplète et inadaptée du fait qu'elle porte sur un référent externe à l'agent, inatteignable: le monde. Nous nous situons dans une approche plus empirique, en prenant pour référent l'interaction elle-même. C'est l'ultime frontière que l'agent puisse traiter, la dernière qu'il puisse maîtriser.

C'est donc sur l'**expression des régularités de l'interaction** que l'agent va fonder ses processus cognitifs.

2. C'est cette connaissance des régularités qui permet à l'agent de **prévoir** et favoriser ainsi l'adéquation de la fonctionnalisation.
3. Plusieurs types de représentations sont possibles. Nous considérons pour notre part qu'elle doit être de **nature sensori-motrice**. En effet, c'est à travers ses sens et ses actions que l'agent modélise l'interaction. L'image lui permettant d'extraire sa représentation provient de sa perception et de sa proprioception. C'est en ce sens que l'approche est synthétique; elle est ancrée sur les données internes élémentaires des sens et de l'action; c'est l'unique réalité de l'agent.

Cette approche est dans la ligne de certains travaux récents n'envisageant l'agent que comme un être plongé dans son environnement (embedded systems) et modélisant l'autonomie d'un point de vue interne au système [Merleau-Ponti 45, Maturana 80, Winograd 86, Schwartz 92, Bourguin 93]

4.3. Les processus cognitifs essentiels

Dans notre approche analytique du niveau cognitif, nous considérons trois processus basés sur une connaissance sensori-motrice de l'interaction. Nous allons définir chacun des processus et en donner une justification.

L'**apprentissage** est l'acquisition empirique et la contextualisation de connaissances portant sur les régularités de l'interaction.

Ce processus est essentiel du fait que chaque agent possède son propre et unique environnement; du point de vue de l'espace physique couvert et du vécu singulier. Chaque agent est également unique du point de vue de son espace sensori-moteur et de sa fonction de stimulation. En particulier, l'environnement perçu par un humain est différent de celui de tout agent artificiel. C'est la raison pour laquelle nous considérons qu'il est inadapté de vouloir donner à l'agent une quelconque représentation *a priori*, basée sur l'interprétation que nous avons des choses. Notre point de vue, aussi exact soit-il, est si différent de celui de tout agent artificiel que notre connaissance ne peut être qu'inappropriée à ses capacités. La connaissance traitée au niveau cognitif doit donc être acquise par l'agent lui-même. Dans notre architecture cognitive, c'est le processus d'apprentissage qui en a la charge.

L'**interprétation** est la détermination, par rapport à la connaissance courante, des régularités de l'interaction qui sont pertinentes et exploitables contextuellement.

Les régularités peuvent porter sur la structure morphologique ou sur la structure causale des événements sensori-moteurs liés à l'interaction. Ce sont les deux dimensions de l'interprétation; la première consiste à extraire des relations de simultanéité entre les éléments sensori-moteurs, la seconde s'intéresse aux relations causales faisant intervenir l'action et l'effet sensoriel qu'elle provoque dans leur séquentialité.

Ce processus est également primordial; il s'agit pour l'agent de savoir à tout moment quelles régularités sont pertinentes pour pouvoir consolider ses prévisions et rendre ainsi adéquate la fonctionnalisation de l'Activité.

La **motivation** est la détermination contextuelle des régularités de l'interaction à poursuivre dans le souci de satisfaire les critères d'autonomie.

Sans ce processus cognitif, l'adéquation de la fonctionnalisation n'est pas envisageable. Il apporte la dimension de finalité de l'Activité et d'orientation à long terme.

Ce processus est de façon naturelle régit par des lois d'homéostasie en ce qui concerne le maintien de constantes internes à l'agent liées au critère d'intégrité de l'autonomie. Pour ce qui est des tâches liées au rôle social de l'agent, le processus est basé sur des ensembles de buts sensoriels à atteindre ou à maintenir.

4.4. La fonctionnalisation

La fonctionnalisation découle naturellement des trois processus essentiels coordonnés autour d'une représentation commune; elle correspond à l'exploitation des régularités retenues par le processus d'interprétation en fonction des régularités poursuivies par le processus de motivation, étant donné un état de la connaissance maintenu et enrichi par le processus d'apprentissage.

Ce processus n'apparaît pas dans notre architecture cognitive. Il émerge de l'intégration adaptée des trois processus cognitifs de base. C'est leur conjonction qui réalise la fonctionnalisation de l'Activité.

Il est à noter que la fonctionnalisation peut être orientée par trois préoccupations de source différente:

- a) Par un souci d'interprétation: si la situation est ambiguë, l'agent peut orienter son choix de l'action de façon à préciser la situation et ainsi déterminer le contexte. Cela est souvent le cas lorsque l'on agit dans un environnement réel et que l'espace sensoriel de l'agent est pauvre.
- b) Par un souci d'apprentissage: si certaines actions n'ont pas été expérimentées depuis un contexte donné, l'agent peut orienter son choix dans le sens d'une exploration, afin d'accroître ses connaissances topologiques de son interaction. C'est surtout le cas au début de son vécu, car aucune connaissance *a priori* n'est présente. Toutes les connaissances doivent être acquises par exploration. Ceci est également vrai par la suite, lorsque l'agent désire vérifier la stabilité des connaissances acquises.

- c) Par un soucis d'autonomie: en orientant ses choix dans le sens d'une satisfaction des régularités retenues par le processus de motivation.

5. Un exemple complet d'application

Dans le but de tester notre architecture, nous avons implémenté un système décrit précisément dans [Müller 93]. L'application décrite ici comprend quatre comportements élémentaires de navigation décrits en 5.1 et les trois processus cognitifs liés à une connaissance sensori-motrice décrite en 5.3. Le niveau physique est basé sur notre robot Nomadic-200.

5.1. Les comportements

Notre robot mobile est équipé d'une couronne de 16 sonars et d'une boussole, entre autres. Les comportements décrits ici sont basés sur ces capteurs. D'autres comportements, notamment des comportements de vision (vision active et vision par lumière structurée) ont également été implémentés mais n'ont pas été intégrés dans cet exemple.

Quatre instincts indépendants extraient en parallèle le squelette de l'espace libre de l'environnement local à partir des données sonar. Ce squelette est fait de ramifications nommées liens. Chaque comportement est stimulé par l'une des quatre orientations globales Nord, Sud, Est et Ouest. Par exemple, l'instinct "lien Nord" est stimulé si le squelette courant possède un lien dans la direction Nord. Dans ce cas, il génère une commande qui tend à suivre l'axe médian de l'espace libre observé dans cette direction. Ces quatre instincts s'inspirent d'un système de navigation complet réalisé dans notre laboratoire qui est basé sur une représentation de l'espace libre en termes de couloirs et de jonctions uniquement [Gat 91].

5.2. L'historique sensori-moteur

L'interaction monde-agent fournit à ce dernier de façon naturelle un historique sensori-moteur que l'on peut formaliser comme suit:

$$H(t) = [s(1) b(1) s(2) b(2) s(3) \dots s(t-1) b(t-1) s(t)], \quad s(i) \in \wp(S), b(j) \in B$$

Chaque $s(i)$ est l'état sensoriel observé à l'instant sensoriel i . De même, chaque $b(j)$ est l'instinct sélectionné et donc réalisé à l'instant sensoriel j . La valeur t désigne l'instant sensoriel courant. Nous observons que décrit sous cette forme, l'historique possède les deux caractéristiques suivantes:

- $s(i) \neq s(i+1), \forall i \geq 1$, (deux états sensoriels successifs sont forcément différents)
- $b(j) \in G(s(j)), \forall i \geq 1$ (l'instinct sélectionné à l'instant j est forcément stimulé à cet instant)

Cette connaissance sensori-motrice est la seule source d'information de notre agent, son unique réalité. Elle à l'avantage d'être basée sur ses capacités d'action et de perception, et surtout d'être de nature symbolique.

5.3. La représentation topologique de l'interaction

L'historique correspond à une connaissance pauvre par rapport à la nécessité de prévision. Elle est unidimensionnelle par opposition à une topologie désirée de l'interaction sensori-motrice.

Nous choisissons dès lors de construire un graphe topologique à partir de cet historique dont les noeuds correspondent à des sous-séquences uniques de longueur fixe impaire débutant et terminant par un état sensoriel (contexte) et les arcs orientés correspondent aux comportements de transition entre les contextes.

5.4. Les processus cognitifs

Tout choix de représentation topologique de l'interaction détermine précisément chacun des trois processus cognitifs. Dans notre cas, les processus peuvent être décrits comme suit:

En considérant une longueur fixe de 3, l'**apprentissage** s'occupe, étant donnée une sous-séquence $[s(t-1) b(t-1) s(t)]$, d'ajouter un noeud au graphe si aucun des noeuds connus ne possède cette sous-séquence comme contenu. L'**interprétation** s'occupe de déterminer le noeud courant sur la base de la dernière sous-séquence de longueur 3 observée. Il est intéressant de constater que si l'agent se perd, il lui suffit d'observer une nouvelle sous-séquence de longueur 3 pour se relocaliser. De plus,

l'apprentissage ajoute un arc du noeud précédent au noeud courant si celui-ci n'existait pas encore. Cet arc est étiqueté par l'instinct ayant provoqué la transition.

La **motivation** s'occupe de sélectionner le but sensoriel courant sur la base d'une suite de buts à atteindre et de déterminer quels noeuds du graphe contiennent cet état sensoriel comme état final de leur contexte.

Dans ce cadre, la **fonctionnalisation** se limite à propager une activation arrière⁷ à travers tout le graphe depuis les noeuds buts retenus par la motivation. Elle n'a ensuite plus qu'à choisir l'instinct porté par l'un des arcs menant du noeud courant (déterminé par l'interprétation) vers le noeud voisin le plus activé. En effet, bien que le choix soit local, ce noeud voisin est le plus prometteur, de part son contenu d'activation, dans le sens d'une orientation à long terme.

5.5. Navigation d'un robot mobile

Ainsi, basé sur les comportements, la représentation topologique de l'interaction et les processus cognitifs décrits, notre robot mobile est capable de réaliser des tâches de navigation. La figure 5 un environnement particulier (des corridors dans notre laboratoire) et les états sensoriels types que l'agent rencontre dans cet environnement.

Il est évident que, du fait du bruit lié aux capteurs et de l'imprécision des effecteurs, le robot observe des états sensoriels auxquels nous ne nous attendons pas en tant qu'observateurs externes. Néanmoins, de part la simplicité de l'environnement et de l'espace sensoriel de l'agent, les graphes appris par le robot sont très ressemblants à celui que nous pourrions considérer comme optimal donné en figure 6. Il est intéressant de remarquer que le robot fonctionnalise aussi bien ou mieux encore avec un graphe appris qu'avec le graphe "optimal" donné a priori; le graphe appris est le résultat de ses carences et est par là même son meilleur outil de prédiction!

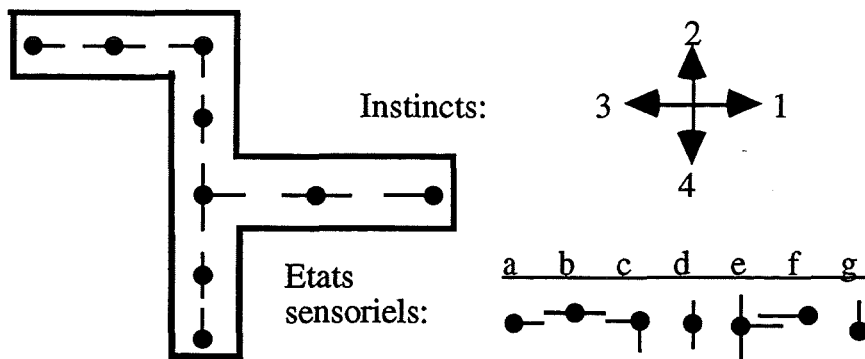


Figure 5. Etats sensoriels situés dans l'environnement test. Les instincts et les états sensoriels sont identifiés.

Il est à noter que différentes zones de l'environnement sont susceptibles de produire le même état sensoriel pour le robot; un graphe dont le contenu des noeuds se limiterait à un état sensoriel (sous-séquence de longueur 1) serait ambigu. Au contraire, le fait de considérer des contextes de longueur 3 nous éliminons l'ambiguïté tout en conservant le déterminisme de l'effet des transitions.

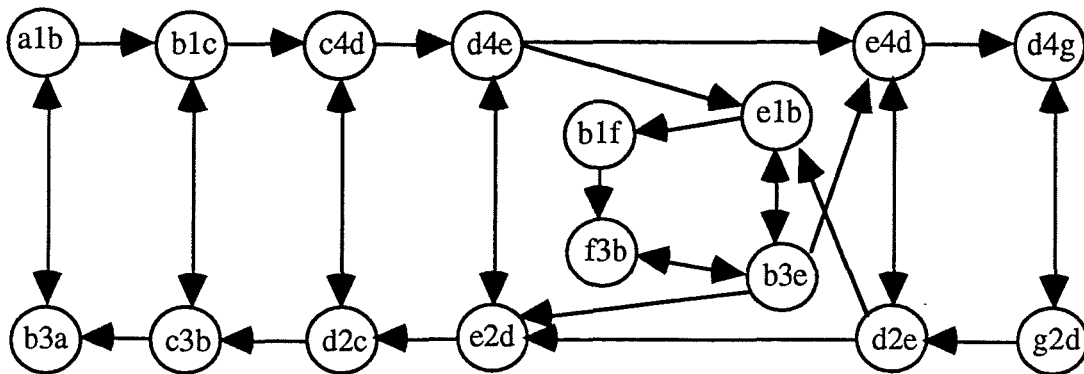


Figure 6. Représentation sensori-motrice de la topologie de l'interaction monde-agent.

⁷ Dans le sens contraire de l'orientation des arcs du graphe.

La figure 6 représente le graphe "optimal" pour l'environnement test; le contexte alb signifie "je suis dans l'état sensoriel b provenant de l'état sensoriel a à travers l'instinct 1". Les arcs sont implicitement étiquetés par l'instinct contenu dans le contexte du noeud destination. Par soucis de clarté, chaque arc bidirectionnel remplace deux arcs orientés.

Une tâche est donnée par une liste (circulaire) d'états sensoriels à atteindre. Cette application tourne sur le simulateur de notre robot mobile et est actuellement en phase de test sur le robot réel dans l'environnement constitué par les couloirs de notre laboratoire.

La figure 7 montre les traces correspondant à deux tâches circulaires différentes.

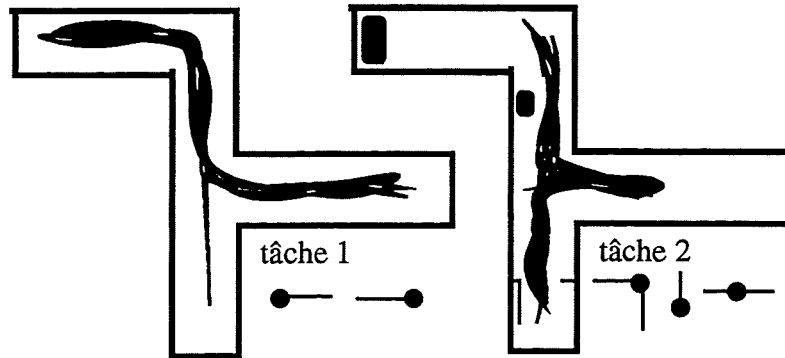


Figure 7. Traces de navigation du robot mobile pour deux tâches circulaires différentes.

Ces traces correspondent à des exécutions portant sur la connaissance "optimale" donnée à priori; l'apprentissage n'y est pas utilisé. Une trace de la phase d'apprentissage couvrirait toute la surface dû au soucis d'exploration systématique. Dans le dessin de gauche, nous observons une trace qui sort de la trajectoire idéale; c'est la trace laissée par la phase de localisation au début de l'exécution. En effet, au départ, le robot ne sait pas où il se trouve dans son graphe. Il observe uniquement l'état sensoriel courant. Ainsi, il choisit aléatoirement l'un des instincts possibles et attend l'apparition d'un nouvel état sensoriel. Dès ce moment, il possède une séquence sensori-motrice de longueur 3 qui correspond de façon sans ambiguïté au contexte de l'un des noeuds du graphe. Le processus d'interprétation lui permet alors de se localiser et il pourra par la suite prédire l'effet de ses choix comportementaux.

La seconde tâche contient un état sensoriel désiré (corridor Est - Ouest) qui apparaît dans deux endroits de la topologie de l'environnement. Les deux sont susceptibles de satisfaire le but sensoriel. Néanmoins, le robot se dirige vers le plus proche une fois le but précédent (dead-end Sud) atteint.

La vue de droite démontre également l'une des caractéristiques importantes de notre approche comportementale; L'adaptation de façon réactive à des changements de l'environnement ne modifiant pas la topologie sensori-motrice de l'interaction. Si les couloirs sont localement plus larges ou plus étroits dans certaines limites, les comportements continuent à extraire les mêmes états sensoriels et sont donc robustes à de tels changements. De même, des perturbations momentanées, tels que celles créées par la simulation du passage d'une personne ne posent pas de gros problèmes; au pire, le robot se relocalise après avoir été momentanément perdu.

Cet exemple a été choisi pour sa simplicité, de façon à permettre de décrire le type d'applications que nous étudions dans notre laboratoire. Dans d'autres démonstrations, nous intégrons des comportements de vision tels que le "suivi de mur" (vision par lumière structurée) ou le "suivi de cible" (vision active).

6. Conclusion

Nous avons présenté une architecture d'agents autonomes intégrant les approches réactive et cognitive en trois niveaux d'abstraction; le niveau physique, le niveau de comportements situés et le niveau cognitif. Elle sépare conceptuellement le niveau d'activité du niveau de raisonnement, ce qui en fait un outil privilégié pour l'étude de la sélection d'action dans son sens le plus large.

De plus, ces deux niveaux sont reliés par une représentation naturelle de l'interaction sensori-motrice monde-agent. Ce choix de représentation permet de baser les processus cognitifs sur une connaissance topologique de nature symbolique qui garde un sens opératoire direct (sémantique sensori-motrice) pour l'agent. Cette représentation sensori-motrice de la topologie de l'interaction est

notre contribution majeure aux architectures d'agents autonomes. Nous pensons poursuivre nos travaux dans ce sens et, en particulier, élargir l'approche sensori-motrice au traitement d'interactions 'agent- agents' dans des univers multi-agents.

Les travaux d'application à la robotique mobile en environnement réel réalisés dans notre laboratoire sont un complément essentiel à nos travaux de modélisation d'agents autonomes.

Remerciements

Ce travail a été financé par le programme national de recherche suisse "Artificial Intelligence and Robotics" (PNR-23) sous le numéro de projet 4023-027037.

Je remercie toute l'équipe du projet MARS (Mobile Autonomous Robot System) et particulièrement Jean-Pierre Müller et Yoel Gat pour leur participation au travail de modélisation.

Références

- [Anderson 90] T.L. Anderson and M. Donath, "Animal behavior as a paradigm for developing robot autonomy", in [Maes 90a].
- [Bourgine 93] P. Bourgin et J.-L. Vullierme, *Les Machines pensantes ont-elles un Ego?*, 1er Congrès de l'association française des sciences et technologies de l'information et des systèmes, Versailles, juin 1993.
- [Braitenberg 84] V. Braitenberg, *Vehicles: Experiments in Synthetic Psychology*, MIT Press, Bradford Books.
- [Brooks 86] R.A. Brooks, *A Robust Layered Control System For A Mobile Robot*, IEEE Journal of Robotic and Automation, Vol. RA-2, no. 1, March 1986.
- [Gat 91] Y. Gat and J.-P. Muller. "Simple World Modelling for Reactive Navigation". AAI Fall Symposium, november 1991.
- [Kaelbling 90] L.P. Kaelbling and S.J. Rosenschein, "Action and Planning in embedded agents", in [Maes 90a].
- [Lorenz 37] Konrad Lorenz, *Sur la formation du concept d'instinct*, in "Trois essais sur le comportement animal et humain", traduit de l'allemand par C. et P. Fredet, Editions du Seuil, 1989.
- [Maes 90a] Pattie Maes (editeur), *Designing Autonomous Agents, Theory and Practice from Biology to Engineering and Back*, MIT Press, 1990.
- [Maes 90b] Pattie Maes, *How to Do the Right Thing*, Connection Science Journal, Special Issue on Hybrid Systems, pp. 291-323, Spring 1990.
- [MARS 92] Gat, Müller, Rodriguez, Facchinetti, Hügli, Maître and Tièche, *Architecture for an Autonomous System: Application to Mobile Robot Navigation*, Technical Report, request no. 4023-027037, may 1992.
- [Müller 93] J.-P. Müller and M. Rodriguez, *A Distributed System Architecture, Application to Mobile Robotics*, IEEE, International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Le Touquet, October 1993.
- [Malcolm 89] C. Malcolm, T. Smithers and J. Hallam, *An Emerging Paradigm in Robot Architecture*, Intelligent Autonomous Systems, Proceedings of an International Conference in Amsterdam, December 1989.
- [Maturana 80] H. Maturana and F. Varela, *Autopoiesis and Cognition: The Realization of the Living*, Dordrecht: Reidel, 1980.
- [Mazer 92] Emmanuel Mazer, Juan Manuel Ahuactzin, El-Ghazali Talbi, Pierre Bessière, "The Ariadne's clew algorithm", Soumis à publication à la ICGA92, Hawaï, USA, 1992.
- [Merleau-Ponty 45] M. Merleau-Ponty, *Phénoménologie de la perception*, Gallimard, 1945.
- [Smithers 89] U. Nehmzow, J. Hallam and T. Smithers, *Really Useful Robots*, Intelligent Autonomous Systems, Proceedings of an International Conference in Amsterdam, December 1989.
- [Suchman 87] L. Suchman, *Plans and situated actions*, Cambridge University Press, Cambridge, 1987.
- [Tyrrel 93] Toby Tyrrel, *Computational Mechanisms for Action Selection*, PhD Thesis, University of Edinburgh, 1993.
- [Schwartz 92] E. Schwarz, *Un modèle générique de l'émergence et de l'évolution des systèmes naturels*, Deuxième Ecole de Systémique, AFCET, Mont Ste. Odile, Octobre 1992.
- [Verschure 92] P. Verschure, B. Kröse and R. Pfeifer, *Distributed adaptive control: The self-organization of structured behavior*, Robotics and Autonomous Systems 9, 1992, North-Holland.
- [Winograd 86] T. Winograd and F. Flores, *Understanding Computers and Cognition*, Addison Wesley, 1986.

APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT NEURONAL D'UN COMPORTEMENT D'EVITEMENT D'OBSTACLES POUR LE MINI-ROBOT KHEPERA¹

Claude Touzet

LERI - EERIE, Parc G. Besse, 30 000 Nîmes, France.
Tel. : +33 66 38 70 34, Fax : +33 66 84 05 06, Email : touzet@eerie.fr

INTRODUCTION

L'autonomie aujourd'hui démontrée par les systèmes artificiels (robots) est très limitée. En particulier, les tâches réalisées par des robots dotés de capacités d'apprentissage sont très peu impressionnantes. Pourtant, c'est cet axe qui au travers d'interactions avec l'environnement réel (y compris les autres robots) peut laisser envisager des systèmes autonomes pour une vaste variété de comportements. Un premier pas dans cette direction est effectué par l'étude du déplacement du mini-robot Khepera. Nous souhaitons que les comportements d'évitement d'obstacles et d'avancée dans l'espace libre soient acquis en situation. Dans ce but, nous avons doté Khepera d'un algorithme d'apprentissage par essai et erreur (renforcement) et d'une structure permettant de stocker et d'utiliser les connaissances acquises (réseau de neurones artificiels). Nous montrons que l'usage d'un support neuronal pour le comportement présente certains avantages majeurs et inconvénients par rapport à une approche plus traditionnelle de l'apprentissage automatique.

UN SYSTEME ARTIFICIEL : KHEPERA

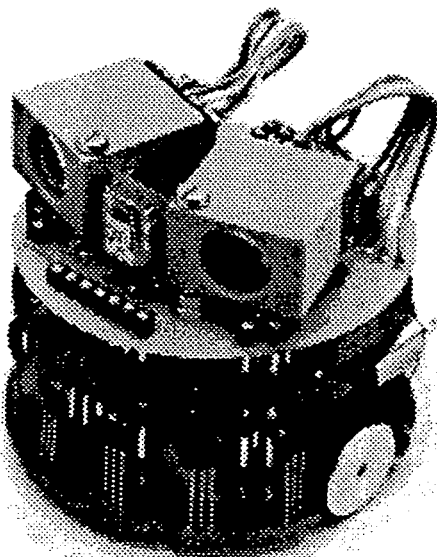


Figure 1. Le mini-robot Khepera

Khepera (fig. 1) est un mini-robot [Mondada 93] doté de 8 capteurs de proximité infrarouge, de deux moteurs de 20 mn d'autonomie et d'une puissance de calcul embarquée équivalente à un Macintosh II. Labview utilisé comme environnement de développement permet de visualiser les données reçues par les capteurs et celles envoyées aux moteurs. Les algorithmes de renforcement neuronal ont été programmés en C et liés avec Labview. Le robot mesure 3 cm de rayon et pèse 86 g. La variabilité interindividuelle des capteurs est énorme. Leur sensibilité est effective dans une plage comprise entre 5 et 2 cm. Les mesures sont des valeurs entières comprises entre 0 (rien) et 1023 (saturé). La répartition des capteurs sur le corps du robot favorise la prise en compte des obstacles arrivant de face. Il faut noter que les accélérations reçues par les roues sont infinies, ce qui se traduit par des dérapages (légers) au début et à la fin d'un mouvement.

¹ Cet article reprend en partie une publication présentée par l'auteur au Second European Congress on Systems Science, Prague (CZ), 5-8 oct. 1993

COMPORTEMENTS D'EVITEMENT D'OBSTACLES ET D'AVANCEE

Khepera doit être capable de se déplacer de manière autonome dans un environnement réel. Par rapport à la simulation, le monde réel offre de nombreux challenges. La variabilité des situations est considérable. Les relations existantes entre les situations et les actions à entreprendre pour réaliser la tâche sont effectivement inconnues. Enfin, chaque expérimentation est unique.

La tâche à réaliser est la suivante : le robot ne peut rester immobile, il doit aller le plus loin possible en ligne droite ; par contre, il doit éviter de buter dans les obstacles présents.

APPRENTISSAGE DU COMPORTEMENT PAR RENFORCEMENT

Considérant Khepera comme un agent autonome, l'apprentissage par renforcement se définit comme : "la maximisation d'une fonction de récompense mesurant la performance de l'agent sachant que la sélection des actions dépend des capteurs et de l'état interne de l'agent".

Principe

L'apprentissage par renforcement est un apprentissage par essai et erreur. Une fonction habituellement aléatoire permet de parcourir les différentes situations (essai). Des heuristiques, créées par l'opérateur humain, permettent de qualifier chaque action entreprise par rapport à chaque situation (erreur). L'objectif est d'obtenir un comportement acquis par l'individu qui soit le plus récompensant possible. Bien entendu, toute la difficulté réside dans le fait que l'espace des situations est habituellement très vaste et que le nombre de combinaisons situation-action est encore plus important. Il faut donc pouvoir estimer à partir d'un nombre relativement réduit de données, l'aspect de la fonction de mise en correspondance. Enfin, le signal de renforcement est un critère qualitatif (par exemple binaire par opposition à un signal quantitatif).

Algorithme de renforcement

La plupart des algorithmes de renforcement peuvent être vus comme des modèles comprenant [Hertz 91]:

- un état interne S (State) ,
- une fonction de mise à jour U (Update) agissant sur S ,
- une fonction d'évaluation V (Valuation) permettant de choisir les actions à accomplir.

Algorithme général pour l'apprentissage par renforcement

1. Initialisation de l'état interne S à S_0 .
2. Répéter :
 - a. Soit I la situation du monde extérieur, choisir l'action $A = V(I, S)$ à effectuer en utilisant la fonction d'évaluation V .
 - b. Effectuer l'action A dans le monde extérieur.
 - c. Soit R la récompense immédiate associée à la réalisation de l'action A dans le monde extérieur, mettre à jour l'état interne en utilisant la fonction de remise à jour U : $S_{\text{nouveau}} = U(S_{\text{ancien}}, I, A, R)$. Dans S est stockée la connaissance relative aux récompenses reçues.

Limites d'utilisation

Un certain nombre de problèmes limitent l'utilisation des algorithmes de renforcement. Ainsi, le nombre des combinaisons situation-action est en principe si élevé qu'il ne peut pas être parcouru dans sa totalité.

En utilisation, face à une situation nouvelle, inconnue, l'action à entreprendre doit être déterminée en référence aux situations et actions déjà répertoriées. Sur quels critères baser la généralisation ?

Plusieurs approches ont été proposées pour répondre à ce problème [Mahadevan 91] : distance de Hamming pondérée, clusterisation statistique.

Distance de Hamming pondérée

Cette approche propose de calculer la distance de Hamming entre deux situations I en comptant le nombre de bits différents. Selon la sémantique attachée à chacun des bits, une pondération est ajoutée à chacun. La mise à jour des états est réalisée pour tous les états à une distance inférieure à la distance de Hamming fixée. Cette approche ne résout pas le problème de la place mémoire : toutes les combinaisons possibles doivent pouvoir être stockées. Par contre, la vitesse d'apprentissage est augmentée par le fait que plusieurs combinaisons sont remises à jour pour chacun des renforcements reçus. Il existe d'autres techniques pour améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme [Holland 92]. Nous ne nous sommes pas intéressés à cet aspect des choses. Enfin, la généralisation est ici limitée à des critères de similarité syntaxique.

Clusterisation statistique

Cette approche réduit la place mémoire utilisée. Un critère de similarité est utilisé qui permet l'agrégation des situations en clusters. Chaque cluster est associé à une action particulière. Le cluster tient compte de tout signal de renforcement reçu. La généralisation est modulée par la possibilité de choisir l'action correspondant au cluster de récompense maximale, ou au cluster de ressemblance maximale ou un panachage des deux.

D'autre part, l'exploration de l'espace des combinaisons ne peut pas être laissée au hasard car il se pourrait alors que l'on ne passe pas par les configurations les plus intéressantes. Une exploration uniquement aléatoire de l'espace des combinaisons, bien que n'étant pas la plus mauvaise, n'est certainement pas la plus optimale. En effet, la structure même de la tâche à accomplir suggère des notions de continuité entre combinaisons semblables. Enfin, comment répondre aux questions suivantes : Quel est le nombre d'itérations minimum pour apprendre une tâche ? Comment s'assurer de la qualité de l'apprentissage réalisé ? L'ordre de présentation et la sélection des exemples d'apprentissage est-il important ?

MEMORISATION "NEURONALE" DU COMPORTEMENT

La place mémoire utilisée pour le stockage des combinaisons rencontrées et de la valeur de renforcement associée ne peut être réalisée in-extenso dans une vulgaire matrice. Si S est le nombre de situations différentes possibles et A le nombre total d'actions alors comme il est possible de réaliser chaque action dans chaque situation, le nombre de combinaisons situation-action est de $S \times A$. Dans notre cas, $S = (1024)^8$ (environ 1.2×10^{24}) et $A = 20 \times 20$.

Une implantation neuronale permet de proposer une solution aux problèmes de taille mémoire, au problème d'une fonction de parcours de l'espace des combinaisons cohérente avec le problème et aussi au problème de la généralisation.

- La taille de la mémoire utilisée est définie a priori par le nombre de connexions dans le réseau. Il est ainsi indépendant du nombre de combinaisons rencontrées.

- La fonction de parcours de l'espace des combinaisons est la résultante du traitement par le réseau de la situation additionnée d'une composante aléatoire. Cette dernière composante décroît au fur et à mesure de l'apprentissage. Dans le même temps, le comportement du réseau intègre les diverses combinaisons rencontrées et propose a priori l'action la plus récompensante.

- La généralisation effectuée par le réseau ne peut être caractérisée. Mais, les applications connexionnistes développées montrent l'intérêt de ce type d'approche et c'est peut-être ce caractère d' inexplicabilité qui autorise l'emploi du terme intelligent en I. A [Touzet 92], [Brooks 89]. L'environnement renvoie un signal qualitatif de l'adéquation de l'action effectuée face à la situation. Ce signal ne fournit aucune information sur l'action qui aurait rapporté la plus grande récompense. Le codage sur les neurones de sortie des actions influence totalement la généralisation. C'est sur ce point que porte l'essentiel de l'apport neuronal. Lorsque le nombre d'actions potentielles est élevé, le codage permet de pondérer au coup par coup les effets d'un renforcement par définition binaire. Notons que l'utilisation d'un réseau de neurones permet de traiter des données éventuellement contradictoires.

- La principale restriction impliquée par l'usage du renforcement neuronal est que pour une situation donnée, seule l'action présentant la valeur de récompense maximale est proposée. Cependant, la valeur effective de la récompense associée à cette action est inconnue. Nous savons seulement que cette action est celle qui présente la plus grande valeur de récompense. Dans le cas des algorithmes classiques, chaque valeur de récompense associée à une situation est conservée.

Implantation neuronale de l'apprentissage par renforcement

De nombreux auteurs proposent l'utilisation dans leurs applications d'une version neuronale de l'algorithme de renforcement [Barto 85], [Millan 92], [Ackley 91].

Le réseau de neurones artificiels est utilisé pour stocker la connaissance relative aux récompenses reçues :

- L'état interne (S) est ici constitué par l'ensemble des poids (W) du réseau, le comportement du réseau est spécifié par les connexions et les valeurs des poids.
- La fonction d'évaluation V est le résultat du traitement par le réseau de la situation d'entrée I additionnée d'une composante aléatoire.
- La fonction de mise à jour U est en fait l'algorithme permettant de modifier les poids du réseau. Il s'agit, dans notre cas, d'un algorithme de minimisation de gradient d'erreur.

Algorithme d'apprentissage par renforcement sur support neuronal

1. Initialisation aléatoire des poids du réseau (W_0).
2. Répéter :
 - a. Soit I la situation du monde extérieur appliquée en entrée du réseau. Soit O la sortie calculée par propagation d'activité dans le réseau. L'action à accomplir A est obtenue en ajoutant un signal aléatoire B à O. L'action A est habituellement codée sous forme d'un vecteur de composantes binaires. Soit F le traitement réalisé par le réseau :
$$A = F(I, W, B)$$

- b. Effectuer l'action A dans le monde extérieur.
- c. Soit R la récompense immédiate associée à la réalisation de l'action A dans le monde extérieur. La mise à jour des poids W du réseau est habituellement réalisée par l'utilisation d'un algorithme minimisant l'erreur en sortie (fonction U). Il faut déterminer une valeur de sortie désirée (D) pour chaque cellule, selon la valeur de R. Ceci ne pose pas de difficulté dans le cas d'un renforcement positif : $D = A$. Par contre, pour le renforcement négatif, il n'y a que dans le cas d'une situation où seules deux actions sont possibles qu'une solution évidente est $D = -A$. Nous appliquons alors :
- $$\text{erreur} = D - O \quad \text{et} \quad W_{\text{nouveau}} = U(W_{\text{ancien}}, \text{erreur})$$

EXPERIMENTATIONS

Le réseau de neurones artificiels

La structure du réseau de neurones employé est le résultat de multiples raffinements. L'architecture multicouche a été abandonnée principalement pour des difficultés d'interprétation du comportement acquis. Le réseau final se compose d'une couche d'entrée de 8 neurones à valeur réelle, complètement connectée à une couche de sortie de 4 neurones à valeur réelle.

Codage

A chaque neurone de sortie correspond une sémantique précise : Moteur gauche-Avance, Moteur gauche-Recule, Moteur droit-Avance, Moteur droit-Recule. Cette sémantique du codage sur les cellules de sortie influence complètement la généralisation. Sachant que chaque moteur peut prendre 20 valeurs, il y a donc 20 valeurs de discrétisation pour chaque neurone. Au sein de chaque paire de neurones, celui de valeur maximale est sélectionné et une valeur aléatoire lui est ajouté. Si le signal de renforcement est positif alors l'erreur est égale au bruit sur le neurone sélectionné au sein de chaque paire. Elle est nulle pour l'autre neurone (pas de modification). Si le signal de renforcement est négatif alors les valeurs minimale et maximale de chaque paire sont interverties. De cette façon, une certaine pondération du résultat est réalisé. Une petite avancée fautive entraîne un petit recul pour le moteur correspondant. Rappelons qu'à chaque application de l'algorithme de modification des poids, un seul des deux neurones de chaque paire est concerné. La figure 2 montre les poids des connexions à l'issue d'une expérimentation. La diversité des valeurs est à rattacher à l'hétérogénéité des performances des capteurs. Une analyse a posteriori a permis de relever jusqu'à 50 % de variation comportementale entre les numéros 2 et 3.

Heuristiques

Les heuristiques permettent de définir la valeur du signal de renforcement R. Elles ont fait l'objet de multiples raffinements. C'est à ce niveau que l'intelligence de l'opérateur humain prend place. Pour apprendre un comportement d'évitement d'obstacle, nous comparons les valeurs passées et présentes des capteurs. Si le niveau actuel sur les capteurs avant ou arrière (pris dans leur ensemble) est important alors c'est mauvais, sinon s'il y a eu un éclaircissement depuis la dernière mesure alors c'est bon.

Soit $i_j(t)$ la valeur mesurée sur le capteur j à la date t, R la valeur de renforcement.

si $(\sum i_{\text{avant}}(t) > 4000)$ ou $(\sum i_{\text{arrière}}(t) > 2000)$ alors $R = -1$

sinon si $(\sum i_{\text{tous}}(t-1)) - (\sum i_{\text{tous}}(t)) \geq 60$ alors $R = 1$

sinon $R = 0$

La détermination des valeurs de seuil (2000, 4000, 60) est le fruit d'une expérimentation extensive. D'autre part, comme nous pouvons nous en rendre compte à la lecture de cette heuristique, faire marche arrière dès que quelque chose se manifeste devant est une solution correcte pour cette heuristique. Cependant, ce n'est pas la solution qui nous intéresse. Nous avons donc choisi, plutôt que d'imaginer une heuristique qui pénalise la marche arrière, de l'interdire au niveau mécanique. Les deux moteurs ne peuvent donc reculer ensemble.

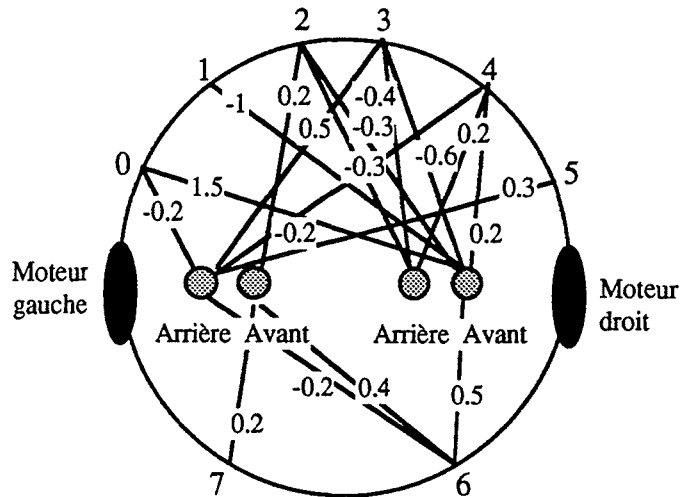
D'autre part, nous avons pu nous rendre compte que l'apprentissage était amélioré par un accroissement graduel de la complexité des situations rencontrées. Par exemple : au départ l'enceinte de travail ne contient que des murs blancs. Puis quand l'évitement des murs est correctement réalisé, alors un puis plusieurs pots de tipex sont ajoutés dans l'enceinte. Ce sont des surfaces de réflexion plus complexes. Pour finir, des objets très hétéroclites sont placés dans l'enclos, tels qu'une feuille de papier froissée, etc.

Même lorsque le comportement du robot semble donner toute satisfaction, il importe de ne pas stopper l'apport de la composante aléatoire dans le choix des actions. En effet, cette variabilité dans la réponse permet de sortir de situations inextricables (dead-end).

Résultats

Environ 3000 itérations sont suffisantes pour obtenir de Khepera un comportement adéquat. La qualification de ce comportement n'est pas facile. En effet, sur quels critères doit-on baser la mesure des performances ?

- Observation visuelle du comportement par un opérateur humain.
- L'analyse du comportement du réseau à partir des valeurs des poids (fig. 2). Ceci ne peut être entrepris que pour un petit réseau. Dans notre cas, les résultats sont semblables aux expériences menées par [Braitenberg 86]. Les capteurs sont indiqués par leur numéro. Les valeurs montrés ici correspondent à une expérimentation particulière. Les valeurs de poids obtenues sont tout à fait dépendantes des conditions initiales, des situations rencontrées, etc. Cependant le comportement du mini-robot, dans la grande majorité des expérimentations effectuées, est jugé bon.



Seuls les poids de valeurs absolues supérieures à 0.2 ont été reporté sur ce schéma.

Figure 2. Les poids du réseau de neurones après apprentissage pour l'évitement d'obstacles

- Mesure du chemin parcouru en fonction du temps (fig. 3)

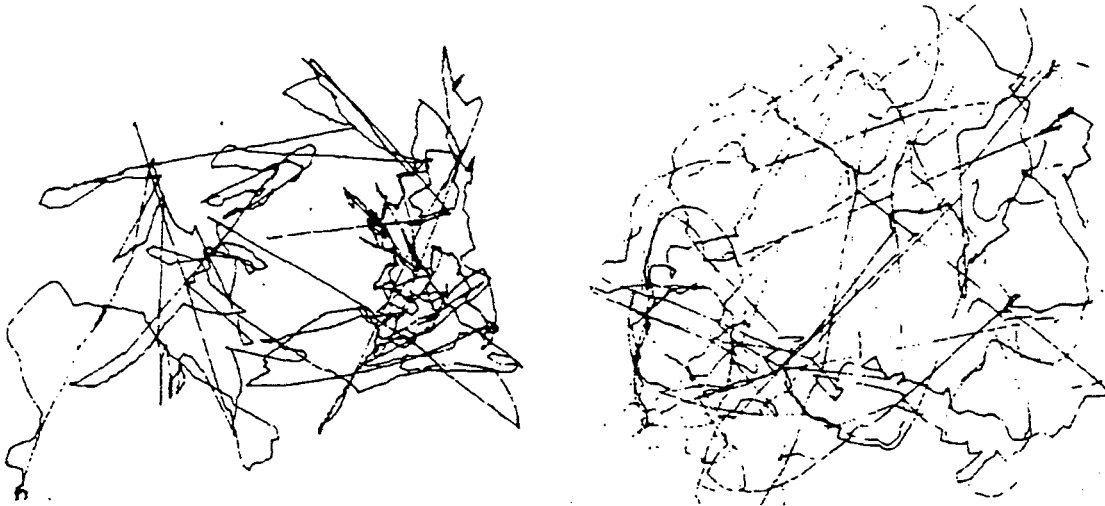


Figure 3. Ces tracés montrent les déplacements dans l'espace de travail du mini-robot dans l'apprentissage du comportement d'évitement d'obstacles. A gauche, les 1000 premières itérations (situation-action) montrent des déplacements erratiques de petites amplitudes. A droite, de 3000 à 3600, les déplacements élémentaires sont plus importants, il y a moins d'hésitations dans le comportement du robot.

- Courbes présentant le nombre de renforcements positifs et négatifs en fonction du temps (fig. 4). Cette dernière mesure bien que pouvant sembler la plus objective ne fait que mesurer la performance de l'algorithme de minimisation d'erreurs. Le rapport avec la tâche à réaliser est très tenuous. Il n'est lié qu'à la qualité des heuristiques de renforcement. L'expérience montre que l'écriture de ces heuristiques est délicate. Leurs validations ne pouvant se réaliser qu'à l'usage.

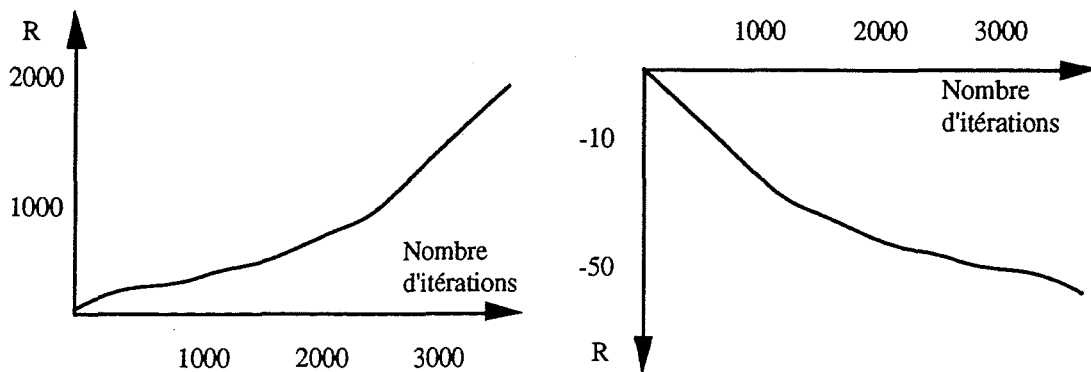


Figure 4. Evolution des renforcements positifs (gauche) et négatifs (droite) au cours de l'apprentissage.

L'étude de ces courbes permet de constater le nombre très limité de renforcement négatifs par rapport aux renforcements positifs. En effet, il n'y a pas de renforcement négatif programmé en cas d'assombrissement dans l'heuristique. Ceci n'est pas lié à une implantation neuronale de l'algorithme de renforcement, mais plutôt à la difficulté que nous éprouvons de définir une sortie désirée (et donc une valeur de l'erreur) à partir d'un signal qualitatif.

CONCLUSION

Le principal obstacle à la construction de systèmes artificiels réels, par opposition aux traditionnelles simulations sur ordinateur, est l'extrême diversité de comportements des capteurs, des effecteurs et du monde environnant. L'utilisation d'un algorithme d'apprentissage par essai et erreur permet de s'adapter effectivement au monde réel. Cependant, les problèmes de taille mémoire, de généralisation et de parcours "intelligent" de l'espace des combinaisons limitent ici l'usage des algorithmes "classiques". L'utilisation d'un réseau de neurones artificiels comme support de mémorisation solutionne ces problèmes. De plus, l'algorithme de renforcement neuronal amélioré, proposé ici, permet son utilisation alors même que les actions potentielles à chaque situation sont multiples, et ceci en conservant un signal de renforcement binaire. Le principal challenge dans l'emploi de l'apprentissage par renforcement est la description des heuristiques donnant la valeur du signal de renforcement. Sur ce point hélas, une implantation neuronale n'apporte rien.

REFERENCES

- Ackley D. & Littman M., "Interactions Between Learning and Evolution," *Artificial Life II, SFI Studies in the Sciences of Complexity*, vol. X, C. G. Langton & Co. Eds, Addison-Wesley, 487-509, 1991.
- Barto A. G. & Anandan P., "Pattern Recognizing Stochastic Learning Automata," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-15 : 360-375, 1985.
- Braitenberg V., "Vehicles: Experiments in synthetic psychology," MIT Press, 1986.
- Brooks R. A., "A robot that walks: Emergent behaviors from a carefully evolved network," *Neural Computation* 1(2) : 253-262, 1989.
- Hertz J., Krogh A. & Palmer R. G. "Introduction to the Theory of Neural Computation," *SFI Studies in the Sciences of Complexity*, Addison-Wesley, Redwood City, 1991.
- Holland O. & Snaith M., "Extending the adaptive heuristic critic and Q-learning: from facts to implications," *Artificial Neural Networks*, 2, I. Alexander and J. Taylor (Eds.) Elsevier Science Publishers, 599-602, 1992
- Mahadevan S. & Connell J., "Automatic Programming of Behavior-Based Robots using Reinforcement Learning," IBM Technical Report RC16359, 1990. To appear in *Artificial Intelligence*.
- Millan J. & Torras C., "A Reinforcement Connectionist Approach to Robot Path Finding in Non-Maze-Like Environments," *Machine Learning* 8, n° 3/4, 363-395, 1992
- Mondada F. & Verschure P., "Modeling system-environment interaction: The complementary roles of simulations and real world artifacts," *ECAL 93*, Brussels, Belgium, May 1993.
- Touzet C., "Les réseaux de neurones artificiels : Introduction au connexionnisme," EC2 Edition, 150 pages, 1992.

REMERCIEMENTS

Les expérimentations relatées ici ont été réalisées au cours d'un séjour de professeur invité au LAMI-EPFL (Lausanne, Suisse) dans le cadre du cours Postgrade Réseaux de Neurones Artificiels. Nous tenons à remercier particulièrement F. Mondada et toute l'équipe du K-team pour le prêt d'un des premiers prototypes Khepera.

CONCLUSION

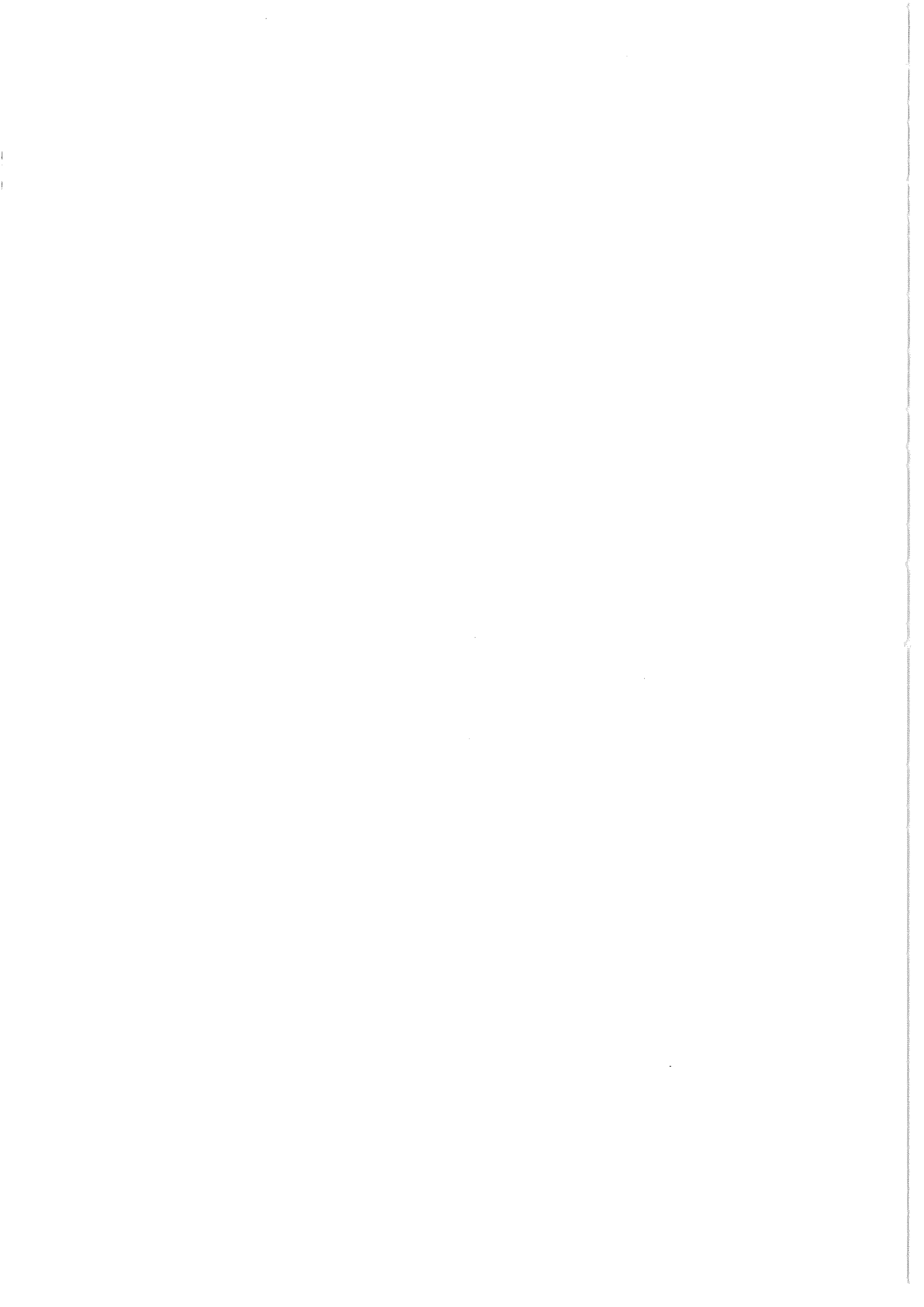
Le principal obstacle à la construction de systèmes artificiels réels, par opposition aux traditionnelles simulations sur ordinateur, est l'extrême diversité de comportements des capteurs, des effecteurs et du monde environnant. L'utilisation d'un algorithme d'apprentissage par essai et erreur permet de s'adapter effectivement au monde réel. Cependant, les problèmes de taille mémoire, de généralisation et de parcours "intelligent" de l'espace des combinaisons limitent ici l'usage des algorithmes "classiques". L'utilisation d'un réseau de neurones artificiels comme support de mémorisation solutionne ces problèmes. De plus, l'algorithme de renforcement neuronal amélioré, proposé ici, permet son utilisation alors même que les actions potentielles à chaque situation sont multiples, et ceci en conservant un signal de renforcement binaire. Le principal challenge dans l'emploi de l'apprentissage par renforcement est la description des heuristiques donnant la valeur du signal de renforcement. Sur ce point hélas, une implantation neuronale n'apporte rien.

REFERENCES

- Ackley D. & Littman M., "Interactions Between Learning and Evolution," *Artificial Life II*, SFI Studies in the Sciences of Complexity, vol. X, C. G. Langton & Co. Eds, Addison-Wesley, 487-509, 1991.
- Barto A. G. & Anandan P., "Pattern Recognizing Stochastic Learning Automata," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-15 : 360-375, 1985.
- Braitenberg V., "Vehicules: Experiments in synthetic psychology," MIT Press, 1986.
- Brooks R. A., "A robot that walks: Emergent behaviors from a carefully evolved network," *Neural Computation* 1(2) : 253-262, 1989.
- Hertz J., Krogh A. & Palmer R. G. "Introduction to the Theory of Neural Computation," SFI Studies in the Sciences of Complexity, Addison-Wesley, Redwood City, 1991.
- Holland O. & Snaith M., "Extending the adaptive heuristic critic and Q-learning: from facts to implications," *Artificial Neural Networks*, 2, I. Alexander and J. Taylor (Eds.) Elsevier Science Publishers, 599-602, 1992
- Mahadevan S. & Connell J., "Automatic Programming of Behavior-Based Robots using Reinforcement Learning," IBM Technical Report RC16359, 1990. To appear in *Artificial Intelligence*.
- Millan J. & Torras C., "A Reinforcement Connectionist Approach to Robot Path Finding in Non-Maze-Like Environments," *Machine Learning* 8, n° 3/4, 363-395, 1992
- Mondada F. & Verschure P., "Modeling system-environment interaction: The complementary roles of simulations and real world artifacts," *ECAL 93*, Brussels, Belgium, May 1993.
- Touzet C., "Les réseaux de neurones artificiels : Introduction au connexionnisme," EC2 Edition, 150 pages, 1992.

REMERCIEMENTS

Les expérimentations relatées ici ont été réalisées au cours d'un séjour de professeur invité au LAMI-EPFL (Lausanne, Suisse) dans le cadre du cours Postgrade Réseaux de Neurones Artificiels. Nous tenons à remercier particulièrement F. Mondada et toute l'équipe du K-team pour le prêt d'un des premiers prototypes Khepera.



La dérive des connaissances⁽¹⁾, une mesure pour l'interaction fonctionnelle.

1. [Bourdon 92]

I. Introduction

L'*autonomie* est la capacité d'un système vivant ou artificiel à maintenir sa viabilité dans des environnements variés et changeants sans contrôle extérieur. Par *interactions fonctionnelles*, on désigne les interactions qui donnent effectivement lieu à un accroissement de l'adaptivité ou de l'efficacité du système, ou de son adéquation au milieu⁽²⁾.

Nous proposons une réflexion sur la conjugaison de ces notions en partant d'une modélisation de la dérive des connaissances qui s'intéresse à l'auto-adaptation d'un système à l'utilisation qui en est faite. Dans ce contexte les systèmes interagissent et sont soumis à la fois à un *principe global d'utilité* qui mesure à partir de ces interactions le niveau de viabilité de chacun de ces systèmes et à un *principe de réactivité*, propre à chaque système, qui lui permet de réagir face à une viabilité décroissante.

Ceci nous amène : à dissocier la notion d'autonomie de celle de viabilité ; à penser que la notion de viabilité entraîne l'utilisation d'interactions fonctionnelles ; à considérer les interactions fonctionnelles comme pouvant faire appel à la notion d'autonomie. Pour ce dernier item, nous proposons quelques conditions nécessaires à l'existence d'autonomie au sein des interactions fonctionnelles.

Nous illustrons ces propos par quelques exemples en cours d'étude dont celui du placement d'objets⁽³⁾, ou encore celui de la classe des clients/serveurs. Ce dernier exemple nous a conduit à réaliser un outils de simulation qui devrait permettre d'étudier *in vitro* les propriétés que nous énonçons.

-
2. Ces définitions ont été proposées dans l'appel à communication des journées de Rochebrune (17-21 janvier 94).
 3. Il s'agit d'une étude en cours au SEPT sur le placement automatique d'objets applicatifs au-dessus du système de communication à objets en environnements répartis (COOL) [Rodger 93]. Le but de cette étude est de minimiser les coûts globaux de communication entre des objets applicatifs qui interagissent sur le réseau.

II .Dérive des connaissances et interactions fonctionnelles

Les systèmes (Si) interagissent soit spontanément, soit sous l'impulsion de stimuli externes par l'intermédiaire de liens relationnels. Pour un système (S1) donné, son *environnement varié et changeant* est représenté à la fois par l'état des autres systèmes dans le milieu, les interactions que S1 entretient avec ces derniers et son propre état dans le milieu. En observant l'évolution de ces liens relationnels, la dérive des connaissances propose une restructuration contextuelle (dans le milieu) des systèmes (Si) afin que leurs structures s'adaptent au mieux à la façon dont ces systèmes interagissent. Elle ne cherche pas à optimiser la situation globale au temps t , mais elle considère la situation courante (t) comme découlant d'un processus antérieur qui évolue continuellement. Cette inertie comportementale, qui s'inscrit dans le temps, permet d'ajuster les structures aux prédictions comportementales qui en découlent ; ceci évite des restructurations inutiles (épiphénomènes).

On considère alors une double représentation des systèmes dans le milieu où ils évoluent. La première représentation décrit l'état des composants du milieu dans ce dernier. C'est une représentation contextuelle ou encore structurelle, qui est évolutive mais non-ambiguë à chaque instant t . La deuxième représentation décrit l'évolution des interactions entre les systèmes dans le milieu. Elle se décline en deux composantes relative (un système vis-à-vis des autres systèmes) et absolue (le système vis-à-vis du milieu). Ces deux représentations co-existent et dépendent l'une de l'autre : la représentation relationnelle (interactions) peut entraîner des modifications contextuelles, et réciproquement.

La dérive des connaissances est un processus dynamique qui intègre un *principe global d'utilité*. Appliqué aux systèmes d'un milieu donné, il caractérise quantitativement, qualitativement et continuellement leur viabilité vis-à-vis de ce milieu. Pour cela, toute interaction (excitation) entre deux systèmes crée ou renforce un lien relationnel entre ces entités ; en parallèle l'entropie⁽¹⁾ (processus continu) affaiblit systématiquement tout lien existant entre deux systèmes. Les variations d'intensité relationnelle (ΔIR)⁽¹⁾, qui pondèrent les liens de type "système-système" et celles d'altitude dérivationnelle (ΔAD)⁽¹⁾, qui pondèrent ceux de type "système-milieu", décrivent numériquement la résultante de ces actions contraires (entropie/excitation) auxquelles sont soumis les systèmes. Grâce à ces paramètres on peut définir une interprétation relationnelle de l'évolution du milieu et de ces composants (systèmes). Avec ce *principe d'utilité*, un composant devenu non viable, ou inutile peut être retiré du milieu où il évolue ; c'est une interprétation de l'oubli.

Cette interprétation relationnelle alimente le *principe de réactivité* qui consiste à doter chaque système d'un milieu donné, de moyens de réaction face à des évolutions négatives vis-à-vis du *principe global d'utilité* appliqué au milieu considéré. Chacun perçoit de la même façon son évolution vis-à-vis du milieu, mais y réagit individuellement.

Dans l'étude sur le placement d'objets applicatifs, ce *principe d'utilité* élimine ou déplace vers des zones de stockage les objets qui n'interagissent plus avec d'autres. Lorsqu'un objet serveur n'a plus de client dans un milieu donné, il peut être soit retiré de la circula-

1. Pour plus de détails sur cette notion voir [Bourdon 92].

tion (de tout milieu) soit transféré vers un autre milieu. L'interprétation relationnelle (*principe de réactivité*) choisie pour cette étude, est centrée autour d'un *principe d'homogénéité* qui utilise les notions de forme, de vitesse moyenne de contraction relationnelle d'une forme et de densité relationnelle d'une forme⁽¹⁾. Dans le système de communication à objets COOL, tout objet applicatif est assimilable à un système ; le milieu est défini par une structuration d'un ensemble d'objets applicatifs. Le *cluster* est la granularité structurelle de base sur laquelle s'appuie les opérations de migration et de partage d'objets (modification contextuelle du milieu) ; c'est donc l'unité de transformation contextuelle d'un milieu construit sur COOL. Ce *principe d'homogénéité* considère que des objets applicatifs d'un milieu donné, doivent être regroupés dans une même unité de transformation contextuelle (cluster) s'ils sont fortement corrélés. Lorsqu'un objet n'est plus relationnellement homogène, il se restructure.

La dérive des connaissances fournit grâce à ses paramètres (ΔAD et ΔIR) et aux principes qui s'y rattachent, une mesure pour l'*interaction fonctionnelle*, telle qu'elle a été définie un peu plus haut. En effet, la représentation relationnelle défini dans le cadre de la dérive, conduit à transformer le milieu et ses composants afin d'accroître⁽²⁾ l'adaptivité, l'efficacité et l'adéquation de chaque composant (système) au milieu (les autres composants et les utilisateurs des applications). Une interaction fonctionnelle nécessite l'existence des propriétés suivantes :

- la définition d'une stratégie globale à tous les systèmes interagissant dans un milieu ;
- la possibilité pour un système quelconque de mesurer les variations entropiques (ΔAD et ΔIR) ; c'est-à-dire de mesurer son évolution par rapport au *principe d'utilité* (viabilité) ;
- la possibilité pour un système de déclencher une ou plusieurs actions sur sa représentation contextuelle ainsi que celle de son environnement (*principe de réactivité*), afin d'influer sur l'évolution de sa position (point précédent).

Dans le cas du placement d'objets, l'évaluation par un objet applicatif de sa propre évolution entropique, qui dépend du milieu et par conséquent de la stratégie globale définissant la viabilité des entités, le conduit soit à se déplacer dans le contexte où il évolue (migration vers une autre machine) soit à changer de cluster.

Dans le cas des clients/serveurs, la montée en charge (augmentation de la densité relationnelle) d'un serveur peut le conduire à modifier sa structure (nombre, priorités, ... de ses files d'attente) pour mieux satisfaire ses clients.

Enfin pour une instance de la classe Client/Serveur (cf. la section "Un outil de simulation") une baisse significative de sa masse relationnelle l'incite soit à se dupliquer soit à se déplacer, afin d'augmenter sa probabilité de nouer de nouvelles connaissances.

Ces exemples nous amènent au coeur de la discussion sur la conjugaison des notions d'autonomie et d'interaction fonctionnelle, que nous élargissons en surlignant la notion de viabilité. Voici donc un ensemble de points sur lesquels porte cette discussion :

1. La viabilité (c'est-à-dire la faculté de rester présent dans le milieu conformément au *principe d'utilité*) d'un système impose le recours à des interactions fonctionnelles.

1. Cf. la section sur le placement d'objets applicatifs.
2. conformément à une stratégie globale, qui dans le cas du placement, consiste à réduire le coût global de communication entre objets.

2. Une interaction fonctionnelle n'est pas nécessairement consommatrice d'autonomie⁽¹⁾.

3. Les deux premiers points indiquent que la viabilité n'est pas synonyme d'autonomie. Les propriétés nécessaires à l'apparition des interactions fonctionnelles montrent comment la notion d'autonomie, vient renforcer dans certains cas l'action de ces interactions fonctionnelles dans la lutte contre le *principe d'utilité* (viabilité). Nous identifions au moins deux niveaux d'autonomie :

- la possibilité pour un système d'avoir le choix entre plusieurs transformations contextuelles et de mémoriser les situations antérieures⁽²⁾ ;
- la possibilité d'apprendre de nouvelles transformations.

D'où le point supplémentaire à discuter :

4. L'autonomie telle que nous l'identifions apparaît donc comme un enrichissement des interactions fonctionnelles qui sont indispensables pour l'adaptation d'un système à un milieu varié et changeant ; elle se traduit par la mise en place d'une stratégie locale au système (*principe de satisfaction*) qui subit indirectement la stratégie globale (*principe d'utilité*) propre au milieu correspondant.

Pour illustrer ces propos nous reprenons les exemples déjà cités. Dans le cas du placement d'objets, l'autonomie peut apparaître dans l'utilisation préférenciée d'une migration ou d'un partage d'objet⁽³⁾. Dans le cas de l'outils de simulation il peut s'agir soit d'un clonage soit d'une exploration du milieu⁽⁴⁾. Enfin dans le cas des serveurs informatiques, tel serveur réduira ses tarifs, tel autre ses délais ou encore cherchera à augmenter le nombre de ses clients.

III .Une application au problème du placement d'objets

Plutôt que détailler la pertinence de cette application, nous allons montrer sur cet exemple l'utilisation de la dérive des connaissances comme mesure pour l'interaction fonctionnelle.

Dans COOL, toute migration provoquée sur un objet entraîne celle des objets co-résidents de son cluster. Cela augmente le coût global d'utilisation du système, car le coût de migration est proportionnel au nombre et au volume des objets migrants. Mais en plus cela modifie sans justification (draconien) le contexte d'exécution des objets co-résidents. L'algorithme de restructuration de base⁽⁵⁾ consiste donc à optimiser la composition des clusters avant migration, afin de minimiser les coûts d'exécution des services après migration.

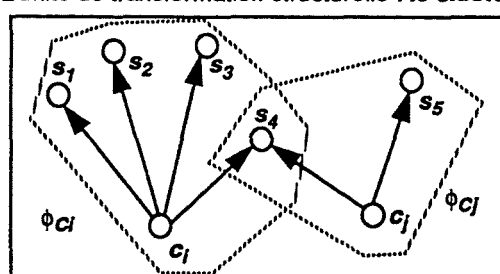
La principale caractéristique relationnelle d'une unité de transformation structurelle d'un système quelconque, est que ses composants possèdent chacun d'eux et entre eux,

-
1. C'est le cas du placement d'objets applicatifs tel qu'il est présenté dans la section qui lui est consacré.
 2. Une situation antérieure comprend le contexte entropique du moment, l'action entreprise consécutivement à cette situation et les effets entropiques engendrés par cette action.
 3. en utilisant les mécanismes de mémoire virtuelle partagée offerts par COOL.
 4. Nous entendons par là un déplacement de l'instance client-serveur vers des régions du milieu qui pourraient lui être plus favorables.
 5. C'est-à-dire en considérant la composante structurelle/contextuelle la plus simple.

une évolution relationnelle homogène dans le temps. Autrement dit, si à un instant t donné, une unité quelconque est homogène et si son évolution à $t+\Delta t$ la conduit à ne plus être homogène, un mécanisme d'ajustement restructurera cette unité afin que toutes les unités du système restent homogènes. La forte corrélation dans le temps, des composants d'une unité est réalisée grâce à l'évolution homogène des liens relationnels, qui sont internes à cette unité. Toute la dynamique de restructuration du système consiste donc à préserver cette homogénéité évolutionnelle du système, quelquesoit l'utilisation qui en est faite. Le plus souvent, tous les composants d'une unité appartiennent à un unique référentiel local d'accessibilité défini par l'une d'entre elles⁽¹⁾; toutefois on peut trouver plusieurs référentiels locaux dans une unité.

FIGURE 1

L'unité de transformation structurelle : le cluster.



c_i et c_j sont deux clients qui sont liés aux serveurs suivants : s_1, s_2, s_3, s_4 et s_5

Le serveur s_4 est commun aux clients c_i et c_j ; il apparaît conjointement dans les formes ϕ_{c_i} et ϕ_{c_j}

cluster1 (unité)

L'utilisation conjointe des référentiels locaux d'accessibilité et des unités de transformation structurelle nécessite l'introduction du concept de forme d'une connaissance (K) quelconque, que nous désignerons par ϕ_K ; elle désigne pour K , l'ensemble des connaissances et des liens relationnels correspondants dans son référentiel local, et qui sont inclus dans l'unité où réside K ; la masse relationnelle associée ($M(\phi_K)$) à une forme est inférieure ou égale à la masse relationnelle de composition ($MR^+(K)$) de K (cf. la figure-3), qui prend en compte toutes les connaissances du référentiel local, indépendamment de leur position structurelle (unité).

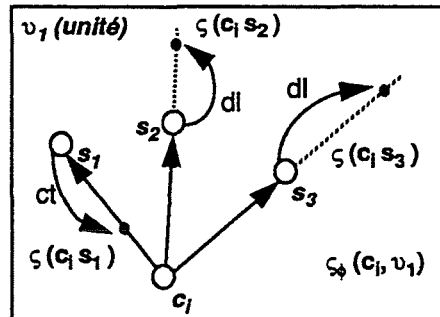
Une unité (v) est composée d'une ou de plusieurs formes; dans la terminologie client/serveur, chaque client définit une forme avec les serveurs qu'il utilise (voit). Chaque composant (K) d'une unité possède à la fois une évolution locale dans chacun des référentiels locaux où il est vu, et une évolution dans le système global qui est issue de la synthèse des évolutions locales. On mesure l'évolution relationnelle locale de K par sa vitesse moyenne de contraction relationnelle (ζ_K) (cf. [Bourdon 92])⁽²⁾ dans chaque référentiel local auquel il appartient. De la même façon, on mesure l'évolution globale de K par sa vitesse moyenne absolue de contraction relationnelle (ϑ_K)⁽³⁾.

1. Un référentiel local d'accessibilité est défini dans [Bourdon 92] par une connaissance (K) donnée, et l'ensemble des connaissances (K_i) qui sont vues (il existe un lien relationnel de K vers chacune des K_i) par K . Il permet à K de mesurer dans un référentiel commun la nature et l'évolution des liens relationnels qu'elle entretient avec les K_i .
2. La vitesse moyenne de contraction relationnelle d'une connaissance K_i dans le référentiel local de K_j , est la variation d'intensité relationnelle $[\Delta IR_{K_j K_i}(t)/\Delta T]$ entre deux périodes de restructuration contextuelle.
3. La vitesse moyenne absolue de contraction relationnelle d'une connaissance K_i dans le système global, est la variation d'altitude dérivationnelle $[\Delta AD_{K_i}(t)/\Delta T]$ entre deux périodes de restructuration contextuelle.

L'application du principe d'homogénéité certifie qu'une unité quelconque est toujours relationnellement homogène ; une unité étant constituée d'une ou de plusieurs formes, il faut donc d'abord définir l'homogénéité évolutionnelle d'une forme (ϕ) quelconque dans une unité donnée (v). Pour cela, on compare entre elles, les vitesses moyennes de contraction (ζ_K) des éléments (K) de ϕ , en définissant la *vitesse moyenne de contraction relationnelle* (ζ_ϕ) de ϕ . Lorsqu'un écart significatif (seuil SC) est identifié entre la vitesse d'un composant de la forme et celle de la forme, il apparaît ainsi une irrégularité dans l'homogénéité évolutionnelle de la forme. L'algorithme de restructuration prévoit, à cette occasion, de séparer l'unité (v_1) concernée en deux unités distinctes (v_1 et v_{11}), afin de revenir à des unités homogènes. Le signe de la vitesse (ζ) d'une forme (ϕ) indique si globalement se contracte (ct) ou se dilate (dl).

FIGURE 2

La vitesse moyenne de contraction d'une forme.



$$\zeta_\phi(c_i, v_1) = \frac{\sum_{k=1}^3 \zeta(c_i s_k)}{3}, \text{ avec}$$

$\zeta(c_i s_k) = [\Delta l R c_i s_k] / \Delta T$, qui est la vitesse moyenne de contraction de s_k dans la forme ϕ définie par (c_i, v_1) et calculée sur une période de restructuration.

Cela n'empêche pas d'observer simultanément des contractions ($\zeta(c_i s_k) > |SC_\phi|$) et des dilatations ($\zeta(c_i s_k) < -|SC_\phi|$) locales sur ϕ .

Maintenant que l'on sait rendre homogène une forme qui ne l'était plus, on va regarder ce que signifie l'homogénéité d'une unité dans laquelle peuvent évoluer simultanément plusieurs formes. Pour cela il faut trouver un ou plusieurs critères de comparaison entre ces formes. Le but de cette comparaison est de séparer structurellement les formes (unité) lorsqu'il y a divergence. Ce critère doit rendre compte du potentiel relationnel que recouvre une forme par rapport à une autre, tout particulièrement dans le cas du partage d'informations. Si deux clients partagent un même serveur, il faut que le serveur ait une vision assez fine du potentiel de travail de ses clients pour privilégier l'un plutôt que l'autre. Ce paramètre ne doit donc pas dépendre que du nombre de composants contenus dans une forme : c'est le cas de la *densité relationnelle*.

La densité relationnelle d'une forme.

La densité relationnelle (ρ) d'une forme (ϕ_K), dans une unité (v) est le rapport⁽¹⁾ entre la masse relationnelle ($M_\phi(K, v)$) associée à cette forme dans v et le nombre de connaissances (volume relationnel, $Vol_\phi(K, v)$) vues dans cette forme et incluses dans v . La densité relationnelle (ρ_v) d'une unité (v_1) est la moyenne des densités relationnelles des formes incluses dans v_1 . Nous disons qu'une unité (v_i) quelconque est relationnellement homogène lorsque chacune des formes incluses dans v_i est homogène et lorsque les densités relationnelles de ces formes convergent (seuil SD_v) vers la densité relation-

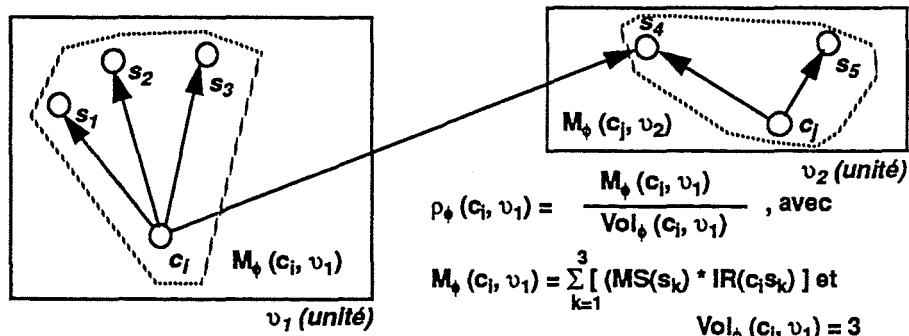
1. Cette grandeur est à l'intersection de la représentation relationnelle (masse relationnelle) et de la représentation contextuelle (forme/unité).

nelle de v_i ; si c_i définit une forme (ϕ) dans l'unité v_1 , $\rho_\phi(c_i, v_1)$ converge vers $\rho_v(v_1)$, si et seulement si $|\rho_\phi(c_i, v_1) - \rho_v(v_1)| < SD_v$.

L'algorithme de restructuration éclate (divise) les unités dont les densités relationnelles de certaines formes divergent de la densité de ces unités. Inversement une unité absorbera une autre unité ou des formes liées avec elle, lorsque leurs proximités contextuelles le permettent et que leurs densités relationnelles convergent.

FIGURE 3

La densité relationnelle d'une forme.



Nous pouvons énoncer les propriétés suivantes :

- Plus une forme se contracte est plus sa masse associée augmente ; si cette contraction reste homogène dans le temps, son volume relationnel associé sera constant et par conséquent sa densité relationnelle augmentera.
- Plus une forme se dilate est plus sa masse associée diminue ; si cette dilatation reste homogène dans le temps, son volume relationnel associé sera constant et par conséquent sa densité relationnelle diminuera.

Ces propriétés montrent que l'évolution relationnelle (contraction/dilatation) est d'autant plus fortement corrélée à la densité relationnelle, qu'elle se passe en milieu homogène. En effet une forme peut se dilater de façon non homogène, de telle sorte que sa densité relationnelle reste constante, ou même augmenter (cassure). Nous avons distingué les situations qui divisent un cluster en plusieurs, de celles qui absorbent plusieurs clusters en un seul.

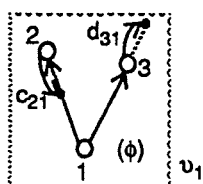
La division de cluster.

D'après l'algorithme de restructuration, on regarde d'abord si chaque forme (ϕ) d'une unité donnée (v) est homogène ; pour celles qui ne le sont pas, on les rend homogènes suivant le principe suivant :

FIGURE 4

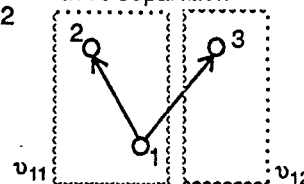
Dans une forme (ϕ) donnée \Leftrightarrow la vitesse moyenne de contraction relationnelle (ζ)

situation initiale - 1

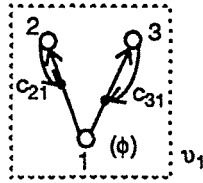


v_1 se contracte ($c_{21} = \zeta_{12} > 0$) en 2 et se dilate ($d_{31} = \zeta_{13} < 0$) en 3. Il en résulte un déséquilibre ; et si $|\zeta_{12} + \zeta_{13}| > SC_\phi$, alors on sépare l'unité v_1 sinon rien.

situation finale - 1 avec séparation

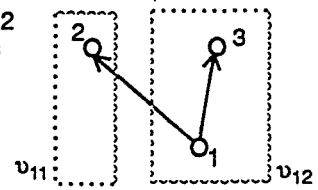


situation initiale - 2



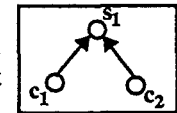
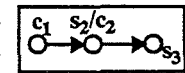
v_1 se contracte ($c_{21} = c_{12} > 0$) en 2 et en 3 ($d_{31} = c_{13} > 0$). Il n'y a pas de déséquilibre apparent ; mais si $|c_{12} - c_{13}| > SC_\phi$, alors on sépare l'unité v_1 sinon rien.

situation finale - 2 avec séparation



Toujours d'après l'algorithme de restructuration, on regarde ensuite si les formes restantes dans l'unité ont des densités relationnelles qui convergent vers celle de l'unité. En partant de l'existence de deux formes⁽¹⁾ dans une unité, on trouve les trois cas suivants :

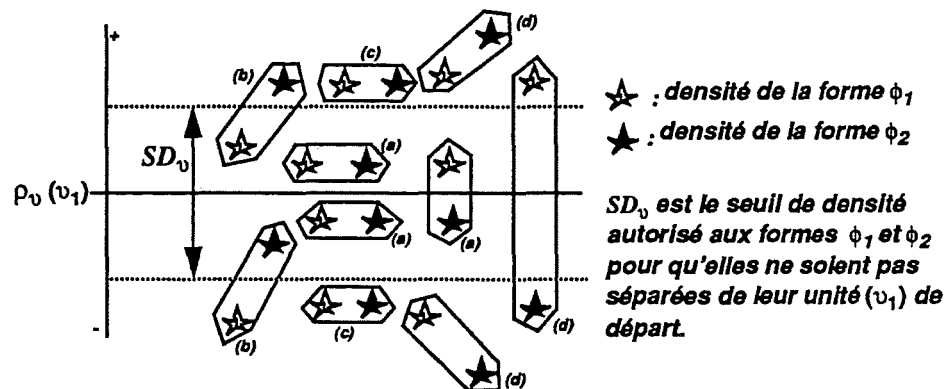
1. *les deux formes sont disjointes* : l'unité se défait des formes qui divergent de sa densité relationnelle ;
2. *l'une des formes est élément de l'autre (structure en profondeur)* : de part la construction des masses relationnelles (indépendance d'évolution de $MR^+(K)$ par rapport à $MR^-(K)$), ce cas n'apporte pas de contraintes supplémentaires au cas précédent ;
3. *les deux formes partagent un élément (structure latérale)* : ce cas est différent du précédent car la masse relationnelle d'utilisation ($MR^-(K)$) de la connaissance (K) partagée, dépend simultanément des deux formes.



Sur la *figure-5* nous avons répertorié toutes les situations possibles de division d'unité qui correspondent à ce cas :

FIGURE 5

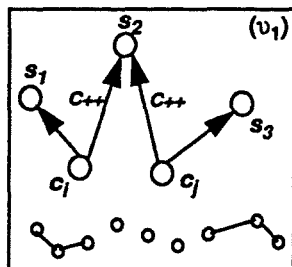
Les cas de division d'unités (cluster) \Leftrightarrow la densité relationnelle (ρ).



La situation initiale commune à tous les cas (a, b, c et d) suivants est que les deux formes $\phi(c_i)$ et $\phi(c_j)$ sont incluses dans l'unité v_1 .

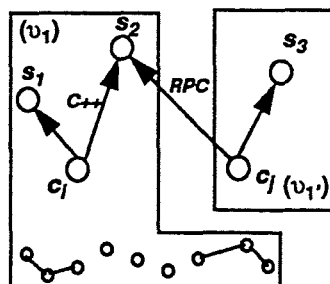
1. Même si nous comparons les formes deux à deux (sur les figures explicatives), en réalité on les compare à une valeur moyenne (densité) qui autorise ainsi d'avoir plus de deux formes dans une unité.

Les situations finales après restructuration sont donc :



(a) : $|\rho_\phi(c_i, v_1) - \rho_v(v_1)| < SD_v$ et
 $|\rho_\phi(c_j, v_1) - \rho_v(v_1)| < SD_v$

Il n'y a pas de cassure ; les communications entre c_i et s_2 d'une part et entre c_j et s_2 d'autre part se font par appel de méthode standard (C++).



(b) : $|\rho_\phi(c_i, v_1) - \rho_v(v_1)| < SD_v$ et

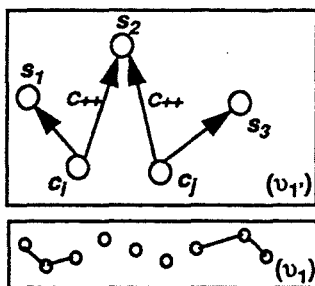
$|\rho_\phi(c_j, v_1) - \rho_v(v_1)| > SD_v$

avec :

$|\rho_\phi(c_i, v_1)| \gg |\rho_\phi(c_j, v_1)|$

Il y a cassure de v_1 en v_1 et v_1' ; le serveur s_2 reste ici dans v_1 et la communication entre c_j et s_2 suit le mode RPC de COOL. En fait l'entité partagée ne va pas nécessairement

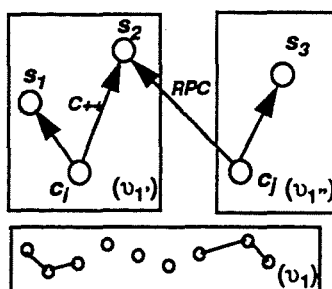
vers l'unité de plus forte densité. Le principe étant de conserver le système homogène, on va regarder l'évolution des évolutions des unités qui se partagent cette entité. Pour cela on compare les accélérations locales moyennes de contraction que subit cette entité dans les différentes formes auxquelles elle appartient. Cette grandeur se calcule en prenant la dérivée de la vitesse moyenne de contraction relationnelle (ζ).



(c) : $|\rho_\phi(c_i, v_1) - \rho_v(v_1)| > SD_v$ et

$|\rho_\phi(c_j, v_1) - \rho_v(v_1)| > SD_v$

Il y a cassure en bloc ; on extrait les deux formes de v_1 pour faire apparaître v_1' ; dans un 1^{er} temps les communications entre c_i et s_2 d'une part et entre c_j et s_2 d'autre part restent en mode standard (C++). dans un 2^{ème} temps on regarde si les deux formes restent homogènes entre elles, afin de procéder (ou pas) à une séparation d'unité.



(d) : $|\rho_\phi(c_i, v_1) - \rho_v(v_1)| > SD_v$ et

$|\rho_\phi(c_j, v_1) - \rho_v(v_1)| > SD_v$

avec :

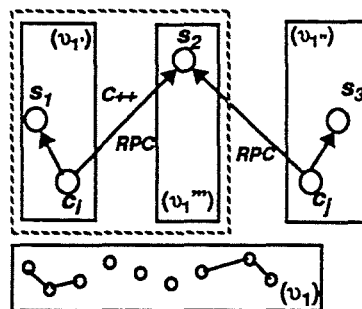
$|\rho_\phi(c_i, v_1)| \gg |\rho_\phi(c_j, v_1)|$

c'est un cas analogue au (b), sauf que les deux formes dépassent le seuil autorisé ; il y a donc cassure de v_1 en v_1' et v_1'' ; c'est le même problème que (b) pour choisir dans quelle unité

(v_1' ou v_1'') le serveur s_2 va aller. Dans tous les cas on aura une communication standard (C++) et une communication distante (RPC COOL).

Si $|\rho_\phi(c_i, v_1)| \gg |\rho_\phi(c_j, v_1)|$ (divergence), alors les formes $\phi(c_i)$ et $\phi(c_j)$ se séparent et si en plus l'intersection de ces formes n'est pas nulle (entités partagées), on adopte la règle suivante : *mettre (action structurelle) les éléments communs avec la forme qui rend le système le plus homogène possible ; pour cela on utilise les densités les plus grandes (côté statique), ou les contractions les plus rapides (côté dynamique).*

Le cas suivant (d') est issu de deux restructurations successives ; dans la première passe, l'apparition d'unités (v_1' et v_1'') provient d'une unité initiale (v_1) non homogène, alors que dans la seconde passe l'apparition de v_1'' provient d'une forme (ϕ_{c_i}) non-homogène (variation de la vitesse de contraction moyenne de la forme) de v_1' .



$$(d') : |\rho_\phi(c_i, v_1) - \rho_v(v_1)| > SD_v \text{ et}$$

$$|\rho_\phi(c_j, v_1) - \rho_v(v_1)| > SD_v$$

avec en plus :

$$|\rho_\phi(c_i, v_1)| \gg |\rho_\phi(c_j, v_1)|$$

d'où l'apparition de v_1' et v_1'' en première passe (cassure de v_1) ; ensuite on a une dilatation locale forte ($\zeta(c_i s_k) < -|SC_\phi|$) qui fait apparaître (cassure) une nouvelle unité (v_1'').

Les clients c_1 et c_2 utiliseront une communication distante (RPC COOL) pour atteindre le serveur s_2 . La liaison entre c_1 et s_2 est de type C++ après la première passe et devient de type RPC après la seconde.

En cas de partage d'objets (un serveur par plusieurs clients), soit les clients sont colocalisés à une même unité structurelle, soit ils ne le sont pas. Dans le premier cas, par définition le partage ne pose pas de problème ; dans le second cas, on trouve encore deux cas : soit le serveur est dans l'unité de l'un des clients (déséquilibre fort), soit il est en dehors des unités des clients (déséquilibre médian). Suivant la richesse des sous-espaces contextuels rencontrés/traversés, le nombre de positions médianes est plus ou moins grand et le calcul de la position suivante est plus ou moins difficile à optimiser. L'exemple (d') montre l'unique position médiane du sous-espace contextuel définit par un site (COOL).

Nous n'allons pas détailler les mécanismes d'absorption de clusters, car ils sont symétriques des cas de division que nous avons commentés.

IV .Un outil de simulation

Nous avons réalisé un simulateur⁽¹⁾ avec lequel on peut rentrer et manipuler des connaissances, modifier les paramètres entropie/excitation et visualiser en direct à la fois l'évolution des différents paramètres qui caractérisent l'état dérivational des connaissances et l'évolution de la représentation contextuelle⁽²⁾ de ces connaissances. Pour simuler des applications réelles⁽³⁾, dont la principale caractéristique est l'imprévisibilité dans le temps et en fréquence des appels de méthode par les objets, nous avons spécifié

1. Il est écrit en AIRELLE [ADAM 88] avec l'outil graphique AIDA, marque déposée de la société ILOG.
2. Nous avons pour l'instant une représentation contextuelle extrêmement simplifiée : plan euclidien.
3. En partant du domaine visé qui est le monde client-serveur généralisé.

la classe des agents *client-serveur*, qui permet de construire des applications intégrant cette spécificité.

Un agent (*client-serveur*) peut être à la fois client et serveur d'autres agents. Il peut produire un type d'information consommable par d'autres agents, et consomme lui-même un type d'information donné. Par simplification chaque grande fonction (repos, recherche, réponse) d'un agent correspond à un état ; l'agent ne pouvant être que dans un état à la fois, il ne peut s'auto-subvenir. L'interprétation du *principe d'utilité* appliqué aux agents, est qu'un agent pour survivre doit soit se procurer du plaisir (recherche d'informations qu'il puisse consommer) soit en procurer à d'autres (production d'informations recherchées par d'autres). Si aucune de ces deux conditions ne sont remplies par un agent donné, il disparaît ! L'interprétation du *principe de réactivité* est qu'un agent en mauvaise posture peut soit se déplacer, soit se cloner, afin d'espérer augmenter la probabilité qu'il a de se satisfaire (égoïsme) ou d'en satisfaire (altruïsme).

Les conséquences induites par le *principe d'utilité* sont propres à chaque contexte applicatif, qui attache un sens particulier à la notion d'oubli. Pour les agents client/serveur l'oubli est une conséquence d'un manque de plaisir, pour d'autres se sera un manque de qualification ou de performance. Un serveur d'imprimante pourra réagir à une baisse de clientèle en cherchant à améliorer sa prestation (en performance, en qualité, en coût, ...). De la même façon, un client qui ne trouve pas de serveurs capable de fournir ce qu'il demande sera contraint à relâcher ses exigences (qualité de service moindre, coût plus élevé, délais plus long ...).

Pour réaliser cette classe des agents client/serveur, il faut préciser un certain nombre de points, dont voici les plus importants :

1. Le boot-strap de l'application crée le premier agent dans un cluster⁽¹⁾ donné ; toute création ultérieure d'agent ne peut être faite que par les agents eux-mêmes et consécutivement à l'application du *principe de réactivité*.
2. Tout nouvel agent est créé exclusivement par un autre agent dans le cluster courant de ce dernier.
3. Tout nouvel agent est automatiquement relié aux autres agents de ce cluster ; et réciproquement, tout agent du cluster concerné n'ayant pas provoqué la création de l'agent nouveau, est lié à ce dernier.
4. Chaque agent possède à sa création et de façon définitive, le type d'information qu'il produit et celui qu'il consomme. Le choix de ces types d'information est aléatoire (*un parmi n*).
5. Chaque agent possède un état qui est changé aléatoirement au début de chaque période de fonctionnement de l'application. Cet état est valide pendant toute la période applicative suivante.
6. Chaque étape de fonctionnement de l'application, bornée par une ré-organisation entropique, se fait en deux phases successives : d'abord tous les agents changent d'état, puis chacun d'eux est activé ; ces deux étapes sont indépendantes de l'ordre du choix des agents.
7. Lorsqu'un agent donné cherche à satisfaire ses besoins, son algorithme de recherche intègre une *fonction de satisfaction*, qui consiste à minimiser le coût de cet assouvissement.

1. Nous attachons à ce terme la notion d'élément contextuel élémentaire dans lequel évoluent les agents.

-
8. Un serveur est opérant vis-à-vis de ses clients uniquement pendant ses périodes (états) de production d'information.

Les principales fonctions d'un agent qui correspondent à ces états⁽¹⁾, sont soit de se reposer (méthode *repos*, état *inaction*), soit de chercher (méthode *cherche*, état *consommation*) le type d'information dont il a besoin pour se faire plaisir, soit de produire (méthode *produire*, état *production*) des informations qu'il sait construire pour faire plaisir à d'autres agents. Les instances de la classe des agents disposent en outre de la méthode *possède* qui renseigne sur leurs capacités à fabriquer tel type d'information et la méthode *duplique* pour pouvoir se reproduire. Le fonctionnement de ces méthodes est le suivant :

- *repos* : L'agent courant ne fait rien.
- *produire* : Rendre actif un agent dont l'état est *production*, permet à cet agent de produire sur sollicitations essentiellement externes, une ou plusieurs informations du type qu'il sait produire.
- *possède* : L'agent courant renseigne sur sollicitation externe (un autre agent) s'il sait fabriquer une information dans le type demandé.
- *duplique* : L'agent courant construit dans son cluster courant, un agent dont les types d'information qu'il échange sont fournis par une fonction aléatoire. Cette méthode est utilisée consécutivement à l'application du *principe de réactivité*.
- *cherche* : Rendre actif un agent dont l'état est *consommation*, provoque en lui la recherche d'un agent susceptible de le substanter dans sa quête de plaisir :

L'agent client possède des liens vers tous les agents de son cluster courant et vers certains autres, situés dans d'autres clusters (cf. l'algorithme de restructuration). Suivant le *principe de satisfaction*, il va chercher un serveur dont le coût de production (acheminement) de l'information recherchée est le plus faible possible. Pour cela, il parcourt la liste des agents qu'il voit⁽²⁾ et leurs applique la méthode *possède* jusqu'à ce qu'un agent réponde positivement. La recherche est faite d'abord dans le cluster de l'agent, puis dans tous les autres clusters du site courant. En cas de réponse affirmative, la liaison pré-existante entre ces deux agents, se renforce.

V .Conclusion

La dérive des connaissances, utilisée comme une mesure pour l'interaction fonctionnelle, nous indique qu'une interaction fonctionnelle est quelque chose de continu dans le temps. Cette approche appliquée aux domaines visés (bureautique communicante, modèle client-serveur généralisé) semble indiquer que l'autonomie et les interactions fonctionnelles se conjuguent autour de la notion de viabilité, c'est-à-dire de stratégie globale

-
1. Le choix du moment où les agents changent d'état, influence le fonctionnement du système, mais ne modifie pas la caractéristique essentielle qui est le tirage aléatoire de l'état lui-même. Par contre il est possible de jouer sur ce tirage aléatoire, en terme de probabilité de tirage de chacun des états, afin de caractériser les agents. Nous avons là un moyen de typer les agents sur la nature de leur comportement en jouant sur ces probabilités. Une vision extrêmement simplifiée d'un agent dit "normal" serait d'avoir $P(\text{inaction})=P(\text{consommation})=P(\text{production})=1/3$, $P(e)$ étant la probabilité de tirer l'évènement e . Un agent très égoïste pourrait avoir $P(\text{production}) \rightarrow 0$, et un agent très altruiste $P(\text{consommation}) \rightarrow 0$...
 2. Ce parcours tient compte de la valeur des liens relationnels existant entre cet agent et ceux avec qui il est lié.

au milieu. Toujours dans ce contexte, l'autonomie n'est pas indispensable à l'interaction fonctionnelle, mais contribue à augmenter ses effets vis-à-vis de la viabilité d'un système dans un milieu donné. En effet elle introduit une notion de stratégie propre au système pour faire face à la stratégie globale à laquelle il est soumis. Cette stratégie locale, introduisant un *principe de satisfaction*, interne au système, permet de trouver de nouvelles actions possibles pour le *principe de réactivité* et de tenir compte des expériences passées.

Enfin nous espérons que notre outil de simulation confirmera ou guidera nos prédictions et nous aidera dans la voie de l'expérimentation in vivo.

VI .Bibliographie

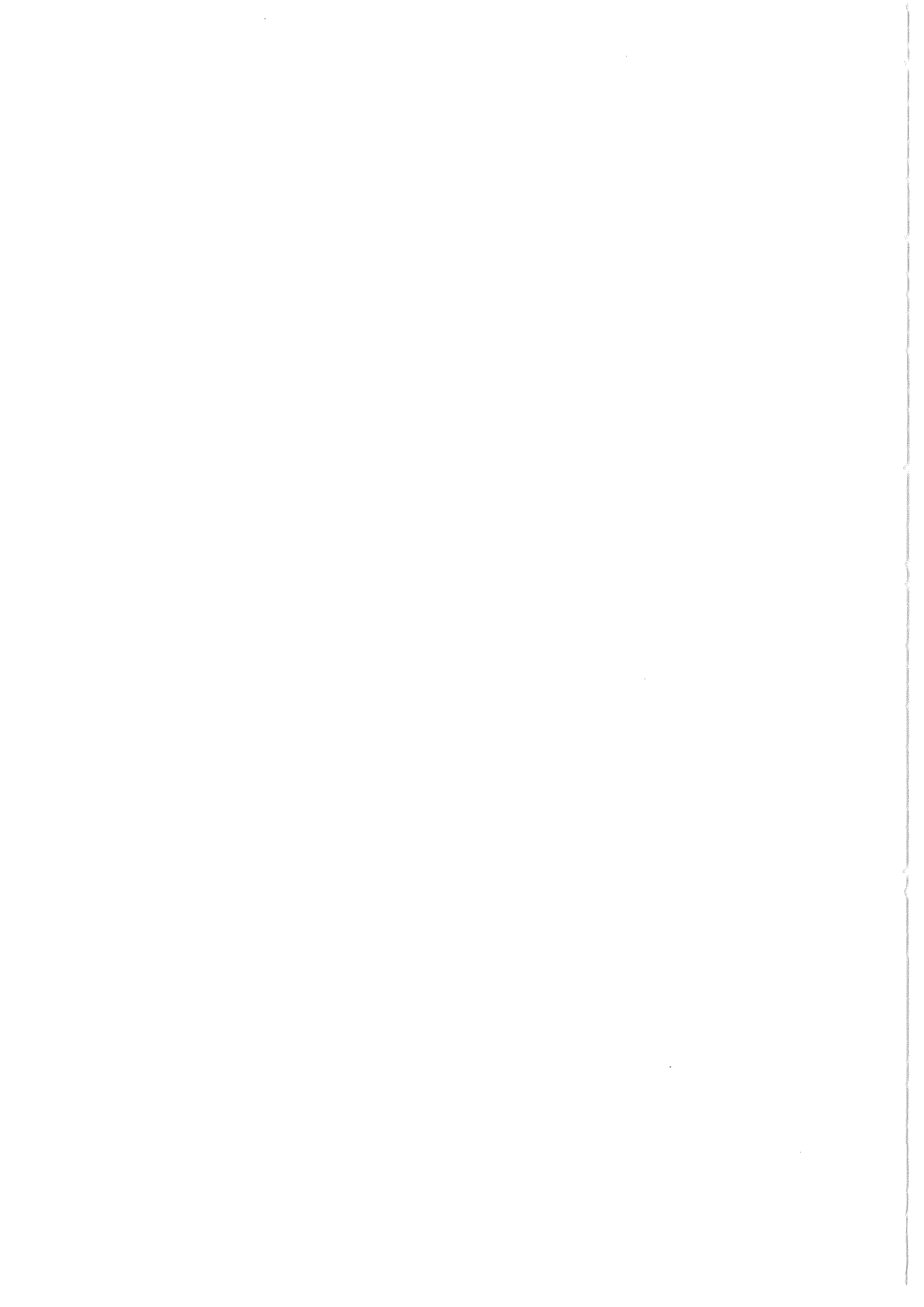
[Adam 88] : Anne Adam-Nicolle, Bernard Victorri, Jacques Madelaine, Christine Porquet, Marinette Revenu, AIRELLE Manuel d'utilisation, Université de Caen, 1988.

[Bourdon 92] : "Un modèle de dérive des connaissances. Application en bureautique", thèse de doctorat de l'université du Maine, Le Mans juillet 1992.

[LeMoigne 84] : "La théorie du système général, théorie de la modélisation". Jean-Louis Le Moigne, Presses universitaires de France, 1984.

[Rodger 93] : "COOL : System support for distributed programming". Communication of the ACM, sept. 93, Vol. 36, n°9.

[Varela 89] : "Connaître, les sciences cognitives, tendances et perspectives". Francisco J. Varela. Ed. du Seuil/Science ouverte. 1989.



DES INTERACTIONS ANTAGONISTES A L'AUTONOMIE DANS LES SYSTEMES D'AGENTS

JEAN ERCEAU
GIA - DMI/IA
ONERA - BP 72 CHATILLON Cedex

INTRODUCTION

L'appel à communication pour Rochebrune 94 porte sur "autonomie et interactions fonctionnelles" et propose une définition de l'autonomie: *l'autonomie est la capacité d'une entité ou d'un système vivant ou artificiel à maintenir sa viabilité dans des environnements variés et changeants sans contrôle extérieur; mais autonomie ne signifie pas autarcie et n'implique en aucun cas découplage total du monde.*

Un système peut être défini comme un ensemble de sous systèmes et d'éléments dont le fonctionnement peut être caractérisé par un ou plusieurs paramètres dont le domaine de variation est en général limité. [Wan.87]. Cette définition ensembliste et simple ne tient pas compte de la dynamique du système, qui peut être définie a priori par des lois globales de comportement. Elle peut aussi comporter une évolution par apprentissage de ces lois de comportement. Elle peut encore être basée uniquement sur des lois de comportement locales, le comportement global résultant des interactions entre ces comportements locaux.

L'intelligence artificielle distribuée (IAD) propose une approche qui consiste à découper la représentation que l'on a du réel ou d'un système artificiel, en *agents*. Les agents sont des entités indépendantes et communicantes, capables d'un comportement autonome conséquence entre autre, d'actions sur elles-mêmes et d'interactions avec leur environnement, conséquences aussi de leurs observations, de leurs connaissances (Erceau, 91). Voulu ou forcé, ce découpage nous entraîne à penser le système en terme d'agents (Minsky, 88) et surtout à introduire systématiquement leur dynamique dans cette pensée, c'est à dire dans nos raisonnements sur de tels systèmes que ce soit pour leur analyse, leur conception, leur contrôle ou leur maintenance.

L'approche agent s'applique à des domaines de plus en plus variés. Elle entre dans les perspectives tracées par la systémique en apportant de nouveaux éclairages et de nouveaux outils pour l'analyse et la conception de systèmes. Elle apporte aussi une contribution, dont l'importance ne cesse de croître, à l'étude et à la conception de la vie artificielle, de l'autonomie et de la viabilité. L'approche agent met en évidence un certain nombre de préoccupations qui, si elles ne sont pas nouvelles, s'étaient inscrites en dur dans ce que j'appellerai la *culture de métier* des spécialistes de ces domaines. L'approche agent introduit dans les concepts de base caractérisant les composants d'un système les dynamiques antagonistes internes et externes qui entretiennent l'identité, l'autonomie, la vie de chaque élément, donc du système global lui-même.

Je voudrais profiter des journées de Rochebrune 94 pour mettre les feux sur certaines de ces préoccupations et les présenter sinon sous l'éclairage de Stéphane Lupasco tout au moins sous un éclairage "à la Lupasco". C'est à dire que je voudrais mettre en évidence l'importance d'une représentation des dynamiques antagonistes telles que celles de l'actualisation-potentialisation et de l'homogénéisation-hétérogénéisation et de la nécessité d'intégrer ces dynamiques dans notre pensée.

Note : ce papier intègre pour une part les résultats de nombreuses réflexions et de travaux effectués avec Philippe BENHAMOU , Ingénieur à l'ONERA (DMI/IA), que je veux associer à cette présentation et que je remercie.

L'APPROCHE AGENT ET LES SYSTÈMES MULTI-AGENTS

Le concept d'agent, entité réelle ou abstraite, communicante, capable d'actions sur elle-même et d'interactions avec son environnement, et la notion de système d'agents, entraînent l'apparition de nouvelles préoccupations parmi lesquelles :

- **Identité** : comment et à quoi reconnaître un agent ? Quels sont les principes qui en définissent et en régissent son identité ? Est-ce son comportement, ses connaissances, ses buts, son appartenance à une classe, ses réactions face à l'environnement ou encore les interactions avec les autres agents ?
- **De l'individu au collectif** : dans un système d'agents la distribution des compétences, des tâches, des rôles, nécessite, pour que le système soit viable, des processus intégrateurs (coordination, communication, organisation ou coopération). Or la dualité entre le tout et les parties, entre distribution et unification, entre hétérogénéité et homogénéité, est rarement prise en compte dans les méthodes d'analyse comme de conception de systèmes multi-agents. J'ai essayé, avec M. Barat, d'apporter une contribution en proposant la notion de Principe Intégrateur. [Erceau Barat 92].
- **L'émergence** : Dans les systèmes à fonctionnalités émergentes ([Forrest 91], [Wavish 91]) l'analyse du phénomène d'émergence et des interactions entre agents, par une approche linéaire des relations de cause à effet, n'apporte que peu d'explication car s'il y a émergence c'est qu'il y a rupture de la chaîne de causalité. L'analyse des interactions doit intégrer la dualité entre le tout et les parties.

La définition évoquée plus haut (un agent est une entité réelle ou abstraite, indépendante et communicante, capable d'actions sur elle-même et d'interactions avec son environnement) implique que soient définies simultanément ses caractéristiques internes et sa capacité à maintenir, dans son environnement, les dites caractéristiques dans un certain état d'équilibre. Un agent ne peut donc se définir uniquement en tant qu'entité isolée. Il ne peut se définir que par rapport à un environnement ou à un monde multi-agent avec lequel il est en interaction et à la définition duquel il participe. Ce sont ces interactions qui lui permettent de maintenir ses caractéristiques, c'est à dire son identité, qui lui permettent de coopérer avec les autres agents, qui lui permettent d'assurer son autonomie et sa viabilité. Un agent est donc un triplet (e, E, I) où e est l'entité réelle ou abstraite, E son environnement et I l'ensemble des interactions entre e et E.

L'approche de l'IAD conduit à modéliser les systèmes comme des systèmes distribués où des entités, informatiques ou non, coopèrent pour résoudre un problème donné. Ce problème peut aussi bien être une tâche à effectuer que simplement assurer la survie de la population ou de ses membres et en assurer l'autonomie. Pour résoudre de tels problèmes dans une population d'agents donnée, il est nécessaire de spécifier les comportements individuels des agents de sorte qu'ils induisent un comportement cohérent de la population conduisant à la solution, soit directement soit par effet de bord. Le passage d'une description individuelle à un comportement global pose le problème de la définition des interactions nécessaires à la coopération entre les agents. La difficulté est triple. Tout d'abord, pour qu'il y ait coopération, il doit y avoir nécessairement interdépendance entre les réactions des agents. Ensuite, du fait de la propagation des réactions de proche en proche, il faut tenir compte des agents proches mais aussi éloignés. En plus des réactions des autres agents, il faut tenir compte de l'influence de ses propres actions sur les autres agents. Apparaît alors, tout naturellement dans ces interactions leur caractère, à la fois symétrique et antagoniste d'une part et d'autre part transitif et récursif.

ANTAGONISMES ET EXISTENCE DES SYSTÈMES

Dans un monde d'interactions irréductibles, effectuer une expérience ou donner une interprétation des résultats expérimentaux revient inévitablement à un découpage du réel qui affecte ce réel lui-même. L'approche agent conduit à des systèmes d'agents dont la définition et les spécifications doivent tenir compte de la dynamique intrinsèque du système. Lupasco a proposé une définition des systèmes basée sur les antagonismes et une logique du contradictoire dont nous allons dire quelques mots.

Pour Lupasco un système est un ensemble de constituants liés par une relation qui relève de leur nature ou de leurs mécanismes d'existence ou encore des forces ou opérations qu'ils expriment dont ils sont ou peuvent être les acteurs.

Première constatation axiomatique de S.L. (le système en termes de structures)

Deux ou plusieurs constituants qu'aucune force de répulsion, d'exclusion, de dissociation ne repousse et ne sépare, et que tout attire et associe, se ramassent en un seul conglomerat: aucun système n'est ainsi possible. Inversement, si deux ou plusieurs constituants se repoussent et s'excluent, et si rien ne les rassemble, ne les associe, ils s'éparpillent et se dispersent: aucun système non plus n'est ainsi possible.

Pour qu'un système puisse se former et exister il faut que ses constituants, de par leur nature ou les lois qui les régissent, soient susceptibles de se rapprocher en même temps que de s'excluent, à la fois de s'attirer et de se repousser, de s'associer et de se dissocier, de s'intégrer ou de se désintégrer.

Tout système est donc fonction de deux forces antagonistes (ou plus généralement d'un ensemble de couples de forces antagonistes) liées l'une à l'autre et constituant une relation d'antagonisme . Lupasco considère donc tout système comme étant une fonction d'une relation d'antagonisme

$$S = f(R)$$

Cette relation d'antagonisme R étant elle-même fonction de deux dynamiques antagonistes d et d* :

$$S = f(d, d^*)$$

R est une relation d'antagonisme qui doit être quantifiée et mesurée en quantité d'antagonisme Q, Q est maximum pour $d = d^*$ et Q décroît selon que $d \ll d^*$ ou que $d \gg d^*$.

Un système est d'autant plus résistant que ses dynamismes antagonistes tendent simultanément vers l'égalité des tensions et il est d'autant plus faible, susceptible de rupture, de désintégration, de dissociation que l'un de ses dynamismes l'emporte sur le dynamisme antagoniste.

Deuxième constatation axiomatique de S.L. (le système en terme d'identité)

Deux constituants rigoureusement identiques, c'est à dire identiques par rapport à leur situation et à leur configuration dans l'espace temps, c'est à dire ne comportant rien qui ne puisse les délimiter et leur conférer le caractère de constituant, se confondraient dans la même continuité et la même homogénéité. Aucun système ne serait possible.

Tout système implique à la fois l'homogénéité et l'hétérogénéité, à des degrés ou paliers respectifs divers, de ses constituants :

$$S = h(h_o, h_e)$$

h_o désigne l'identité (au sens de l'identique, du même), l'homogénéité, l'entropie positive, h_e désigne la non-identité, la différence, l'hétérogénéité, la négentropie ou entropie négative.

Troisième constatation axiomatique de S.L. (le système en termes d'énergie)

Tout système exige de l'énergie pour l'entretien de ses dynamismes, pour l'entretien de son existence. Les constituants de tout système doivent être activés en termes d'énergie et à la limite ne peuvent être qu'énergétiques. Tout élément doit être considéré comme un événement énergétique, le système lui-même étant un événement énergétique.

Pour que l'énergie se manifeste, pour qu'elle agisse, pour qu'elle existe (du moins à l'égard d'un observateur quelconque) il lui faut passer d'un état de potentialité à un certain état d'actualisation. Sans quoi, actualisée rigoureusement, par nature ou par un quelconque processus que ce soit, tout serait rigoureusement et définitivement statique aucun événement ne pourrait plus avoir lieu et donc aucun système ne pourrait s'élaborer.

Toute énergie possède une énergie antagoniste et ces énergies sont telles que l'actualisation de l'une entraîne la potentialisation de l'autre et réciproquement.

d'où la logique de l'énergie proposée par Lupasco :

$$(1) (e_p \rightarrow e_a) \Rightarrow (e^*_a \rightarrow e^*_p) \quad ; \quad (2) (e^*_p \rightarrow e^*_a) \Rightarrow (e_a \rightarrow e_p)$$

(1) qui se lit "la tendance d'un événement énergétique à passer de l'état de potentialisation à l'état d'actualisation implique que l'événement énergétique antagoniste tende réciproquement à passer de l'état d'actualisation à l'état de potentialisation";

(2) qui se lit "la tendance de l'antagoniste d'un événement énergétique à passer de l'état de potentialisation à l'état d'actualisation implique que l'événement énergétique tende réciproquement à passer de l'état d'actualisation à l'état de potentialisation".

En tenant compte du fait que toute énergie qui passe d'un état de potentialisation vers un état d'actualisation se trouve nécessairement, à un moment donné, dans un état intermédiaire, l'état T, où elle rencontre l'énergie antagoniste passant, de l'état d'actualisation à celui de potentialisation, par le même état T. Ce que S.L. propose d'écrire :

$$\begin{array}{ll} (e_p \rightarrow e_T) \Rightarrow (e^*_a \rightarrow e^*_T) & (e_T \rightarrow e_a) \Rightarrow (e^*_T \rightarrow e^*_p) \\ (e^*_p \rightarrow e^*_T) \Rightarrow (e_a \rightarrow e_T) & (e^*_T \rightarrow e^*_a) \Rightarrow (e_T \rightarrow e_p) \end{array}$$

On peut convenir que tout événement énergétique implique un événement énergétique antagoniste

$$e_a \Rightarrow e^*_p \quad ; \quad e_T \Rightarrow e^*_T \quad ; \quad e^*_a \Rightarrow e_p$$

DE LA DYNAMIQUE ANTAGONISTE À L'IDENTITÉ DES AGENTS

La définition d'un agent tel que nous l'entendons (en tant que triplet e, E, I) repose sur le double paradoxe suivant :

- un agent se définit par rapport à un environnement multi-agents à la définition duquel il participe,
- un agent est défini par des caractéristiques et dans un même temps se définit par la capacité à maintenir ces caractéristiques dans un certain état d'équilibre, par rapport à lui-même et à son environnement.

Nous partirons de quelques définitions dont certaines sont issues des travaux du groupe Miriad (LAFORIA- J. Ferber [Miriad 92])

Représentation d'un agent

Un agent est représenté par un certain nombre de caractéristiques structurelles, environnementales, comportementales, énergétiques, etc... Ces caractéristiques peuvent être considérées comme les constituants de l'agent et être eux-mêmes des agents.

On appellera "indice" la plus petite unité caractéristique de représentation dans le monde de ces agents. La représentation d'un agent est donc un ensemble d'indices. Un agent est donc un ensemble identifiable d'indices.

Déterminant d'un agent

On appelle déterminant d'un agent l'ensemble de ses caractéristiques (structurelles, environnementales, comportementales, énergétiques,...).

On notera IX le déterminant de X (I comme "ce qui Identifie")

Note : le lecteur doit faire attention et bien faire la différence entre identité au sens du même et identité au sens de identifiable.

Noyau du déterminant d'un agent

C'est l'ensemble des indices d'un agent tels que si on supprime l'un quelconque de ces indices l'agent n'est plus identifiable.

Différentiel d'un agent

On appelle différentiel du déterminant d'un agent, l'évolution de ce déterminant au cours du temps.

On notera : ΔIX le différentiel du déterminant de X .

Déterminant d'un groupe

Un groupe d'agent est défini comme un ensemble d'agents possédant un ou plusieurs indices communs. Si G est un groupe d'agents, on notera IG le déterminant du groupe défini par l'intersection (non nulle) des déterminants des agents qui le composent.

Soucieux de tenir compte de l'articulation individu/collectif, il nous a semblé nécessaire d'ajouter aux définitions précédentes la suivante :

Discriminant d'un agent relativement à un groupe

On appelle discriminant d'un agent relativement à un groupe d'agents l'ensemble minimal des indices qui permettent de différencier l'agent des autres agents du groupe.

On notera DX le discriminant de X (D comme "ce qui Discrimine")

Note : logiquement, on devrait noter DX/G mais on considérera, dans un premier temps, qu'il n'est fait référence qu'à un seul groupe d'agents.

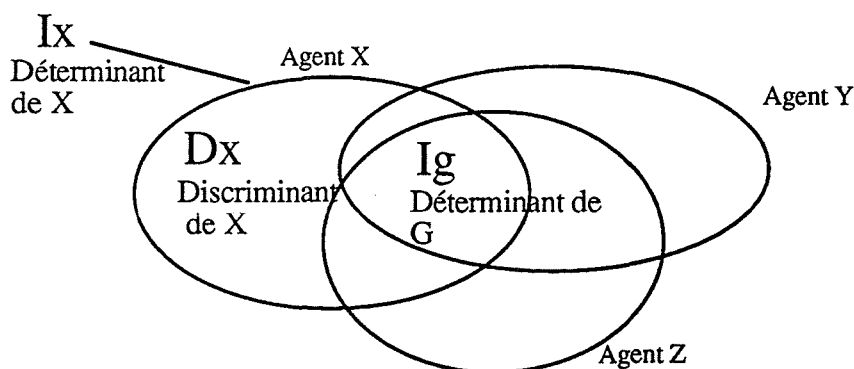


Fig. 1 Représentation graphique des notations

Identité d'un agent

La distribution dans un système d'IAD implique qu'un agent soit plongé dans un environnement à la définition duquel il participe. Son identité se construit autour d'un point d'équilibre entre une tendance à "coller" à l'identité d'un groupe (l'ensemble des agents, une classe, une organisation) et une tendance contradictoire à s'en démarquer.

Un agent est une entité réelle ou abstraite capable de maintenir le couple (I_X, D_X) autour d'un point que l'on nomme Identité de l'agent, et ce quelque soit les changements de l'environnement et les groupes auxquels l'agent appartient.

Nous trouvons d'ailleurs dans les étapes de la construction des systèmes d'IAD classiques les traces de cette dialectique : lorsque l'on définit un agent comme instance d'une classe d'agents prédéfinie, on affirme cette tendance homogénéisante mais dans un même temps, on doit distinguer l'agent des autres instances soit par des valeurs différentes de ses attributs soit par une localisation spatiale différente. Cette dialectique est ici pauvre et réduite à une simple expression statique dans la mesure où l'identité de l'agent est réalisé de l'extérieur de l'agent, c'est le *Deus ex machina* de l'IAD !

Il n'en est pas de même lorsque l'on souhaite réaliser (ou simuler) des agents autonomes c'est-à-dire régis par leur propres lois. Dans ce cas, la dialectique précédente prend toute sa force car elle aboutit à la synthèse d'une tendance exogène à l'homogénéisation et d'une tendance endogène à l'hétérogénéisation. Nous retrouverons cette dualité dans la définition formelle de l'identité d'un agent.

Le caractère paradoxal est présent dans le Tractatus de Wittgenstein : "*dire de deux choses qu'elles sont identiques est une absurdité, et dire d'une chose qu'elle est identique à elle-même c'est ne rien dire du tout*" [Wittgenstein 61]. On le retrouve dans Lupasco: "*... à chaque identité, il faut associer une non-identité ou diversité contradictoire, et telles, qu'elles soient toutes les deux des processus dynamiques s'actualisant et se potentialisant l'une l'autre relativement et alternativement ou se refoulant réciproquement avec une égale tension.*"

Mesure de différence entre agents

Soient X et Y deux agents pris dans un groupe G. On définit une distance entre deux agents (notée $\delta(X, Y)$) de la façon suivante :

$$\delta(X, Y) = (|DX| + |DY|) / (|IX| + |IY|)$$

Où $|A|$ représente le cardinal de l'ensemble A . $\delta(X,Y)$ est la probabilité qu'un élément de $I_X \cup I_Y$ appartient à la différence symétrique de X et de Y .

De façon intuitive, $\delta(X,Y)$ mesure donc la différence relative de X et de Y .

Si $\delta(X,Y) = 0$ alors on dira que X et Y sont identiques,

Si $\delta(X,Y) = 1$ alors on dira que X et Y sont distincts.

En fait des éléments peuvent être considérés comme identiques, et sont considérés comme tels par simplification, lorsque $\delta(Y,Z)$ est proche de 0. Le terme proche suppose donc un seuil fixé par le contexte.

Evoluteurs

Que ce soit dans ses aspects culturels, comportementaux, énergétiques ou dans ses caractéristiques, un agent change au cours du temps. Ses indices évoluent et par conséquent son déterminant évolue également. On appelle **évoluteur** toute action, provoquée ou non par l'agent, qui entraîne un différentiel non nul. En d'autres termes, si X est un agent, ∂ est un évoluteur ssi $I_X \neq I_{\partial(X)}$.

On ne s'intéressera pas ici aux origines ni à la finalité des évoluteurs mais plutôt à leurs effets sur les agents et au sein des groupes d'agents.

les évoluteurs homogénéisants

Ces évoluteurs transforment les agents pour les rendre plus semblables les uns aux autres, pour gommer leur différences.

Soit X un agent et ∂ un évoluteur, ∂ est un évoluteur homogénéisant ssi

$$\forall Y : \delta(\partial(X), Y) \leq \delta(X, Y)$$

Nous noterons $\partial_{h_0}(X)$ l'application d'un évoluteur homogénéisant sur l'agent X . La classe de ces évoluteurs sera notée $>$ qui symbolise en quelque sorte le passage du mode binaire au mode unaire : de la différence à l'unité.

Les évoluteurs hétérogénéisants

Ces évoluteurs transforment les agents pour les rendre plus distincts les uns des autres, pour accentuer leur différences.

Soit X un agent et ∂ un évoluteur, ∂ est un évoluteur hétérogénéisant ssi

$$\forall Y : \delta(\partial(X), Y) \geq \delta(X, Y)$$

Nous noterons $\partial_{h_1}(X)$ l'application d'un évoluteur hétérogénéisant sur X . Cette classe d'évoluteurs sera notée $<$ pour symboliser le passage du mode unaire au mode binaire : de l'unité à la différence.

De la même façon on peut, en regard de la troisième constatation axiomatique, définir des évoluteurs actualisant et des évoluteurs potentialisant.

Identité d'un agent

L'équilibre des évoluteurs hétérogénéisant et homogénéisant
 $\partial h_é(X) = \partial h_0(X)$

définit un point stable que nous appellerons appelé Identité de l'agent X. Ce point stable devra être un attracteur de façon à garantir l'existence de l'agent.

DE LA DYNAMIQUE ANTAGONISTE À L'AUTONOMIE

La logique dynamique du contradictoire

La source de la logique dynamique du contradictoire (LDC) est la constatation que l'univers est constamment source de conflits et d'antagonismes. Lupasco a été, comme la plupart des scientifiques de sa génération, profondément marqué par les résultats de la physique nucléaire et des paradoxes qu'elle mettait en évidence sur l'aspect corpusculaire et ondulatoire de la lumière. En 1951, il formalise ses travaux par la logique dynamique du contradictoire basée sur le principe d'antagonisme qui s'énonce dans (Lupasco, 51) de la façon suivante : "A tout phénomène ou élément logique quelconque, et donc au jugement qui le pense, à la proposition qui l'exprime, au signe qui le symbolise: *p*, par exemple, doit toujours être associé, structurellement et fonctionnellement, un anti-phénomène ou anti-élément logique, et donc un jugement, une proposition, un signe contradictoire : *non-p* de telle sorte que *p* ou *non-p* ne peut jamais qu'être potentialisé par l'actualisation de *non-p* ou *p*" .

La logique LDC n'est pas une logique "calculatoire", tout au moins sous la forme proposée par Lupasco, ce qui en limite la portée. Cependant, nous pouvons en extraire les principaux éléments d'une axiomatique :

- 1)- Les propositions (appelés ici Evénements) de la logique LDC sont organisées en couples (E, $\neg E$) où pour tout événement E, il existe un non événement $\neg E$ (qui correspond à la négation de la logique classique) qui lui est structurellement et fonctionnellement associé.
- 2)- A la notion de proposition vraie (resp. fausse) correspond la notion d'actualisation de l'événement E (resp. potentialisation). Lorsque E s'actualise, $\neg E$ ne disparaît pas complètement mais se potentialise et réciproquement. Ainsi toute actualisation de l'un entraîne la potentialisation de l'autre. Tous les états intermédiaires existent entre une actualisation infinie (qui équivaut au vrai de la logique classique) et une potentialisation infinie (qui correspond au faux de la logique classique). Mais ni l'actualisation ni la potentialisation ne peuvent être complète et absolue.
- 3)- Aux deux états **a** (pour actuel) et **p** (pour potentiel) s'ajoute un troisième état intermédiaire, **T** (pour Tiers-inclus) qui correspond à une semi-actualisation ou semi-potentialisation.
- 4)- Lorsque E passe de l'état **a** à l'état **p**, ou lorsqu'il passe de l'état **p** à l'état **a**, il passe nécessairement par l'état **T**.
- 5)- Les événements E et $\neg E$ vérifient la suite d'implications de base :

$$\begin{aligned} E_a \supset \neg E_p & \quad ; \quad \neg E_a \supset E_p ; \quad \neg E_T \supset E_T \\ E_p \supset \neg E_a & \quad ; \quad \neg E_p \supset E_a ; \quad E_T \supset \neg E_T \end{aligned}$$

L'état T est à la LDC ce que l'état d'équilibre est à la logique classique. L'état T correspond à une actualisation maximale de la contradiction, c'est l'état dans lequel les contraires cohabitent. La LDC est donc une logique du tiers inclu.

Deux exemples intuitifs de l'état T

Le paradoxe

Un exemple trivial (dans le sens où il ne fait qu'effleurer la pensée de Lupasco), est donné par le paradoxe dit d'autoréférence: "*cette phrase est fausse*". La logique de l'antagonisme, et nous le verrons encore plus loin, suppose la présence d'un observateur, dispositif physique ou psychique qui interprète (c-à-d trouve un sens) le phénomène observé. Ainsi, dans notre exemple, les deux valeurs de vérité antagonistes : *vrai* et *faux* s'actualisent et se potentialisent successivement dans l'observation ou la lecture ou encore l'interprétation que l'observateur en a. Le paradoxe se révèle justement dans la circularité des actualisations et des potentialisations. De cet antagonisme émerge un état supplémentaire, l'état T dans lequel les deux états *vrai* et *faux* coexistent de façon contradictoire ; le paradoxe s'identifie à cet état T : cohabitation de deux événements contradictoires.

L'oscillateur mécanique

L'autre exemple s'appuie sur le dispositif expérimental représenté dans la figure 1. Deux cylindres identiques tournent en sens inverse à la même vitesse. Lorsqu'un barreau suffisamment long est posé sur ces deux cylindres, il prend alors un mouvement de va-et-vient. Ce mouvement est facilement explicable en tenant compte de la dynamique du système mécanique. Néanmoins, il est réductible, en théorie, à un état d'équilibre dans lequel le barreau ne bouge pas car il est soumis à deux forces contradictoires de même intensité. Dans la pratique, un tel système figé est impossible à réaliser. La moindre petite différence tend à faire basculer le barreau vers la droite où vers la gauche. Le mouvement s'amorce donc puis persiste à cause de l'inertie du système. Dans la métaphore de la logique de l'antagonisme, le mouvement de va-et-vient émerge de l'antagonisme des deux forces, il est la matérialisation de l'état T, état dans lequel les deux forces contradictoires coexistent.

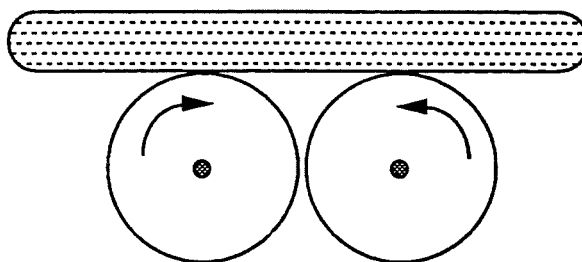


Fig. 1

Quel sera le mouvement du barreau ?

Liens avec d'autres domaines

L'état T se distingue de l'état U (pour Unknown) des logiques trivalentes car l'état U se résume à l'incertain ou encore à "ni vrai ni faux " alors que l'état T se construit autour de l'énoncé "vrai et faux".

Cette notion d'état T se rapproche, en la dépassant, de la synthèse de la dialectique de Hegel (dans laquelle se fonde l'antagonisme inhérent entre la thèse et l'antithèse). On retrouve également cette relation dialectique entre le signe et le sens, le signifiant et le signifié, le symbole et son message. Ferdinand de Saussure, le père de la linguistique moderne, ne s'y trompe pas quand il écrit : "La langue est comparable à une feuille de papier. La pensée est le recto et le son le verso; on ne peut découper le recto sans découper en même temps le verso; de même dans la langue on ne saurait isoler le son de la pensée ni la pensée du son" (Saussure, 06).

Un autre exemple moins trivial développé dans (Lupasco, 87) concerne l'antagonisme fondamental qui engendre la matière vivante. Cet antagonisme est celui qui existe entre deux forces contradictoires que sont l'hétérogénéisation ou identité et l'homogénéisation ou diversité. Si l'antagonisme entre ces deux forces est clair, ce qui l'est moins est la notion de système émergent de l'antagonisme. La vie se manifeste, existe de par la coexistence de ces deux forces antagonistes et même peut être identifiée à cet antagonisme. La vie est, comme le dit Henri Atlan dans (Atlan, 86), entre l'ordre et le désordre, "entre le cristal et la fumée".

Les travaux de Stéphane Lupasco (également présentés dans (Benhamou, 92), (Dugué, 91), (Giré, 88) et (Wunenburger, 90)) apportent un éclairage nouveau et fournissent, sinon une méthode tout au moins une grille d'analyse et de représentation des phénomènes. Le problème étant toujours le suivant: à partir de cette grille, trouver un formalisme permettant une modélisation et des traitements informatisés de la dynamique des interactions aussi bien à l'intérieur des agents qu'entre les agents.

Enfin certains auteurs ont mis en évidence des liens étroits entre les travaux de Lupasco et les philosophies d'inspiration orientale (Dugué, 91) et même avec l'alchimie (Wunenburger, 92). Ces rapprochements sont intéressants mais nous ferons l'économie de leur présentation dans le cadre de ce papier. Ils pourront alimenter à Rochebrune quelque discussion de "coin du feu".

Couples d'évoluteurs et logique du contradictoire

Tout couple dynamique d'évoluteurs antagonistes peut s'écrire (∂, ∂^*) . Un tel couple, pour être formateur d'un système, doit s'appliquer à un couple d'évènements antagonistes (E, E^*) . Il doit comporter, comme condition de sa possibilité d'exister, deux coefficients, liés l'un par rapport à l'autre, se définissant l'un par l'autre et constituant une relation de contradiction. Ainsi en est-il de l'homogénéisation et de l'hétérogénéisation d'une part et de l'actualisation et de la potentialisation d'autre part.

Cette relation de contradiction C est progressivement plus grande lorsque ∂ et ∂^* tendent vers l'égalité et va en décroissant avec $\partial < \partial^*$ ou avec $\partial^* > \partial$; De façon antagoniste et réciproque une relation de non-contradiction C^* s'élabore alors progressivement de la sorte que

$$S = f [(\partial, \partial^*), (E, E^*)] = g (Q, C, C^*)$$

• pour $\partial > \partial^*$ ou $\partial < \partial^*$ Q quantité d'antagonisme décroît, la contradiction C décroît et la non-contradiction C^* croît;

• Pour $S = f [\partial = \partial^*]$ Q est maximum, C est maximum et C^* est minimum

Autonomie d'un agent

Nous avons défini l'identité d'un agent X par l'équilibre des évoluteurs hétérogénéisant et homogénéisant

$$\partial h_e(X) = \partial h_o(X)$$

Lorsque l'équilibre est statique (et donc régit par la logique classique), l'égalité précédente donne naissance à des objets statiques dont l'identité est immuable (par exemple des objets mathématiques sans autonomie).

Au sein des systèmes en équilibre, les évoluteurs sont organisés en couples (∂, ∂^*) antagonistes régis par les axiomes de la logique LDC. Il existe donc, pour chaque couple, un état T, état intermédiaire qui réalise l'équilibre dynamique entre une actualisation complète de ∂ et celle de ∂^* .

Un agent se définit, d'un point de vue systémique autour de ces états T.

De manière intuitive, l'identité se construit autour de l'appartenance à un groupe (adoption d'un comportement commun, respect d'une loi ou d'une culture) et dans le même temps de l'affirmation de sa personnalité par rapport aux autres. D'ailleurs la construction de soi n'est-elle pas une suite de séquences assimilation / rupture ?

La dynamique de maintien de cet équilibre peut s'écrire

$$A(X) = f [(\partial a = \partial p), (\partial h_e, \partial h_o), (E, E^*)]$$

Lorsque l'équilibre est dynamique, les agents sont autonomes et peuvent s'adapter à leur environnement en vue de maintenir l'égalité précédente (voir par exemple l'application des techniques multi-agents pour la simulation du comportement des fourmis [Drogoul 92] ou pour la régulation du trafic aérien [Zeghal 93]).

Considérons un agent X possédant des classes d'indices de 1 à n et soumis à un nombre m d'évènements énergétiques qui ont tendance soit à s'actualiser soit à se potentialiser.

Supposons que l'actualisation d'un évènement e_j implique l'hétérogénéisation de X au niveau de la classe d'indices i. Ceci s'écrit : $\partial a e_j \Rightarrow \partial h_e(X)_i$.

Supposons que la potentialisation d'un évènement e^*_k entraîne l'homogénéisation de X au niveau de la classe d'indices i, ceci s'écrira : $\partial p e^*_k \Rightarrow \partial h_o(X)_i$.

Je propose donc comme définition de l'autonomie : L'autonomie de X dans la classe d'indices i correspond à un état de X atteint lorsque la dynamique des évènements énergétiques e_j et e^*_k permettra de maintenir $\partial h_e(X)_i = \partial h_o(X)_i$.

Si l'autonomie de X est acquise à un instant donné t pour toutes les classes d'indices de X, y compris celle des évènements énergétiques, alors X est, à l'instant t indépendant.

EXEMPLE ILLUSTRATIF :

Considérons le système social constitué par une famille avec les deux parents et un enfant, système que nous représenterons par le triplet [P, M, E] . L'approche agent nous conduit à considérer l'agent famille et les trois agents P, M, E dans leurs interrelations intrafamiliales et dans les relations entre l'agent famille et son environnement. Ce sont ces relations extra familiales qui assurent l'autonomie de la famille. Durant toute sa jeunesse l'enfant fait partie de la famille et il y a corrélation entre le comportement de l'identité de l'être et l'identité de l'individu. J'appelle *être* l'identité psychobiologique et *individu* l'entité sociale.

Considérons les classes d'indices suivantes, communes au trois membres de la famille : classe des indices affectifs, classe des indices culturels, classe des indices lieu de vie.

Lorsque l'enfant est jeune tout évènement énergétique entraînant des tendances à l'hétérogénéisation seront contrés par des évènements énergétiques antagonistes ayant tendance à homogénéiser. Que ce soit sur le plan affectif, sur le plan culturel, sur le plan du lieu de vie.

Lorsque l'enfant sera adolescent les évènements énergétiques entraînant des tendances à l'hétérogénéisation seront plus difficilement contrés par des évènements antagonistes homogénéisant car la quantité d'antagonisme nécessaire sera plus grande.

Sur une classe d'indice, le plan culturel par exemple, l'autonomie sera atteinte lorsque, quelque soit l'évènement énergétique hétérogénéisant l'adolescent sera capable de maintenir sur ce plan l'égalité

$\partial h_e (X)_i = \partial h_o (X)_i$ qui lui assurera une identité culturelle.

Sur le plan affectif le phénomène est le même. Mais sur le plan du lieu de vie il est à penser que la discontinuité de l'hétérogénéisation va entraîner des tendances à l'hétérogénéisation sur les autres plans.

CONCLUSION

Notre culture occidentale apporte à chaque individu dès son plus jeune âge un cadre dans lequel vont émerger, s'établir puis s'enrichir les mécanismes mentaux qui serviront de base à nos raisonnements. Ces mécanismes se construisent suivant plusieurs principes déduits de l'expérience psychologique ou physique. Ces principes sont admis et considérés comme premiers soit temporellement ou ontologiquement en tant qu'élément primordial originel, soit au sens de cause première de raison suffisante. Tout principe est un postulat, donc admis sans démonstration. Il est donc contraint, relatif et soumis à la contingence de l'intelligence qui l'énonce. Et qui plus est, il en est de même des raisonnements et conclusions basées sur lui.

La logique classique, celle donc sur laquelle s'appuient nos raisonnements, est basée sur trois principes: le principe d'identité, le principe de non-contradiction, le principe du tiers exclus. La Logique Du Contradictoire ou logique de l'énergie proposée par Stéphane Lupasco en s'appuyant sur la contradiction et le tiers inclu, m'est toujours apparue très adaptée à la logique des évènements, mais bien sûr pas du tout adaptée à nos raisonnements habituels sur ces évènements. J'ai pensé qu'il était intéressant d'apporter dans le cadre d'une réflexion sur l'autonomie et les interactions fonctionnelles un point de vue "à la Lupasco".

L'oeuvre de Stéphane Lupasco est importante en volume (environ quinze ouvrages publiés) et en originalité. Ce qui frappe le plus je pense dans l'application de sa pensée et de ses travaux en est le caractère eclectique et quasi-universel. Je trouve très dommage que ses oeuvres soient introuvables chez les distributeurs, mêmes réputés, de même que chez les éditeurs, bien que plusieurs de ses ouvrages aient été réédités plusieurs fois.

BIBLIOGRAPHIE

- Amann C. *Entre la naissance et la mort, dialectique de la vie*. La Pensée Universelle, Paris, 1977
- Atlan H. *Entre le cristal et la fumée*, Points, Seuil, Paris, 1986.
- Benhamou Ph. *Définition et caractéristique de l'émergence*, L'Emergence dans les modèles de la cognition, SéminaireENST, Avril 92
- Bernard-Weil, E. *Précis de systémique Ago-Antagoniste Introduction aux stratégies bilatérales*. L'Interdisciplinaire, Limonest, 1988.
- Bourdieu *La distinction* Seuil, 79
- Caillé, Ph. *L'Individu dans le système*. Revue Internationale de Systémique, vol 4, n°2, 1990.
- Donnadiou G. et Layole G. *La régulation sociale de l'entreprise, essai de lecture systémique* Deuxième école européenne de systémique de l'AFCEP, Mont Saint Odile, octobre 92
- Drogoul, A. *Multi-agent Simulation as a Tool for Modelling Societies Application to Social Differentiation in Ants Colonies*. MAAMAW'92, Viterbo, Italy, juillet 1992.
- Dugué B. *Utilisation de la logique dynamique du contradictoire pour formaliser les systèmes vers un paradigme ondulatoire en biologie?* Revue Internationale de Systémique, vol 5, n°4, pp435-469.
- Erceau J. et Ferber J. *L'Intelligence Artificielle Distribuée* La Recherche 233, juin 1991, vol 22, pp 750-758.
- Erceau J. et Barat M. *Le Principe Intégrateur pour concevoir des systèmes complexes multi-experts* Conception des systèmes du futur, Strasbourg, nov. 92.
- Forrest Stephanie *Emergent Computation* MIT/North-Holland 1991
- Giré Alain *Théorie ouvertes des Systèmes* Paris, 1988
- Lupasco S. *Le principe d'antagonisme et la logique de l'énergie*. Rocher, Paris 1951, réédité en 1987.
- Lupasco S. *Du devenir logique et de l'affectivité*, Vrin, 1935
- Lupasco S. *L'énergie et la matière psychique*, Julliard, 1974
- Lupasco S. *L'énergie et la matière vivante*, Julliard 1974, Le Rocher 1987
- Lupasco S. *Psychisme et sociologie*, Casterman, 1978
- Lupasco S. *Les trois matières*, Cohérence, 1983
- Lupasco S. *L'univers psychique*, Denoël, 1979
- Lupasco S. *L'homme et les trois éthiques*, Le Rocher,

- Miriad (Collectif Miriad - LAFORIA-ONERA) *Approcher la notion de collectif*, Journées de Rochebrune : "Intelligence Collective" Janvier 93
- Morin E. *La Méthode* (Seuil) I : La Nature de la Nature 1977, II : La Vie de la Vie 1980, III : La Connaissance de la Connaissance 1986.
- Minsky M. *La société de l'esprit*. InterEditions, Paris 1988.
- De Saussure F. *Cours de linguistique générale* Payot, Lausanne-Paris, 1906
- Wavish Peter *Exploiting Emergent Behaviour in Multi-Agent Systems*. MAAMAW'91, Kaiserslautern, Germany, Août 1991.
- Wittgenstein L. *Tractatus Logico-philosophicus*. Gallimard, 1961
- Wunenburger Jean-Jacques *La raison Contradictoire : La pensée du complexe* Albin Michel, 1990
- Zeghal Karim *Coordination d'action et contrôle progressif dans le trafic aérien* Journées francophones sur l'IAD et les systèmes multi-agents Toulouse, avril 93

Interactions, intra-actions, et autonomie de la Machine Gosseyn

Jean-Marc Fouet
Aline Berthomé-Montoy
Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes d'Information
Université Claude Bernard et INSA de Lyon
43 Bd du 11 Novembre 1918
69662 Villeurbanne Cedex
fouet@lisisun.univ-lyon1.fr

1. Introduction.

1.1. Contexte.

La Machine Gosseyn (MG) est un système à base d'objets actifs (listes de triplets attribut/facette/valeur échangeant des messages). Elle peut être utilisée :

- comme un Système de Gestion de Données Orienté Objets ;
- comme un générateur de Systèmes à Base de Connaissances, par introduction de règles du Premier Ordre Augmenté¹ ;
- comme frontal d'un autre système, par exemple un code de calcul ou de DAO.

Dans la MG, tout est objet actif ; le respect scrupuleux de ce principe de modèle unique universel va nous faciliter la tâche par la suite. La seule exception est le message "new" envoyé à la classe des messages, qui ne peut (pour des raisons de récursion infinie) être lui-même instance de la classe des messages.

La partie procédurale du système est constituée :

- de règles et méta-règles, en logique 1+ , interprétées et/ou compilées ;
- de méthodes, destinées à être déroulées à réception d'un message ;
- de réflexes (si-besoin, si-modif...), destinés à être activés lors de l'accès à la facette-valeur d'un attribut d'un objet.

Les deux derniers constituants sont des fonctions, écrites par l'intermédiaire d'un pré-processeur de Lisp. Ces fonctions sont elles-mêmes, bien entendu, des objets, au source desquels la Machine a accès en lecture et en écriture.

Valeurs et méthodes sont héritables ; la hiérarchie d'héritage est un arbre.

A la fin d'une session, l'ensemble des objets-messages échangés entre les différents objets du système est enregistré sur fichier. Ce fichier peut ensuite être relu et analysé par le système. Si la Machine n'a pas été modifiée entre temps, elle a donc ainsi la possibilité d'étudier son propre comportement passé². Sinon, et à condition d'avoir conservé les sources de la version correspondante, elle peut étudier le comportement d'une Machine qui n'est plus elle-même.

Cet ensemble de messages forme une forêt, puisque le traitement d'un message par son destinataire peut avoir amené ce dernier à émettre à son tour des messages.

Il y a un objet-actif qui n'est pas un composant de la Machine : l'utilisateur. Mais elle ne le sait pas : pour elle, c'est un objet comme un autre, qui envoie des messages (clic) et en reçoit (sur l'écran).

Par respect pour le modèle unique, un objet ayant besoin d'accéder à la valeur de l'un de ses propres attributs s'enverra un message, désigné dans la suite comme "auto-message".

On peut donc étudier, avec en grande partie le même outillage, trois types d'échanges :

- les interactions entre le système et ses utilisateurs ;

¹ Le quantificateur universel peut porter sur les attributs, qui forment une partie des prédicats.

² L'introspection "en temps réel" ne sera pas abordée ici.

- les interactions entre les composants du système, intra-actions du système ;
- les intra-actions au sein de chaque composant du système, interactions entre un composant et lui-même.

1.2. Autonomie.

Pour nous, l'autonomie de la Machine Gosseyn se traduit par le fait que, à la suite d'une interaction avec l'un de ses utilisateurs elle se modifie, sans que l'interaction ait eu cette modification pour but. La seule petite entorse à ce principe peut consister à ce que l'utilisateur exprime en fin de session son insatisfaction, à condition qu'il ne suggère en aucune manière le moyen d'y remédier.

Pour réaliser cette modification, la Machine a besoin d'un critère.

1.3. Critères.

Nous distinguons deux types de critères : les critères mystérieux et les critères exploitables.

Les critères mystérieux sont tels que l'on n'a pas de moyen de prévoir l'effet d'une modification sur leur satisfaction ; on est alors condamné à procéder par essais successifs, et lorsqu'on a convergé on ne sait pas pourquoi. On a appris, mais on n'a pas appris à apprendre.

Des critères exploitables, au contraire, on doit pouvoir déduire une action tendant à les satisfaire. Les études menées sur la Machine Gosseyn, avec un degré plus ou moins grand d'avancement, portent sur les critères suivants :

- suppression des "plantages" ;
- diminution du nombre d'opérations faites par l'utilisateur ;
- diminution du temps d'hésitation de l'utilisateur ;
- diminution du temps de calcul.

Le premier point ressort du debugging automatique. Il a fait l'objet, dans notre laboratoire, de deux mémoires de DEA ; l'un [Masmoudi 93] concerne la recherche des causes de l'erreur, et l'autre [Jantzen 93] la spécification de la correction. Ces recherches ne sont pas assez avancées pour que nous en parlions ici.

Les deux points suivants sont liés à la notion d'interface auto-adaptative et seront développés au chapitre 2 ci-dessous. Le dernier (auto-accélération) a déjà été évoqué à Rochebrune [Fouet 92], et nous nous permettrons d'entrer dans les détails au chapitre 3.

1.4. Degrés de liberté.

La modification de la Machine peut consister en l'ajout, la suppression, ou la modification d'un objet. Rappelons que tout est objet.

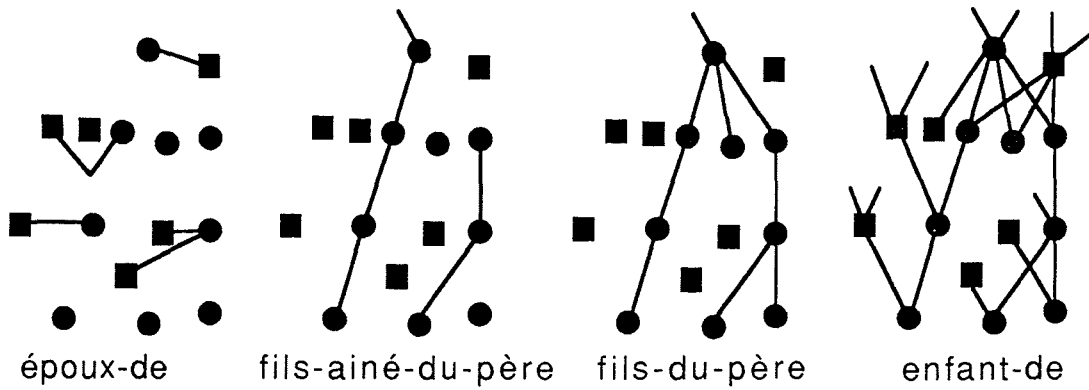
La modification d'un objet peut consister en l'ajout, la suppression ou la modification d'un attribut.

La modification d'un attribut peut concerner la valeur d'un attribut d'état, ou la méthode associée à un attribut de comportement. Elle peut aussi en concerner une facette autre que la facette-valeur (réflexe par exemple).

Les attributs d'état sont de deux sortes : propriétés (attributs d'arité 1) et relations (arité supérieure à 1).

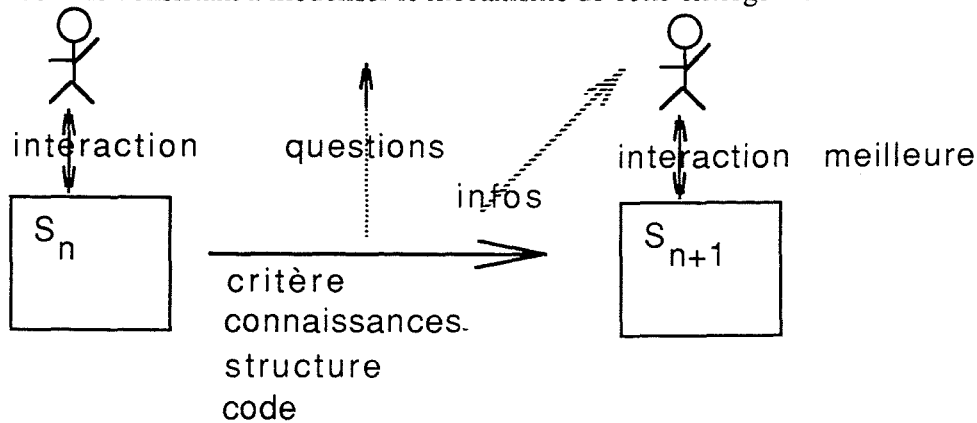
Les propriétés définissent implicitement des ensembles (l'ensemble des objets ayant telle propriété), énumérables par évaluation d'une expression du Premier Ordre.

Les relations définissent des structures ; suivant que la relation est mono- ou multi-valuée, et suivant la valuation de sa relation inverse, la structure associée à une relation peut être un ensemble de segments (exemple : époux-de), de chemins linéaires (exemple : fils-ainé-du-père), d'arbres (exemple : fils-du-père), ou de treillis (exemple : enfant-de).



L'intérêt de ces structures est de simplifier le langage de communication, (en désignant des objets par une expression au Premier Ordre réalisant une opération sur ces structures). Dans le cas particulier de la relation "hérite-de", l'intérêt est de diminuer considérablement le nombre d'informations à stocker, la contrepartie étant le temps nécessaire à l'opération d'héritage¹.

En résumé, pour s'adapter, la Machine pourra jouer sur ses connaissances factuelles (découverte, acquisition ou oubli), leur organisation, et le code qui réalise son comportement. Il est clair que ces modifications seront étroitement liées aux tâches qu'on lui fait accomplir : deux versions initiales identiques mises entre des mains différentes divergeront progressivement. Outre l'amélioration du fonctionnement, ce qui intéresse notre équipe est de voir émerger des structures nouvelles, avant de passer un jour au méta-problème consistant à modéliser le mécanisme de cette émergence.



La figure ci-dessus schématise cet opérateur qui fait passer le système d'un état S_n à un état S_{n+1} plus satisfaisant, par modification de connaissances déclaratives, de structures ou de code, en posant éventuellement des questions, et en informant éventuellement l'utilisateur.

2. Interface homme/machine auto-adaptative.

2.1. Nécessité.

Les logiciels actuels ne se peuvent imaginer sans une documentation, mal traduite de l'Anglais, qui contient plus de lignes que le code lui-même, enrichie régulièrement de mises à jour que personne ne prend la peine d'insérer.

Un ingénieur arrivant dans une entreprise n'est pas, lui, accompagné de sa documentation. Ceci tient à ce que l'interface homme/ingénieur est de suffisamment

¹ Pour diminuer le temps de calcul, supprimer le lien d'héritage ne servirait à rien, au contraire : on le remplacerait par du temps de swap.

bonne qualité pour permettre l'utilisation optimale des ressources de l'ingénieur. Cette qualité vient de ce que l'ingénieur sait communiquer et s'adapter à ses interlocuteurs, et qu'au fil des interactions, cette communication va s'améliorant. Il n'y a aucune raison pour qu'un logiciel n'en fasse pas de même.

2.2. Contexte de l'interaction.

Les seuls media considérés ici sont un écran bitmap non tactile, un clavier et une souris. En amont de l'effort d'adaptation de l'interface, il nous a semblé évident qu'il fallait respecter les normes en vigueur (OSF Motif combinée avec Openwindows) de manière à ce que l'utilisateur soit aussi peu dépaysé que possible lors de ses premiers contacts avec le système, tant dans l'utilisation de la souris que dans la présentation de l'écran.

L'écran présente un certain nombre de fenêtres, de taille et de position ajustables, pouvant être totalement visibles, partiellement visibles, invisibles parce que cachées, ou invisibles parce que fermées. Dans ce dernier cas, il peut en subsister une trace sous forme d'icône. Les objets visibles dans les fenêtres peuvent avoir une sémantique liée à l'application sous-jacente, et/ou une sémantique ergonomique (boutons, curseurs, etc).

Le clavier permet d'introduire du texte, ou de valider une réponse par défaut. Il peut également permettre de mettre en oeuvre des fonctionnalités, soit par recours aux touches "contrôle", "méta", "alt" combinées à d'autres touches, soit par recours aux touches-fonctions dédiées ("char del", "again" etc) ou non ("F1" etc).

La souris a trois touches, qui peuvent être utilisées en "simple clic", "double clic", "drag", etc. Elle permet de désigner un point, d'ouvrir un menu déroulant et d'y sélectionner une opération, de déplacer un objet de manière continue, etc.

L'utilisateur a deux modes d'interaction : la mise en oeuvre d'une fonctionnalité, ou la réponse à une question du système. Cette dichotomie n'a pas de réalité pour le système : mettre en oeuvre une fonctionnalité revient en fait à répondre à la question implicite "que voulez-vous faire maintenant?", et répondre à une question peut mettre en oeuvre une fonctionnalité, par exemple si la réponse consiste à cliquer sur le bouton "aide".

2.3. Points d'intervention possibles.

En vue d'améliorer la qualité de l'interaction, on peut intervenir sur le temps de réflexion de l'utilisateur, et sur le temps de manipulation. Ces interventions peuvent être à effet immédiat (calcul de la bonne réponse par défaut à proposer, par exemple) ou différé (création d'un nouveau bouton pour synthétiser une succession d'actions). Ces interactions peuvent enfin concerner directement l'interface (aide sur la manière d'utiliser la souris, par exemple), ou au contraire l'application sous-jacente (aide sur les différentes manières de faire tracer un cercle, par exemple).

Pour réduire le temps de réflexion, on peut :

- modifier la présentation de l'écran, de manière à ne faire apparaître que l'information pertinente, et à la faire apparaître sous la forme qui exige le moins de scrutation ; en particulier, ne pas lui proposer des actions irréalisables ;
- offrir une aide, passive (bouton "aide") ou active (préambule à une question) ;
- présenter une méta-information (rappel de l'historique de la session, suggestion de ce qui reste à faire) ;
- adapter la présentation et le contrôle du dialogue à l'expérience de l'utilisateur (pour un utilisateur débutant, être plus directif et dire précisément ce que le système attend de lui) ;
- adapter les informations présentes à l'écran aux connaissances de l'utilisateur ;
- rendre les actions de l'utilisateur réversibles (ou demander confirmation pour les actions destructives, donc irréversibles), ce qui réduit l'hésitation.

Pour réduire le temps de manipulation, il est possible de :

- placer au premier plan les objets que l'utilisateur va devoir manipuler, rouvrir les fenêtres qui lui seront nécessaires, etc. ;
- proposer une réponse par défaut là où il n'y en avait pas ;

- proposer la bonne réponse par défaut quand celle qui était proposée est systématiquement rejetée ;
- proposer la création de boutons synthétisant une séquence d'opérations, ou informer de leur existence.

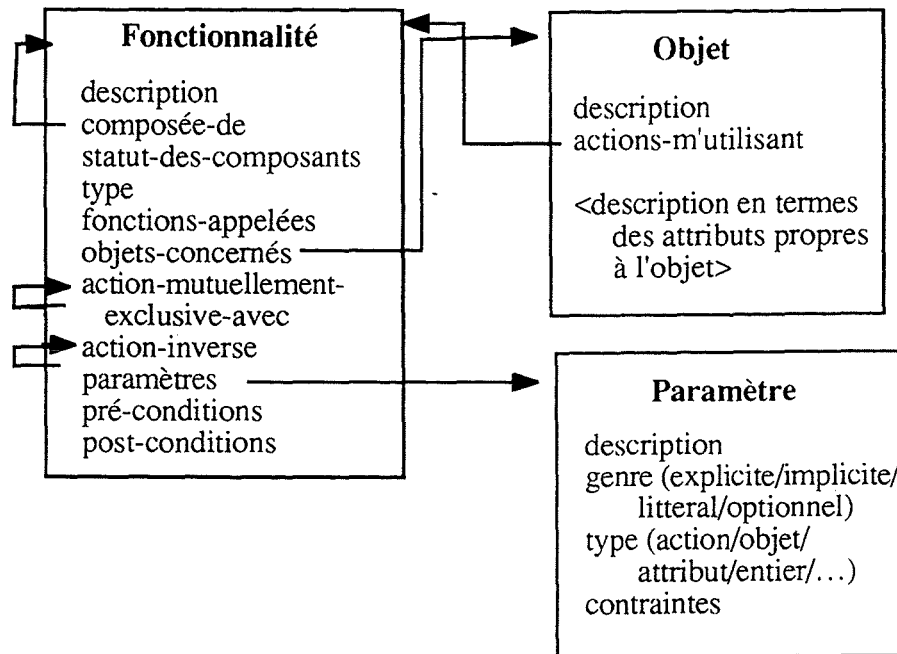
2.4. Modèles.

La réalisation des opérations évoquées ci-dessus nécessite que le système possède :

- un modèle de l'application ;
- un modèle de l'interface ;
- un modèle de l'utilisateur (ou "profil").

2.4.1. Le modèle de l'application.

Dans l'état actuel de nos travaux, le modèle de l'application est entièrement fourni par le concepteur. Ce modèle est inspiré du modèle proposé dans [Foley & al. 88] et est construit autour de la fonctionnalité.



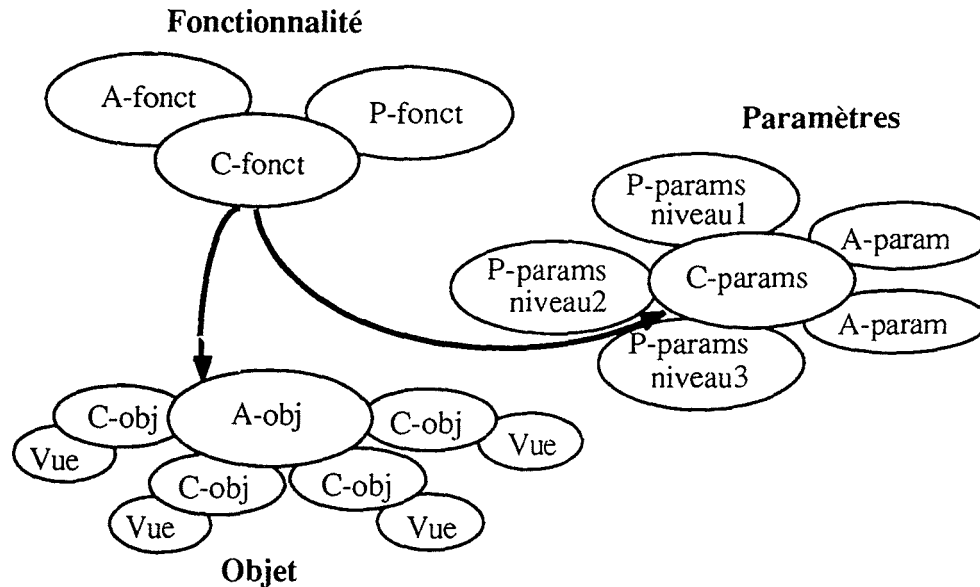
La spécificité de notre modèle réside dans la composition des fonctionnalités et le statut des composants. L'attribut *composée-de* reflète la décomposition de la tâche en sous-tâches. Suivant ce lien, l'ensemble des fonctionnalités du système constitue un arbre correspondant à la structure de la tâche. L'attribut *statut-des-composants* permet d'exprimer un certain nombre de contraintes sur l'ordre d'exécution de ces composants, leur caractère obligatoire ou non, leur caractère itératif, etc. Ces informations seront utiles pour fournir une aide à l'utilisateur : le situer dans le déroulement de la tâche s'il est perdu, lui expliquer ses erreurs, lui suggérer l'action suivante.

Les valeurs des attributs *objets-concernés* et *post-conditions* (modifications d'objets résultant de la réalisation de l'action) indiquent les informations pertinentes et les objets que l'utilisateur devra manipuler.

Les seules modifications possibles du modèles consistent en l'ajout, pour un utilisateur donné, d'une ou plusieurs fonctionnalités synthétisant des séquences d'actions fréquemment utilisées par cet utilisateur. Les informations présentes dans les différents constituants de la séquence permettent de déterminer les caractéristiques des nouvelles fonctionnalités.

2.4.2. Le modèle de l'interface.

Le modèle de l'interface est un modèle multi-agents qui suit la structure d'arbre du modèle de l'application. Pour chaque fonctionnalité, l'interface est constituée des agents suivants :



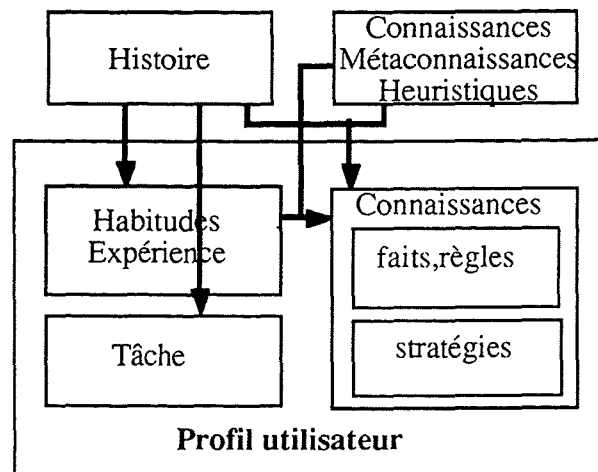
La fonctionnalité est constituée de trois agents. L'application, A-fonct, a été spécifiée par le concepteur. La présentation, P-fonct, est la façon dont elle apparaît à l'écran (le plus souvent une ligne de menu, parfois rien). Le contrôle, C-fonct, est le contrôle du dialogue principal. Il gère la bonne exécution de la fonctionnalité : il vérifie les pré-conditions, affiche les informations pertinentes, recherche les paramètres implicites (i.e. dont la valeur provient des interactions précédentes), demande les paramètres explicites (i.e. que l'utilisateur doit fournir), lance les fonctions à exécuter, autorise ou interdit les fonctionnalités composantes selon leur statut, exécute les post-conditions.

Les divers paramètres explicites d'une fonctionnalité sont contrôlés par un unique agent C-params. Celui-ci a en charge le contrôle du sous dialogue de demande des paramètres. Sur ordre de C-fonct, il sélectionne la présentation de la demande en fonction du niveau d'expérience de l'utilisateur (expérience de l'outil informatique et non du domaine). Il sélectionne les valeurs par défaut utiles. Il attend les réponses de l'utilisateur, et les vérifie relativement à leur type et leurs contraintes. Eventuellement il demande leur rectification. Il renvoie alors les valeurs valides obtenues à C-fonct.

Un objet sans représentation graphique à l'écran est constitué du seul agent application A-fonct. S'il existe une ou plusieurs représentations graphiques de l'objet, celles-ci sont décrites dans les différentes Vues de l'objet. Les agents de contrôle C-obj maintiennent la cohérence entre A-fonct et ses vues. On rejoint ici le modèle PAC [Coutaz 90], dans lequel seuls les objets sont représentés par des agents.

2.4.3. Le profil d'utilisateur.

Le profil de l'utilisateur comporte trois parties : ce qu'il sait (et ce qu'il ignore) du domaine de l'application, des informations relatives à sa tâche, et son comportement vis à vis de l'interface. Ces trois parties sont construites grâce à l'étude de l'historique des sessions. Le profil est réactualisé à la fin de chaque session.



Le comportement de l'utilisateur vis à vis de l'interface comporte lui-même deux parties. La première est relative aux goûts de l'utilisateur en matière d'interfaces (taille, position, couleur des fenêtres, détails de présentation). Lorsqu'un utilisateur change la présentation d'un élément de l'interface, ceci est enregistré dans le profil et l'élément est ensuite présenté de cette façon à cet utilisateur. Cette modification peut être généralisée à une classe d'éléments de l'interface (par exemple les fenêtres de demandes de paramètres). La seconde partie concerne l'expérience du logiciel qu'a l'utilisateur. Selon que celui-ci est débutant ou expérimenté, le dialogue est plus ou moins directif. Pour de gros systèmes, il est important d'avoir cette information pour chaque fonctionnalité, un utilisateur donné pouvant connaître parfaitement certaines parties d'un logiciel et n'avoir jamais utilisé d'autres parties. La détection du niveau d'expérience pour une fonctionnalité donnée s'appuie sur la présence ou l'absence de demandes d'aide, d'erreurs (en particulier violation de contraintes ou ignorance de pré-conditions), et sur les temps d'hésitation.

Dans les informations relatives à la tâche de l'utilisateur figurent deux types d'éléments utiles à l'adaptation de l'interface : les valeurs par défaut utiles, et les séquences d'actions fréquemment utilisées par cet utilisateur, avec les fonctionnalités les synthétisant. Pour déterminer les valeurs par défaut utiles, l'interface utilise les plus récentes valeurs de paramètres fournies par l'utilisateur à cette fonctionnalité. S'il y a une utilisation prédominante d'une valeur pour un paramètre, celle-ci sera utilisée comme valeur par défaut. Si toutes les valeurs sont utilisées à peu près aussi fréquemment, la valeur par défaut ne sera pas modifiée (sauf s'il n'y en avait pas auparavant). La recherche des séquences fréquemment utilisées peut se faire sur plusieurs sessions. La présence de bruit dans une séquences, la possible imbrication des séquences, le fait qu'on ne sait pas ce qu'on cherche, rendent cette recherche complexe. La méthode utilisée s'appuie sur la séparation des événements de l'histoire en fonction des objets concernés, la recherche de séquences sur ces histoires partielles et la reconstitution de séquences portant sur plusieurs objets. Une nouvelle fonctionnalité sera créée sur accord de l'utilisateur, celui-ci étant seul apte à dire si la séquence est réellement cohérente et utile.

La dernière partie du profil, les connaissances de l'utilisateur, est utilisée pour adapter les aides et explications à l'utilisateur. Ainsi, le système lui donnera toutes les informations utiles et seulement celles-ci. La construction du modèle des connaissances de l'utilisateur peut être très longue et inefficace, si le système enregistre une à une les connaissances qu'il suppose connues de l'utilisateur (parce-qu'il les a montrées, parce-que l'utilisateur a dit qu'il le sait, par induction parce-que l'utilisateur connaît plusieurs instances de ce concept,...). [Chin 89] explique que dans un domaine donné, les connaissances ne sont pas acquises dans n'importe quel ordre, mais selon une difficulté croissante. Par conséquent, ayant détecté quelques connaissances de l'utilisateur, on peut classer l'utilisateur sur l'échelle *novice-débutant-intermédiaire-expert* et en déduire ses

connaissances selon leur caractère *simple, banal, ou complexe*. Les connaissances dites *ésotériques* ne dépendent pas du niveau de l'utilisateur; il les connaît s'il en a eu besoin. Ceci donne une approximation des connaissances de l'utilisateur. Il faudra alors enregistrer dans le profil uniquement les informations en contradiction avec le prototype, et celles qui ne peuvent pas en être déduites. Lorsqu'il y a trop de contradictions entre le profil et le prototype, on peut être amené à réviser le niveau de connaissances de l'utilisateur. Cette méthode suppose que les connaissances possédées par le système soient classées selon leur caractère de complexité.

3. Auto-accélération.

3.1. Nécessité.

Qu'ils soient construits autour d'algorithmes quantitatifs ou de connaissances qualitatives, les grands systèmes digitaux posent le double problème de leur élaboration et de leur maintenance, qui dépasse les possibilités d'un humain seul ; si on confie ces tâches à une équipe, les problèmes de management tendent à dépasser les problèmes techniques. Il nous semble en conséquence que le recours à des logiciels pour contribuer à ces tâches est incontournable. Une solution envisagée depuis longtemps consiste à spécifier les logiciels : cette solution se heurte d'une part au fait que cette opération peut s'avérer plus complexe encore que l'écriture du logiciel proprement dit, d'autre part qu'elle impose une vue précise a priori du produit envisagé, ce qui n'est pas le cas dans de nombreux domaines.

La solution que nous préconisons et mettons en oeuvre consiste à ce que le logiciel soit doté de fonctionnalités lui permettant d'évoluer "de son propre chef", non seulement en acceptant des modifications, mais surtout en en décidant. On réalise ainsi une synthèse de programmes à partir de programmes, qui présente l'immense avantage d'adapter le programme à l'utilisation qui en est faite.

3.2. Principe.

Le dogme "tout est objet actif" permet d'implémenter un modèle simple et universel, auquel le système a accès aussi bien pour "comprendre" son propre fonctionnement que pour se modifier. Le dogme "les seules modifications du système résultent de l'émission d'un message" permet au système, moyennant l'enregistrement de ces messages, d'étudier sa propre histoire ; d'autre part, ce dogme permet de n'avoir sous forme de code que le strict nécessaire procédural : dans la recherche des inefficacités, on peut considérer ces procédures comme des boîtes noires qu'il est inutile de chercher à décortiquer.

La première phase du travail consiste à étudier l'histoire d'une session, c'est à dire des échanges successifs de messages, afin d'y détecter une anomalie. Actuellement, cela est réalisé a posteriori, en étudiant une session antérieure. On pourra par la suite envisager un traitement presque en temps réel.

La seconde phase consiste à expliquer l'anomalie, et la troisième à en corriger la cause. Une quatrième phase non négligeable consiste à vérifier que la correction porte ses fruits, dans la mesure où le processus n'est en général pas démontrable.

3.3. Anomalies.

Les anomalies que le système traque font référence à des critères, tels qu'ils ont été mentionnés au §1.3. Un critère "mystérieux" est celui de l'utilité d'une séquence d'opérations : par exemple, le fait de backtracker dans l'exploration d'un arbre est clairement une anomalie par rapport au critère : *trouver la solution linéairement*. Mais ce critère ne contient rien qui permette de dire ce qu'il faudrait faire pour ne pas backtracker dans un cas similaire, et ne permet pas d'ailleurs de définir ce que serait un "cas similaire". Un critère "exploitable", au contraire, est : *diminuer le nombre de messages redondants*. Ce sont les anomalies par rapport à ce critère que nous étudions ici, au prix de la mise en place de notions et de terminologie nous permettant d'abrégé le discours.

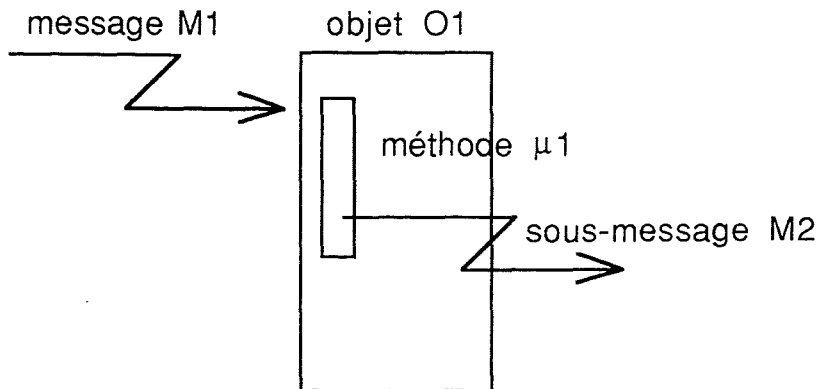
3.4. Notations et terminologie.

Un objet actif est *instance* d'un autre, qui l'a créé à réception d'un message *new*. Il *hérite* d'un autre objet les *valeurs* et les *méthodes* qu'il ne détient pas.

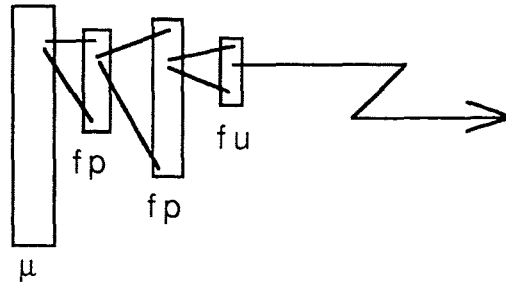
A réception d'un *message*, il déroule la *méthode* associée au *sélecteur* de ce message, méthode qui peut varier d'un objet à un autre.

Si ce message concerne la *valeur* de l'un de ses *attributs*, il peut en outre déclencher des *réflexes*, liés au triplet <objet attribut sélecteur> ; par exemple, certains objets, recevant le message de sélecteur "donne-moi-la-valeur-de-ton" pour leur attribut "âge", déclencheront le réflexe *si-besoin* consistant à calculer la différence entre la date du jour et leur date de naissance.

Le déroulement d'une méthode ou d'un réflexe peut à son tour donner lieu à l'émission de messages. Dans l'exemple ci-dessus, pour donner son âge, l'objet sera amené à se demander à lui-même sa date de naissance. De tels messages seront dans ce qui suit nommés *sous-messages* du message initial. Si l'objet s'envoie un message à lui-même, nous dirons qu'il s'agit d'un *auto-message*.



Au niveau de l'implémentation, le message (conceptuellement émis par un objet) est en fait émis par une fonction. La modularité de la programmation fait qu'il peut s'agir d'une fonction partagée par plusieurs méthodes de plusieurs objets. Nous nommons *fonction usurpatrice* (fu dans la figure ci-dessous) une fonction qui émet concrètement un message, au nom d'un objet. Cette même modularité fait qu'une fonction usurpatrice peut elle-même être appelée par une fonction qui ne soit pas une méthode. Nous nommons *fonction passoire* (fp ci-dessous) une telle fonction.



L'émetteur d'un message peut attendre ou non une réponse. Par abus de langage, nous parlerons dans le premier cas de message *synchrone*, asynchrone dans le second cas. Tout message synchrone peut être transformé en message asynchrone, moyennant une *continuation* ; cela ne sera pas pris en compte ici. Un message peut avoir un *effet de bord*, par exemple la modification de la disposition de l'écran. Nous nous occuperons essentiellement ici des messages synchrones (car ce sont ceux qui ralentissent le système) et sans effet de bord (car il est difficile de décider qu'un effet de bord est inutile).

La détection d'anomalies consiste à chercher des ensembles de messages redondants et coûteux en temps. Il est en effet inutile de chercher à corriger un comportement qui, si surprenant soit-il, ne coûte pas cher. La conséquence de ce principe est que les anomalies détectées dépendent étroitement de l'utilisation qui est faite du système : le même système initial, mis entre des mains différentes, évoluera de manière différente.

On peut détecter un ensemble constitué d'un petit nombre de messages individuellement coûteux, ou d'un grand nombre de messages individuellement peu coûteux. Forts de ce que nous avons dit des procédures programmées, nous n'étudierons un ensemble du premier type que si le coût individuel d'un message s'explique par le fait qu'il est à l'origine d'un grand nombre de sous-messages : nous ne cherchons pas, encore une fois, à corriger les algorithmes programmés. On se ramène donc toujours au deuxième cas, celui d'un grand nombre de "petits" messages.

Tout message M est un 8-uplet composé de :

- un émetteur E ;
- un destinataire D ;
- un sélecteur S ; ce sélecteur peut être *simple* (exemple : es-tu visible?) ou *composé* (donne-moi-la-valeur-de-ta hauteur) , suivant qu'il s'adresse à l'objet ou à l'un de ses attributs ;
- des compléments d'information éventuels C (exemple : une abscisse et une ordonnée, pour le sélecteur "ces-coordonnées-sont-elles-chez-toi") ;
- une réponse R, tout au moins dans le cas des messages synchrones ;
- un ensemble SM de sous-messages, qui est un arbre dont M est la racine ;
- une durée cpu TC (temps facturé entre l'émission du message et la réception de la réponse) ;
- une durée physique TP (temps écoulé dans la réalité).

Ce dernier point n'est exploité, actuellement, que lorsque le destinataire du message est un être humain.

Lorsqu'il reçoit M, D déroule une méthode μ , qui peut faire appel à des fonctions passives, et à des fonctions usurpatrices émettant des sous-messages.

3.5. Typologie des ensembles anormaux de messages.

Un premier ensemble de messages coûteux considéré est l'ensemble des quintuplets $\langle \dots S.R \rangle$, c'est à dire de messages ayant même sélecteur et même réponse. Un tel ensemble reflète une *anomalie du premier ordre* (égalité de valeurs).

Un second ensemble qui attire l'attention est constitué de couples (M M'), M' étant l'un des sous-messages de M, avec $S=S'$ et $R=R'$.

Un troisième, généralisation du second, est constitué de triplets (M M' M''), M' et M'' étant sous-messages de M avec $S'=S''$ et $R'=R''$. De tels ensembles reflètent une *anomalie du second ordre* (relation commune entre valeurs différentes).

Exemples :

- les objets qui demandent à la fenêtre F1 sa hauteur reçoivent tous en réponse 500 ;
- si l'on dit à la partie gauche d'une règle de s'évaluer, elle passe le message à chacune de ses prémisses ; toutes les prémisses qui portent sur une même variable demandent tour à tour à cette variable par quoi elle est instanciée et reçoivent la même réponse ; le phénomène se présente pour toutes les règles, même si les instanciations des variables sont différentes.

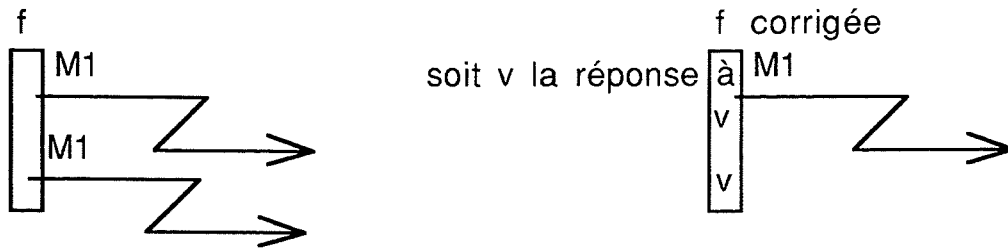
La mise en évidence de tels ensembles peut se compliquer de points aberrants (initialisation par exemple), ou de fluctuations (dans le premier exemple ci-dessus, si l'utilisateur modifie les dimensions de F1, celle-ci répond dorénavant une autre constante).

3.6. Causes et remèdes.

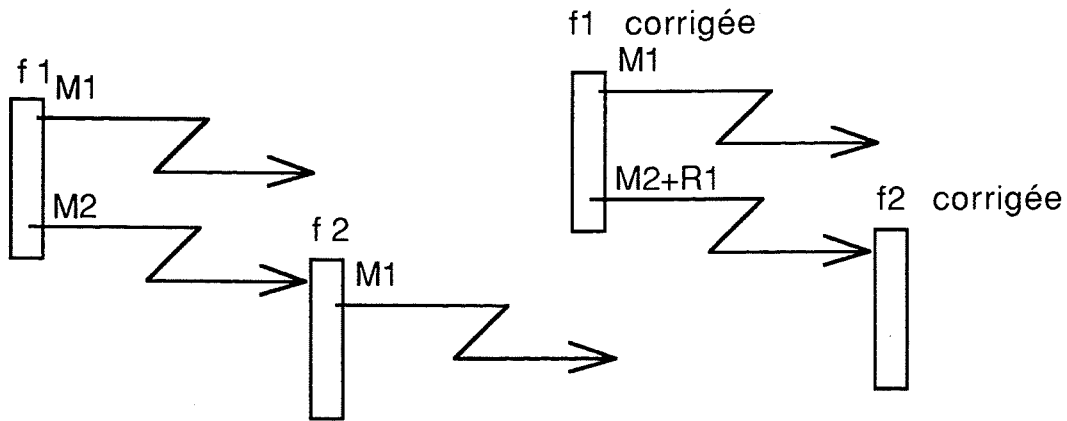
Une première cause de comportement anormal peut consister en une maladresse de programmation : par exemple, le programmeur ayant besoin d'une valeur en deux endroits d'une fonction a programmé deux fois l'émission d'un message, au lieu de stocker la réponse dans une variable. Le cas ultime est celui de l'émission de ce message au sein d'une itération.

La correction évidente consiste à créer une variable locale, à condition d'être certain que la réponse au message est invariante entre les appels. Cette condition définit une première

forme de *stabilité*, qui est qu'une certaine valeur est invariante pendant une certaine opération.



Une seconde cause possible résulte au contraire d'une bonne habitude de programmation, la modularité, qui veut que chaque fonction se procure les éléments dont elle a besoin. Le remède consiste à passer la réponse en argument à la fonction, ce qui lui évite d'avoir à poser la question. Outre les contraintes de stabilité, cette correction ne peut être effectuée que si tous les appels à cette fonction peuvent être modifiés en ce sens. Elle impose d'autre part que les programmeurs soient avertis de la nouvelle manière d'utiliser la fonction ; ce dernier point n'étant pas réaliste, on adjoint un réflexe à la fonction qui, chaque fois qu'elle est employée dans un nouveau programme, vérifie qu'elle l'est avec les arguments requis.



Un troisième cas concerne les quintuplets $\langle .DS.R \rangle$, c'est à dire qu'un même objet reçoit beaucoup de questions identiques auxquelles il répond invariablement. On peut à ce propos distinguer plusieurs formes de stabilité :

- stabilité absolue : après éventuellement une phase d'initialisation, on peut garantir que la réponse ne changera plus jamais ; on peut alors purement et simplement supprimer le message ;
- stabilité "sauf exception" : la réponse est susceptible de changer, mais cela est relativement rare (par exemple la taille d'une fenêtre) ; le remède consiste à stocker la réponse au niveau de l'émetteur, et à créer un réflexe "si-modif" au niveau du destinataire, par lequel celui-ci avertira les objets intéressés en cas de modification ;



- modifications prévisibles : c'est le cas par exemple de la question "en quelle saison sommes-nous", à laquelle la réponse est invariante pendant trois mois ; on peut dans ce cas stocker la réponse, assortie d'un réflexe "si-besoin" au niveau de l'émetteur, qui vérifie qu'elle est toujours valable.

Le quatrième cas concerne les quintuplets <E.S.R>, où un objet reçoit la même réponse à une question donnée, quel qu'en soit le destinataire. C'est par exemple le cas du nombre 0 demandant aux autres combien vaut leur produit par lui-même. Moyennant les considérations de stabilité, on peut ici encore stocker la réponse au niveau de l'émetteur. Il convient d'envisager les cas particuliers <EDS.R> (dialogue invariant entre deux objets donnés), dont un cas particulier fréquent est <EES.R> (objet se posant souvent la même question à lui-même).

Dans les cas qui précèdent, le stockage de la réponse au niveau de l'émetteur peut prendre deux formes : la forme usuelle consiste à créer une variable locale dans la méthode, dont la valeur soit la réponse à la question qui ne sera plus posée. La forme plus élaborée consiste à procéder à une évaluation symbolique de la méthode, et à ne retenir que le code résultant. Ainsi, par exemple, le code "si la hauteur de O2 est supérieure à 5 alors dessiner un triangle sinon dessiner un cercle" devient, si l'on sait que la hauteur de O2 est stablement 10 : "dessiner un triangle".

Cette considérable économie peut cependant avoir comme contrepartie la multiplication de versions personnelles d'un même code, entraînant des problèmes de place mémoire ; le recours à cette optimisation ne peut donc pas être systématique.

Si la réponse au message a une distribution qui le permet, une version très intéressante de l'optimisation précédente consiste à ré-organiser la hiérarchie d'héritage, en "les objets qui reçoivent R1 à la question", "les objets qui reçoivent R2", et "les objets qui reçoivent n'importe quoi", par exemple. L'augmentation du code est alors négligeable, puisqu'on en hérite. De plus, une telle ré-organisation peut faire apparaître des structures intéressantes, tant pour le système que pour un observateur extérieur, en particulier pour la personne qui a introduit les connaissances. C'est ce que nous appelons pompeusement l'effet Mendéléiev : pour fonctionner plus vite, le système modélise.

Certains cas du second ordre de la forme <Dσ.ρ> peuvent également donner lieu à ré-organisation de la hiérarchie faisant apparaître des concepts : si par exemple on remarque que certains véhicules répondent systématiquement (4 4 5) aux questions "nombre de roues" , "nombre de portes" , "nombre de places", d'autres (4 2 3), d'autres (2 0 2), on pourra avantageusement remplacer trois questions par une (type de véhicule), à condition de modifier les méthodes des émetteurs pour qu'ils sachent qu'une berline répondrait (4 4 5), un cabriolet (4 2 3) et une moto (2 0 2).

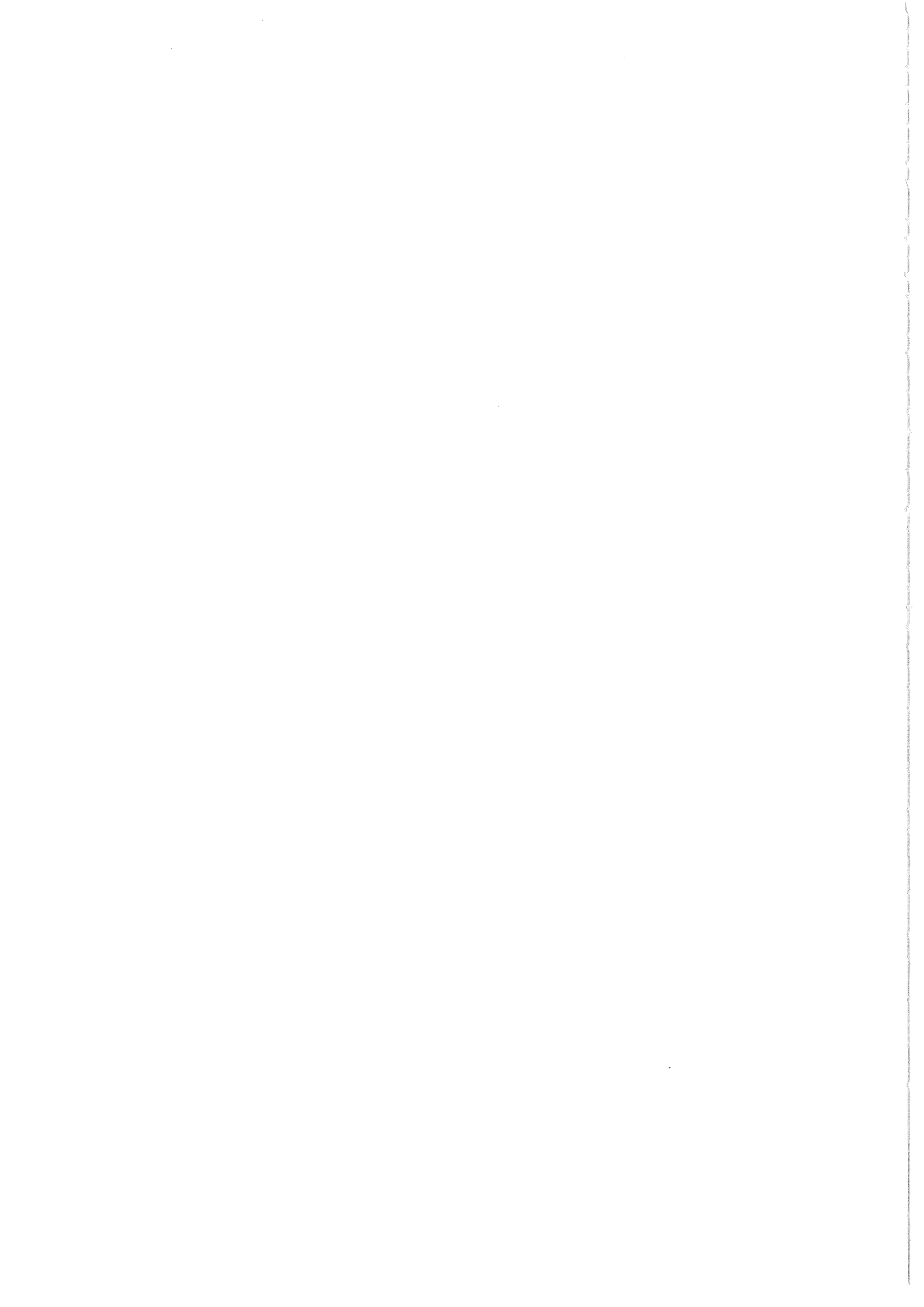
4. Conclusions provisoires.

L'autonomie de la Machine Gosseyn est son aptitude à améliorer la qualité des services qu'elle rend. Elle est étroitement fonction de ses interactions avec ses utilisateurs, et des intra-actions entre ses composants. Elle se traduit par la réorganisation des connaissances, l'acquisition active de connaissances (questions "intelligentes"), et la découverte de méta-connaissances. Elle se traduit également par la synthèse de programmes optimaux (pour une catégorie donnée d'interactions) à partir de programmes génériques et/ou maladroits.

Actuellement, les connaissances qui permettent d'obtenir ces effets sont fournies par le programmeur. L'étape suivante consistera à appliquer le processus d'optimisation à lui-même, ce qui pose quelques questions intéressantes, notamment dans le cas où les connaissances initiales sont entachées d'erreur.

- [Chin 89] CHIN, D.N., "KNOME : Modeling What the User Knows in UC", in "User Models in Dialog Systems", A. Kobsa et W. Wahlster eds., Springer Verlag, 1989.
- [Coutaz 90] COUTAZ, J., "Interface Homme-Ordinateur : Conception et Réalisation", Dunod Publ., 1990.

- [Foley & al. 88] FOLEY, J., KIM, W.C., KOVACEVIC, S. & MURRAY, K., "The User Interface Design Environment", Rapport technique n°GWU-IIST-88-4, Department of Electrical Engineering and Computer Science, George Washington University, Janvier 1988.
- [Fouet 92] FOUET, J-M., communication à Rochebrune 92, non publiée.
- [Jantzen 93] JANTZEN, E., "Contribution à la spécification des corrections à apporter à un programm", Rapport de DEA, Ecole Normale Supérieure de Lyon, Juin 1993.
- [Masmoudi 93] MASMOUDI, S., "Contribution à la modélisation de l'activité de debugging", Rapport de DEA, Université Lyon 2, Septembre 1993.



RÔLE DES INTERACTIONS NON INTENTIONNELLES SUR L'AUTONOMIE

Auteurs: GLEIZES M-P., GLIZE P.

Adresse: IRIT Université Paul SABATIER
118, route de Narbonne
31062 TOULOUSE Cedex

Téléphone: 61.55.82.95

Email: {gleizes, glize} @irit.fr

Résumé:

Les entités qui composent un système naturel évoluent au cours de leur existence par la réception (perception, interaction...) d'informations. Cette évolution leur permet de s'adapter à leur environnement et aux modifications de ce dernier. L'accroissement de l'autonomie dépend donc directement de la richesse et de la pertinence des interactions avec d'autres entités via l'environnement.

Dans la première partie, l'autonomie d'une entité est analysée pour comprendre dans quelles conditions elle peut évoluer. Nous montrons dans la deuxième partie, par une analyse des interactions dans les systèmes naturels, que les interactions non intentionnelles jouent un rôle important sur l'autonomie. Les systèmes artificiels abordés dans la troisième partie modélisent mal ces types d'interactions. En général, les concepteurs de tels systèmes connaissent leur finalité et ainsi veulent les rendre les plus efficaces possible. De ce point de vue, les agents de ces systèmes ne reçoivent que des informations utiles et ayant une signification. Les systèmes d'IAD et notamment le système SYNERGIC sont plus particulièrement étudiés.

Dans la dernière partie, un élément de solution est proposé et analysé pour permettre aux agents d'un système artificiel d'acquérir plus d'autonomie par rapport à leur environnement et aux autres agents.

Mots-clés: système multi-agent, intelligence artificielle distribuée, autonomie, interaction, communication, perception, intention

1 L'AUTONOMIE PAR L'INTERACTION

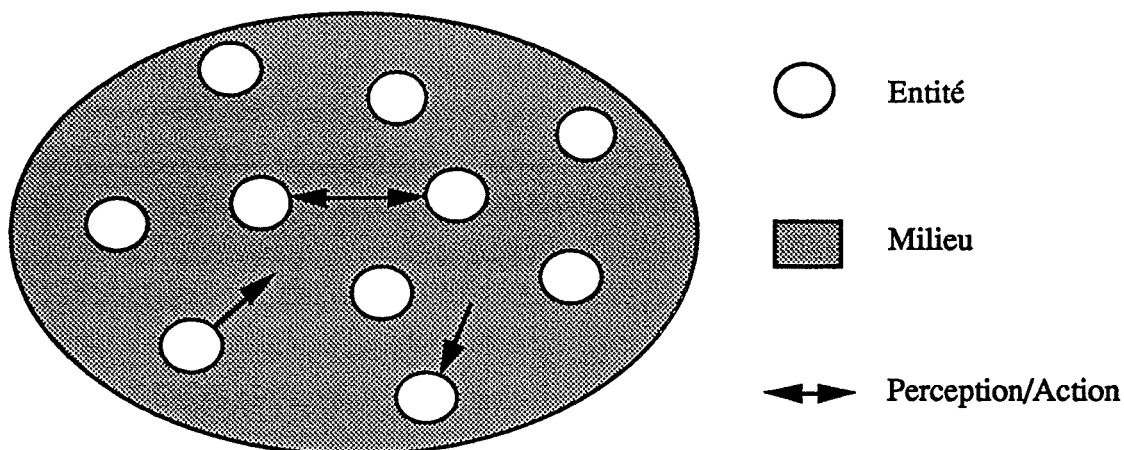
La richesse des systèmes naturels composés de plusieurs entités provient du fait que chaque entité est dotée d'autonomie. C'est le cas pour les êtres humains appartenant à une même société. Cette caractéristique procure à l'entité la possibilité d'évoluer de s'adapter et d'être en adéquation avec la situation courante de son environnement. Elle peut ainsi agir conformément à la situation qu'elle est en train de vivre.

Actuellement, la conception de systèmes artificiels dits multi-agents ne dote pas les agents d'une faculté d'autonomie aussi riche que celle que l'on trouve dans les systèmes naturels. Les agents ont une autonomie par rapport à leur prise de décision face à une situation donnée. Ceci est dû à la décentralisation du contrôle. Mais leur évolution est loin d'égaliser celle des entités d'un système naturel, bien que cela soit souhaitable.

1.1 Autonomie et identité

La nécessité de l'adaptation du vivant est habituellement expliquée (Bateson 84), (Varela 88) par la présence de variables (température, quantité de nourriture,...) qu'il est indispensable de maintenir dans certaines limites sous peine de perte de l'identité. Un système passe ainsi d'un état d'équilibre à un état de déséquilibre pour maintenir ses variables internes dans les limites admissibles. Soit il arrive à un nouvel état d'équilibre, soit cette instabilité persiste et c'est la mort dans le sens de la perte d'identité du système. Comme ces variables sont interdépendantes, il s'ensuit que toute variable dont la valeur se situe à son maximum ou à son minimum doit partiellement gêner les autres situées dans la même boucle. Souplesse adaptative et survie sont donc favorisées par tout changement tendant à maintenir les variables à un niveau moyen.

Ruffié montre que les groupes sociaux suivent les mêmes comportements. Pourquoi un système génétique coadapté, jusque là en bon équilibre, s'engage dans la voie du changement ? Ce sont les contraintes sélectives qui se modifient d'abord (changement de climat, migration du groupe,...). Le groupe n'a que deux issues possibles : ou bien disparaître, ou bien à la suite d'une "révolution génétique" construire un système coadapté capable de répondre efficacement aux contraintes d'un nouvel environnement (Ruffié).



Nous supposons, une entité immergée dans un milieu (l'environnement, le substrat) duquel elle dépend et avec lequel elle est en constante interaction. Nous souhaitons montrer dans cette présentation que les artefacts d'aujourd'hui sont construits sur des modèles erronés tellement éloignés du monde vivant, que l'on ne pourra dans cette voie aboutir à des logiciels qualifiés d'intelligents, apprenant ou adaptatifs. L'approche proposée ici tentera d'éviter deux écueils :

- supposer implicitement que tous les systèmes vivants (cerveau, entreprise,...) sont bâtis selon le même modèle,
- vouloir trop rapprocher des modèles d'organisation du vivant avec ceux qui somme toute ne resteront au mieux que des artefacts (réseaux neuronaux, vie artificielle, multi-agents).

1.2 Actions et interactions involontaires

Parmi les types d'interaction fonctionnelle réalisée intentionnellement par une entité, on peut principalement distinguer :

- la réalisation d'une action en vue de modifier son environnement,
- l'émission d'un message destiné à un ou plusieurs interlocuteurs,
- la focalisation de son attention à la réception d'un signal qui lui est adressé en vue de l'interprétation la plus correcte de l'information.

Il existe autant de types d'interactions fonctionnelles qui ne sont pas intentionnelles, notamment :

- la perception d'une information qui n'était pas destinée à l'entité, mais dont elle peut tirer profit. Cela peut aller jusqu'à la découverte d'un interlocuteur potentiel qui lui était auparavant inconnu;
- une action qu'une entité réalise pour son propre bénéfice, mais qui observée par autrui lui permettra de l'intégrer dans ses nouveaux comportements.

Il est indéniable que beaucoup d'interactions non intentionnelles sont non fonctionnelles car inutiles -voire nuisibles- à l'accroissement de l'autonomie d'une entité. Malgré tout, le résidu (les interactions fonctionnelles non intentionnelles) est un élément

qui permet l'accroissement de l'autonomie de chaque entité, car cela lui permet de ne pas être exclusivement dépendante des signaux préalablement perceptibles. Cette aptitude peut ainsi modifier les comportements individuels, mais aussi l'organisation collective.

2 LES INTERACTIONS DANS LES SYSTÈMES NATURELS

L'objet de cette seconde partie est de montrer par des exemples que c'est le substrat d'un système naturel qui permet la création/suppression d'interactions involontaires des entités qui le compose.

2.1 Le développement du cerveau

L'homme naît avec un cerveau dont le nombre de neurones ne fera que diminuer par la suite (Changeux 83). La mise en place de l'énorme circuiterie neuronale ne se fait pas seulement par addition continue de nouvelles connexions, mais aussi par des phénomènes régressifs tels que la mort de neurones ou la rétroaction de leurs prolongements (Kennedy 88). Ces étapes successives de poussée synaptique suivie de stabilisation sélective se poursuivent durant plusieurs années, où celui qui n'est pas encore un adulte évolue pourtant considérablement. Ce qui fait dire à Changeux qu'apprendre, c'est à la fois stabiliser des combinaisons synaptiques pré-établies et éliminer les autres, accroissant aussi l'ordre du système.

La contribution des interactions entre neurones est donc essentielle durant ce processus. La création de nouvelles interactions n'est possible que par la capacité que possède une cellule à tisser de nouveaux liens dans le substrat dans lesquelles elles sont immergées. Ainsi, il va de la survie de chacune d'elles d'établir un réseau relativement riche de liens avec autrui. Depuis peu, les neurobiologistes commencent à comprendre que les processus complexes d'édification des circuits neuronaux reposent sur des mécanismes de reconnaissance et d'interaction entre les cellules (Kennedy 88), ce qui évite de prédéfinir finement toute la circuiterie neuronale.

Au cours de son développement, si l'homme apprend à être moins dépendant de son entourage (les autres individus) ou de son environnement, c'est indéniablement grâce aux capacités d'apprentissage de son cerveau. Mais l'observation plus fine des neurobiologistes permet de l'attribuer individuellement aux neurones par leur **aptitude à saisir de nouvelles informations** dans le milieu. On conçoit que des propriétés nouvelles peuvent apparaître par la seule activité recombinaire de centaines de millions de neurones.

2.2 Les communications dans le travail

En étudiant les procédures de transmission de l'information dans les bureaux, Herasimcuck (Herasimcuck 80) conclut à l'importance de la communication diffuse qui se

nourrit de l'observation des allées et venues, des paroles accompagnant les salutations, des discussions et bavardages, passant avec flexibilité du mode personnel au mode utilitaire. La secrétaire utilise pour son propre travail ce savoir -vite périmé- qui fait aussi d'elle une ressource informationnelle indispensable à l'équipe. Autre situation, autres règles informelles: dans un hôpital, des aides-soignantes nous ont expliqué comment, tout en étant occupées à faire des lits, elles se tenaient au courant d'événements concernant le service en écoutant parler entre elles des infirmières. Dans l'atelier aussi, le statut d'auditeur (celui qui entend sans être l'interlocuteur véritable) est source d'informations qui pourront retentir sur le comportement des opératrices au travail (Lacoste 83).

Génelot (Génelot 91) note que pour développer les capacités auto-organisatrices d'une entreprise, il faut en considérer les acteurs comme les noeuds d'un réseau, conscients des finalités du système dans son ensemble et développant des interactions intelligentes envers les autres membres du réseau. Une émergence globale de sens apparaît lorsque les hommes et les femmes sont capables, à travers les actes correspondant à leur niveau de responsabilité, de comprendre et d'interpréter le niveau de logique supérieur.

Dans le domaine des sociétés humaines, les individus ne peuvent pas être des rouages disciplinés d'une vaste mécanique ayant des interactions prédéfinies et définitivement figées. Ils font au contraire **preuve d'autonomie dans leurs interactions** pour mieux satisfaire des besoins individuels ou collectifs. Ce faisant, ils changent leur société qui les change eux-mêmes, fermant ainsi la boucle de l'auto-organisation.

3 LES INTERACTIONS DANS LES SYSTÈMES ARTIFICIELS

Aucune technique actuelle employée pour les systèmes artificiels n'autorise la perception ou l'émission non intentionnelles de signaux. Ce qui survient chez une entité artificielle est toujours dans le cadre de ce qui est autorisé initialement, induisant un comportement très peu adaptatif de la collectivité. Le fait de connaître la finalité d'un système implique que **tout** n'y sera pas modélisé. Le mot "tout" représente notamment l'environnement dans lequel est immergé l'agent. Le ou les concepteurs modélisent ce qui permet au système d'atteindre son but avec un maximum d'efficacité. Un système artificiel, composé de plusieurs entités, est conçu dans le but de répondre à des objectifs précis c'est le cas pour la résolution de problèmes, la planification en univers multi-agent, la modélisation de sociétés existantes...

Si la conception du système est l'oeuvre d'un seul individu, il connaît en général l'objectif du système avant de le réaliser. En résolution distribuée de problèmes qui est un des thèmes de recherche en IAD, les besoins du système sont analysés au cours de l'étape de spécification du logiciel. Un sous-ensemble des objectifs du système de résolution sont fixés,

notamment les problèmes auxquels doit répondre le système. Dans les réseaux de neurones, on connaît a priori les résultats que doit fournir le réseau.

Si chaque entité est l'oeuvre d'un concepteur, en général, ce dernier n'a pas l'impression que l'agent qu'il construit travaille pour un objectif commun avec les autres agents. Mais chaque concepteur connaît la finalité de son agent. Dans les systèmes multi-agents, chaque agent est construit de manière à posséder des fonctionnalités définies a priori. Ce qui n'est pas forcément connu au début de la conception c'est le comportement du système général en fonction des interactions entre les agents.

3.1 Les interactions dans les réseaux neuronaux

Le cortex du cerveau est un système d'une gigantesque complexité divisé en différentes couches, au sein desquelles les interactions entre neurones sont très grandes. Les neurones d'une couche sont reliés aux neurones d'autres couches.

Un réseau de neurones formels utilise généralement une structure à couche, telles que les neurones qui appartiennent à une même couche ne soient pas connectés entre eux. Chaque couche reçoit des signaux de la couche précédente et transmet le résultat à la couche suivante. Les couches extrêmes correspondent aux signaux d'entrée et de sortie du réseau. Le nombre de couches et de neurones par couche est variable et dépend de l'application. Les différents neurones sont reliés entre eux par des "synapses" qui peuvent être inhibitrices ou excitatrices. Ce rôle est modélisé par un coefficient entre les connexions qui pondère le signal transmis, de nombreuses techniques sont employées pour ce faire.

Les réseaux neuromimétiques (Bourret) bénéficient d'un regain d'intérêt depuis les années 80 car les nouvelles architectures ont des propriétés qui permettent de dépasser les limitations initiales. L'adaptativité de ces architectures est réelle, car ils peuvent apprendre même sans supervision. Dans des applications grandeur réelle, ils se sont même montrés supérieurs à d'autres techniques informatiques.

Néanmoins, l'environnement est totalement absent de ces modèles car le système est exclusivement défini par l'ensemble des neurones directement interconnectés. Il n'y a pas de place pour des connexions imprévues initialement par le concepteur: le réseau s'adapte dans la mesure des possibilités fixées par la connectique de l'architecture. Il manque la phase de poussée synaptique des neurones réels, qui détermine pourtant considérablement le développement ultérieur.

3.2 Les interactions dans les systèmes de vie artificielle

Ces techniques présupposent que le comportement d'un animal est partiellement déterminé par son génome et qu'il peut évoluer à travers la sélection naturelle. Les algorithmes génétiques employés codent dans chaque chromosome (un élément de la chaîne) des compétences particulières. Ces compétences sont sélectionnées de génération en

génération par les individus les plus aptes avec des opérateurs génétiques qui décident des lois de combinaison des chaînes des descendants.

Ces systèmes mettent particulièrement l'accent sur l'adaptation à l'environnement des animaux artificiels, compte tenu de leurs facultés perceptives et de la satisfaction de leurs besoins.

Wilson (Wilson 91) indique que les environnements varient énormément de complexité, de précision et du degré de renforcement qu'ils peuvent produire. Il est désormais indispensable de faire une théorie formelle de l'environnement pour en faire une taxonomie et révéler leurs spécificités. Pour lui, on peut commencer en disant que du point de vue de l'animal, l'environnement est une sorte de machine qui répond en général à un stimulus sensoriel nouveau chaque fois que l'animal artificiel effectue une action.

3.3 Les interactions en IAD

En intelligence artificielle distribuée, les interactions sont à la base du fonctionnement des systèmes. Les interactions de deux agents peuvent être définies comme toute forme d'action exécutée au sein de la société et qui a pour effet de modifier le comportement d'un des deux agents. Elles donnent la possibilité aux agents d'agir ou de réagir par une modification de leur comportement et donc de participer à la vie du système. Cette participation permet au système d'évoluer vers un de ses objectifs.

Dans la plupart des systèmes où les agents sont cognitifs, les interactions sont mises en oeuvre au travers de la communication entre les agents. La communication est définie comme un échange d'informations entre un émetteur et un récepteur. Dans des univers où les agents sont hétérogènes, le message doit être codé par l'émetteur et décodé par le récepteur. Il existe donc des connaissances communes entre les agents avec éventuellement des mécanismes de traduction. Dans le cadre par exemple d'une résolution de problèmes, les messages échangés sont généralement de deux types des questions et des réponses aux questions posées et ils peuvent induire des déductions, des réflexions ou des actions. Le récepteur d'une information (question ou réponse) est toujours capable d'interpréter le message reçu.

L'envoi de messages, le partage des informations et la perception sont les trois modes usuels de communication dans les SMA. Dans le cas de l'envoi de messages, comme dans les systèmes : TELEMAC (Cannizzo 91), MAPS (Baujard 93)..., **la communication est toujours intentionnelle**, c'est-à-dire que l'agent décide à un instant donné de communiquer vers certains autres agents. Dans le cas où les systèmes utilisent une structure de données commune (Engelmore 88), **la communication est au moins partiellement intentionnelle**, c'est-à-dire que l'agent décide d'effectuer un acte volontaire pour la mise de l'information dans le tableau noir ou pour l'y rechercher. Si les agents se limitent à la perception des autres (Hickman 91) (Zeghal 93) **la communication peut ne pas être intentionnelle**.

Les connaissances communiquées ont une représentation symbolique chez les agents, par conséquent **les concepteurs doivent modéliser toutes les communications. Ce qui n'aura pas été explicité ne pourra pas être communiqué.** Cette limitation explique pourquoi les agents artificiels ne peuvent pas avoir les mêmes capacités de réception d'informations que l'être humain. Il faudrait avoir d'autres formes de communication que l'échange d'informations symboliques pour pouvoir recevoir des informations de tout l'environnement.

Comme le soulignent Booth et Stewart (Booth 93), le fait que les capacités interprétatives et communicationnelles des agents soient présumées font que le système est essentiellement préprogrammé. Cette préprogrammation est vue sous un angle statique, car au cours du fonctionnement du système toutes les informations communicables ne sont pas forcément communiquées.

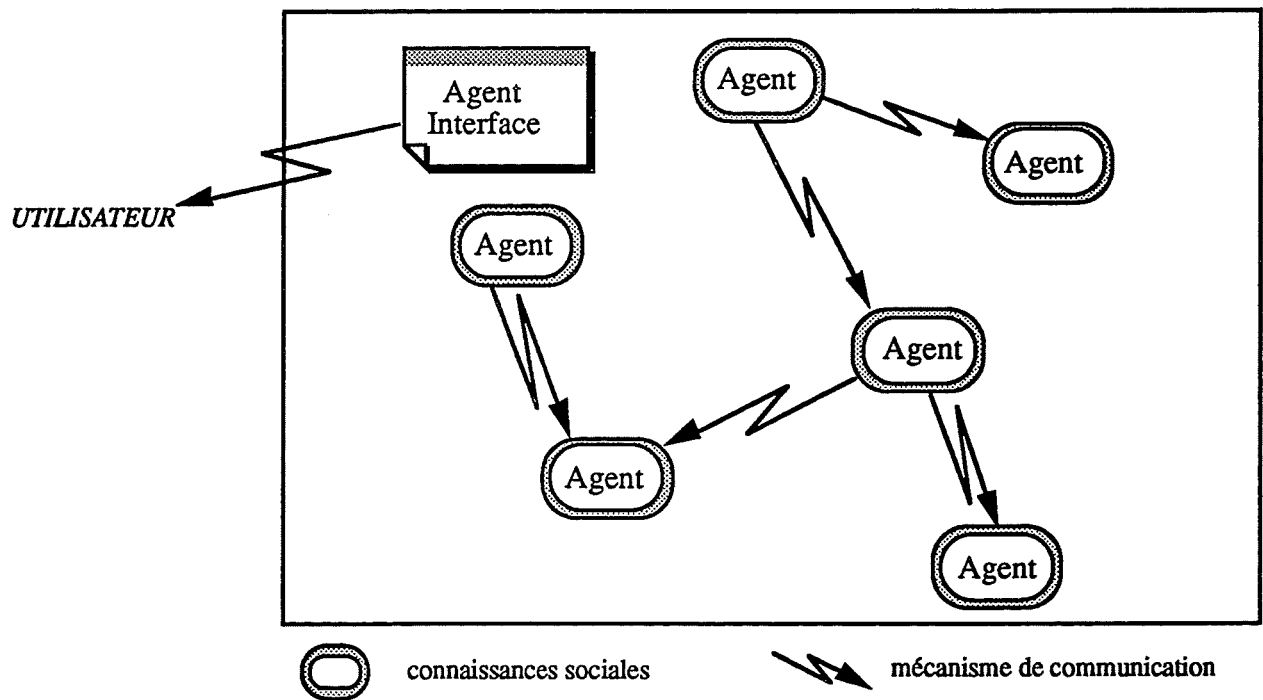
4 LE SYSTÈME MULTI-AGENT SYNERGIC

L'environnement de conception de SMA SYNERGIC (Trouilhet 93) s'inscrit dans l'optique des systèmes d'I.A.D. Les sociétés qu'il permet de modéliser peuvent être organisées de manière hiérarchique ou hétérarchique.

Un agent de SYNERGIC est modélisé par son savoir-faire et ses accointances. Son savoir-faire correspond à ses connaissances lui permettant de résoudre des problèmes. Ses accointances représentent sa connaissance sociale (Gleizes 93) qui lui permet d'interagir. Il est ainsi possible de valider le traitement effectué par un agent sans se préoccuper initialement de la société dans laquelle il évoluera. La modélisation des autres au travers de la description de ses accointances lui permettra ensuite d'interagir réellement avec les autres. Le développement de projet en parallèle est facilité par la possibilité de définir des accointances alors que l'agent en question n'est pas encore opérationnel : on rejoint des aspects de fiabilité tels que la réutilisabilité des agents pour des applications différentes et une facilité de maintenance.

L'environnement n'est actuellement pas pris en compte dans les applications développées avec SYNERGIC car elles n'ont pas imposé de besoins importants pour le représenter. Il n'y a pas de mécanisme de tableau noir général, mais l'environnement peut y être modélisé de deux manières :

- par un module de connaissances qui ne possède aucun savoir spécifique et mémorise seulement les informations reçues ou les envoie aux agents cognitifs. La meilleure analogie est celle d'une base de faits commune à plusieurs agents.
- par un agent programme pouvant correspondre à des requêtes dans une base de données intégrée dans une application particulière.



Le générateur de systèmes multi-agents SYNERGIC

L'autonomie d'un agent de SYNERGIC se traduit par :

- un pouvoir de décision au niveau de l'objectif qu'il a à atteindre et des agents avec qui il interagit,
- un degré d'indépendance élevé facilité par un savoir et des données strictement privées,
- une existence non liée à celle des autres car ce sont des processus indépendants.

L'évolution d'une société déjà constituée peut être envisagée par l'intégration d'un agent. Ceci nécessite que les autres puissent interagir avec lui et donc qu'il soit informé de la présence de ces nouvelles compétences ou tout simplement de l'existence d'un autre agent. Pour cela, les connaissances sociales des agents doivent être enrichies de la connaissance de cet agent. En cas de retrait d'un agent, l'application doit pouvoir continuer à fonctionner en mode dégradé. Il faut que les agents puissent s'adapter à cette nouvelle société. Dans ce cas aussi, les agents doivent mettre à jour leurs connaissances sociales de manière dynamique. En fait, la mise à jour d'un agent dans la société nécessite l'adaptation des autres agents à cette nouvelle situation par la modification de leurs connaissances sociales. C'est une forme particulière d'apprentissage puisqu'elle est relative aux connaissances d'accointance.

Dans SYNERGIC, c'est le générateur d'accointances qui apporte une aide pour l'écriture des connaissances d'accointances. Une des perspectives est d'intégrer le générateur d'accointances à la société. Ce nouvel agent aurait une vue du comportement de la société et

permettrait ainsi au système de s'adapter à de nouveaux environnements de travail sans l'intervention d'un concepteur.

Un des points les plus ouverts dans l'I.A.D est le passage d'un savoir sur les interactions individuelles (les accointances) à un savoir sur l'existence d'une société, société à laquelle appartiennent chacun des agents. On conçoit aisément que le savoir social permettrait de la réorganiser dynamiquement pour l'adapter au mieux à son environnement, de suppléer à la carence d'agents défectueux, de rechercher par relaxation des agents inconnus mais qui pourraient réaliser une tâche particulière...

La reproduction d'un agent est la création, décidée de façon autonome, d'un nouvel agent qui va s'intégrer à la société. Pour définir l'acte de reproduction comme traitement automatique, il faut répondre aux questions de l'instant de la reproduction et du contenu du nouvel agent. Comme les agents ont la propriété d'autonomie, il s'agit d'un acte d'auto-reproduction qui ne doit pas être dicté à un agent de l'extérieur, mais exclusivement guidé par l'état interne d'un agent. Nous avons actuellement déterminé deux situations de déclenchement de la reproduction :

- lorsqu'un agent est soumis à de fortes sollicitations de son environnement entraînant une surcharge de travail à laquelle il ne peut faire face seul. C'est actuellement le cas de l'agent expert en explication du raisonnement dans l'environnement SYNERGIC. Sollicité pour une explication multi-disciplinaire, l'agent d'explication doit analyser simultanément le raisonnement de plusieurs modules. Pour cela il crée des copies de lui-même associées à chaque module;
- lorsqu'un agent n'est plus capable de s'adapter à de nouvelles situations: il ne sait pas résoudre un problème qui apparaît être de sa compétence et il est incapable de modifier son savoir par apprentissage. Dans ce cas, la reproduction n'est pas un simple acte de duplication du savoir d'un agent car cela demanderait pour certains agents très complexes un volume et un temps importants. Il faut donc dupliquer seulement un "noyau" suffisant pour son domaine de compétence. L'aptitude à l'apprentissage permettrait au nouvel agent de se développer ultérieurement. Nous n'avons pas encore réalisé d'approche générale de ce cas.

5 POUR UN ENVIRONNEMENT ARTIFICIEL NON INTENTIONNEL

Nous venons de voir que les systèmes artificiels utilisent soit des communications par l'environnement, soit d'autres mécanismes de communication (Maruichi 90) :

- comme mécanisme par l'environnement nous retrouvons tous les systèmes multi-agents réactifs qui emploient la perception comme seul élément de communication. Soit l'émission est intentionnelle comme le dépôt de phéromones chez les fourmis, soit la perception est intentionnelle comme pour le trafic aérien.

- comme méthodes de communication directe, nous retrouvons les accointances de SYNERGIC et d'une manière générale tous les agents dits "cognitifs", tous les réseaux neuronaux, les systèmes de vie artificielle.

Ils ont comme point commun de tous intégrer une part d'intentionnalité dans l'interaction, soit au niveau de l'émission pour l'envoi de messages, soit à la réception pour la coordination d'actions par l'environnement, soit dans les deux phases pour le tableau noir.

Pour dépasser les limites évoquées dans la précédente partie, nous proposons de remplacer les méthodes existantes par une communication via un substrat qui possède un comportement propre et non intentionnel. Plusieurs propriétés nouvelles associées aux signaux émergent :

- les signaux ne sont pas directs entre les entités: ils passent tous par un support intermédiaire: l'environnement,
- l'environnement agit (même de façon négligeable) non intentionnellement sur ce signal,
- selon l'état de l'environnement et la situation des entités, un signal même dirigé vers une entité particulière (ou un groupe) peut être perçu par autrui,
- toute action ou signal intentionnels peuvent avoir des conséquences non intentionnelles dépendantes du milieu.

5.1 L'autonomie d'une entité

Nous définissons une entité par deux équations, selon la terminologie employée par Minsky (Minsky 87) pour une machine à états finis :

$$q(t+1) = f(q(t), a(t))$$

$$e(t+1) = g(q(t), a(t))$$

où a est l'entrée de l'entité correspondant à sa perception de l'environnement où à l'action de celui-ci sur l'entité. e est la sortie de l'entité et q représente l'état interne courant de l'entité. La première équation signifie que l'état interne de l'entité dépend de son état actuel et de l'état de ses entrées. La seconde équation indique que la sortie est une fonction g des entrées et de l'état courant de l'entité.

Pour étudier le comportement de l'entité, immergeons-la dans deux substrats distincts: l'un s_j est celui classiquement modélisé (un minimum d'intention est présent dans la communication), et l'autre $s_{\sim j}$ est celui d'un environnement non intentionnel comme indiqué précédemment. Il y aura un instant t_1 , pendant lequel l'entité recevra une information dans $s_{\sim j}$, alors qu'elle ne percevra rien dans s_j . Cela s'explique par la décomposition de $a(t_1)$ en deux composantes $a_j(t_1)$ qui est nulle et $a_{\sim j}(t_1)$ qui est non nul. $a_{\sim j}(t_1)$ ne sera pas perceptible dans l'environnement s_j .

Dans s_j

$$q(t_1+1) = f(q(t_1), a_j(t_1)) = f(q(t_1), 0) = q(t_1)$$

$$e(t_1+1) = g(q(t_1), a_j(t_1)) = g(q(t_1), 0) = 0$$

Dans $s_{\sim j}$

$$q(t_1+1) = f(q(t_1), a(t_1)) = f(q(t_1), a_{\sim j}(t_1))$$

$$e(t_1+1) = g(q(t_1), a(t_1)) = g(q(t_1), a_{\sim j}(t_1))$$

A partir de l'instant t_1+1 , l'entité aura ainsi un comportement très certainement distinct dans les deux environnements alors qu'elle est supposée posséder le même répertoire

comportemental (représenté par les fonctions f et g). L'entité est-elle plus viable dans l'environnement $s_{\sim j}$ que dans s_j ? Oui, car au bout d'un intervalle de temps T , elle sera dans un état interne plus fidèle à la réalité et donc aura des actions plus pertinentes envers autrui via l'environnement. Plus T sera grand et plus l'entité pourra répondre efficacement aux contraintes dans $s_{\sim j}$ que dans s_j , ce qui lui donne de meilleures chances de survie.

5.2 Auto-organisation et système complexe

En définissant un système comme un ensemble d'éléments en interaction organisés en fonction d'un but connu ou implicite, les propriétés précédentes impliquent que ces entités appartiennent au même environnement car elles sont inaptes à interagir individuellement à l'extérieur de la frontière du milieu. La frontière d'un système dans $s_{\sim j}$ est la fermeture transitive de l'ensemble des entités qui peuvent interagir (perception, action) au sein d'un même milieu. Un système peut ainsi être considéré comme élément d'un système plus complexe, par le fait qu'il peut interagir avec d'autres du même environnement, sans que les entités composantes puissent le faire individuellement.

Le paragraphe précédent indiquait que la réaction de l'entité est meilleure de son point de vue dans $s_{\sim j}$. Qu'en est-il pour l'ensemble du système à partir de l'instant t_{1+1} ? Pour l'étudier, nous supposons qu'il est composé d'un ensemble d'entités (fixé ou variable) et qu'il est aussi modélisé par une machine à états finis où ses entrées et sorties sont dans un environnement de "niveau supérieur".

A t_{1+2} , l'environnement traite la sortie $e(t_{1+1})$ et exerce une transformation de cette information,

A t_{1+3} , d'autres entités reçoivent les informations de manière partielle et déformée par le substrat,

A t_{1+4} l'environnement traite leurs réactions

A partir de t_{1+5} , l'entité considérée au départ commencera à percevoir des conséquences de $e(t_{1+1})$. Elle peut être représentée par deux composantes: $a_j(t_{1+5})$ contenant des réactions "prévisibles" par l'intentionnalité des autres entités, $a_{\sim j}(t_{1+5})$ étant des réactions imprévisibles car issues des effets de bord du milieu sur le système.

5.3 Discussion

Nous avons vu au paragraphe 5.1 qu'une entité pouvait influencer sur l'a société par les effets de bord issus de l'action non intentionnelle du milieu sur ses entrées. Le paragraphe 5.2 indique qu'en retour l'organisation va exercer une pression sur l'entité qui l'obligera à s'adapter si nécessaire et si elle peut le faire. En changeant l'organisation, elles se changent donc elles-mêmes fermant ainsi la boucle de l'auto-organisation

A l'intérieur de la frontière, l'intégration d'une entité dans l'organisation est implicite dans la mesure où elle peut interpréter des événements de son environnement et y réaliser des

actions utiles pour les entités préexistantes. La mort d'une entité revient à son inaptitude à interpréter et réagir aux stimuli ($q(t+1) = q(t)$ et $e(t+1) = 0, \forall t$).

Dans les systèmes artificiels, dont quelques exemples ont été développés, on retrouve toujours un élément d'intentionnalité. Dans un monde où le finalisme est exclu, l'élagage de phénomènes apparaissant comme secondaires peut être dramatique et en tout état de cause injustifiable. Néanmoins, ceci est compréhensible exclusivement pour des raisons de performances. En effet, l'analyse complète des conséquences d'une action d'entité dans son environnement demanderait des puissances de calcul inexistantes aujourd'hui, lorsque l'on sait que la simulation de simples faisceaux lumineux peut prendre plusieurs heures de traitement.

Nous affirmons que **la modélisation d'actes non intentionnels est indispensable et ne peut être réalisée que par une communication via un environnement qui est doté d'un comportement non intentionnel**. Nous pensons aussi qu'un compromis qui consisterait à simplifier le traitement par cet environnement est actuellement souhaitable.

6. BIBLIOGRAPHIE

Bateson G.

La nature et la pensée - Editions seuil - 1984

Baujard O.

Conception d'un environnement de développement pour la résolution de problèmes :
Apport de l'intelligence artificielle distribuée et application à la vision
Thèse de l'université de Grenoble I, Octobre 1992

Booth M., Stewart J.

Un modèle de l'émergence de la communication
Premières journées francophones IAD & SMA, Toulouse 7-8 avril 1993

Bourret P., Reggia J., Samuelides M.

Réseaux neuronaux - Une approche connexionniste de l'I.A.

Cannizzo-Puyet P., Carpuat B., Gleizes M.P., Glize P.

TELEMAC: système multi-agent en télé médecine
Convention Intelligence Artificielle - Paris, 1991

Changeux J.P.

L'homme neuronal - Edition Fayard - 1988

Engelmore R., Morgan T.

Blackboard systems. - Addison Wesley 1988

Génelot D.

Entreprise et pensée complexe - Transversales sciences/culture - N°5, 1991

Gleizes M.P., Glize P., Trouilhet S.

Social knowledge abilities of an agent - Expersys 93 - Editions IITT, 1993

Herasimchuk Wynn E.

The secretary as an information resource - Sociolinguistic working paper - N°78, 1980

Hickman S., Shiels M.

Situated action as a basis for cooperation

Decentralized AI 2 Editors Y. Demazeau, J-P. Müller Elsevier science publishers 1991

Kennedy H., Dehay C.

Le développement du cerveau

Dans "La recherche en neurobiologie" - Editions du seuil, 1988

Lacoste M.

Des situations de parole aux activités interprétatives

Revue de psychologie française - N°28, Décembre 1983

Maruichi T., Ichikawa M., Tokoro M.

Modeling autonomous agents and their groups

Decentralized A.I. - Demazeau & Müller Editors Elsevier science publishers - 1990

Meyer J.A., Guillot A.

Simulation of adaptive behavior in animats: review and report

From animals to animats - Meyer J.A., Wilson S.W. éditeurs - MIT Press, 1991

Minsky M.

Computation: Finite and infinite machines - Englewood Cliffs - Prentice Hall, 1987

Ruffié J.

Traité du vivant.

Trouilhet S.

Représentation et traitement des connaissances sociales chez l'agent :

Application à l'environnement multi-agent SYNERGIC

Thèse de Doctorat de l'Université Paul Sabatier, 8 Juillet 1993.

Varela F.

Autonomie et connaissance - Essai sur le vivant - Editions seuil - 1988

Vendryès P.

L'autonomie du vivant

Editions Maloine - 1981

Wilson S.W.

The animat path to AI

From animals to animats - Meyer J.A., Wilson S.W. éditeurs MIT Press, 1991

Zeghal K.

Un modèle de coordination d'actions réactive appliqué au trafic aérien.

Premières journées francophones IAD & SMA, Toulouse 7-8 avril 1993

Zacklad M., Erceau J.

Coordination via l'environnement versus coordination via une organisation

Actes des journées d'intelligence collective - Rochebrune 1993

Réorganisation dynamique de la configuration d'un système multi-agents.

F. GUICHARD & J. AYEL

Laboratoire d'Intelligence Artificielle
Université de Savoie (ESIGEC) 2 - route de Chambéry
73376 Le Bourget du lac Cedex

email : Guichard@lia.univ-savoie.fr
tél. : 79 75 85 85 poste 78 03

Résumé.

Le problème de la configuration et de la répartition de processus concerne de plus en plus de domaines informatiques, notamment les systèmes multi-agents (SMA) qui sont physiquement distribués. En général la reconfiguration et le placement de nouveaux agents est effectuée par un intervenant humain, qui doit être un spécialiste du SMA à modifier.

Cet article propose un modèle de reconfiguration d'un SMA par lui-même ou par un intervenant externe au système, ainsi que l'étude des différentes primitives permettant cette reconfiguration. Ces modèles s'appuient sur un mécanisme d'introspection. La reconfiguration étant dynamique, nous nous intéresserons également au placement des nouveaux agents et à la formation et modification des groupes d'agents.

Mots clés : Intelligence Artificielle Distribuée (IAD), réorganisation dynamique, système multi-agents .

1 - Introduction.

Il est nécessaire de différencier deux types de classes d'étude dans les systèmes multi-agents (SMA). L'une concerne la coopération en vue de la résolution d'un problème, l'autre la façon dont un SMA peut se réorganiser face à des changements dans son environnement ou dans le système lui-même. Dans la première classe, le but visé est de déterminer les décisions à prendre en vue d'une coopération pour la résolution d'un problème. Ce type de problème est le plus couramment étudié. On peut remarquer qu'il est fait mention dans ce cas du terme "organisation statique" [Les 81] [Dur 89].

La seconde classe s'intéresse à une réorganisation dynamique des SMA. Les Gasser et son équipe étudie l'adaptation dynamique de la structure d'un SMA au problème que ce dernier a à résoudre et à son environnement [Gas 91]. Dans ces travaux la réorganisation est réalisée grâce à deux primitives: la décomposition et la composition des tâches.

La reconfiguration dynamique est essentielle pour des applications où l'on désire avoir une grande tolérance aux pannes (arrêt d'un ordinateur, panne d'un capteur, ...) et lorsque le SMA possède un nombre important d'agents ou que ceux-ci sont répartis sur différentes machines. Les changements éventuels sont en effet difficilement prévisibles lors de la spécification ou de la conception du système. C'est pourquoi la reconfiguration est en général effectuée par un intervenant humain, qui doit être un spécialiste du SMA à modifier. Nous nous plaçons dans le cas où le processus de reconfiguration dynamique du SMA est réalisé par le système lui même : il y a donc auto-réorganisation.

Cet article se décompose en quatre parties. Dans la première partie, nous introduisons et "formalisons" les modèles et les spécifications de configuration statique et dynamique. La deuxième partie contient la description des différentes primitives de reconfiguration (ajout, création, suppression et modification) permettant de changer dynamiquement la structure et la composition d'un système multi-agents. La troisième partie décrit la formation et la gestion de groupes d'agents organisés pour résoudre un problème ou pour établir une image globale du système. La dernière partie décrit les enseignements et que nous avons tirés de la première implantation d'un SMA possédant des capacités d'introspection décrites dans cet article auparavant et dégage les perspectives de ce travail..

2 - Modèle de configuration des systèmes multi-agents.

Cette section introduit les concepts de base associés à la configuration d'un système. Nous présentons un modèle de configuration du système multi-agents qui permet une modification et une extension dynamique.

2.1 - Spécification de configuration.

Un système est construit à partir d'un ensemble d'agents et de ressources. Pour un système multi-agents, une spécification complète de la configuration décrit le type des agents du système, les instances de ces agents existant dans le système, les interconnexions entre ces instances et leur localisation physique dans le système. La reconfiguration d'un système peut être envisagée suivant deux approches, suivant que la reconfiguration peut être faite avec ou sans arrêt du système.

2.2 - Configuration statique.

Le modèle de l'approche statique pour l'élaboration d'un système à partir des spécifications de configuration est illustrée ci contre.

Le processus de génération du système est composé de deux étapes. La première étape est la construction des images du groupe des composants du système. Cette étape est dirigée par les spécifications de configuration. Elle est réalisée pour chaque entité physique du système multi-agents (ordinateur, robot, ...). La deuxième étape est le chargement de ces images dans les entités physiques du SMA.

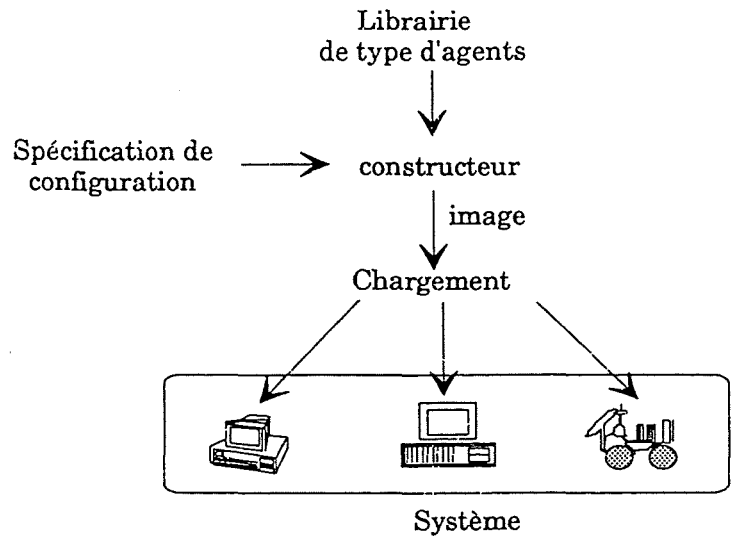


Figure 1 : Configuration statique.

Cette approche est exactement équivalente au processus (édition/compilations/édition des liens) utilisé dans la programmation séquentielle traditionnelle. Elle implique avant tout une configuration du système complètement statique, c'est-à-dire que tous les composants du système sont configurés en même temps. Si une modification est nécessaire, le système doit être complètement arrêté et il doit être reconstruit à partir des nouvelles spécifications.

Le changement incrémental de la configuration du système n'est donc pas supporté par ce modèle. Par conséquent, il est impossible de modifier le système en court de fonctionnement.

2.3 - Notre approche

Nous situons nos recherches dans une approche permettant une auto-organisation dynamique de la configuration. Elle est basée sur un mécanisme d'introspection permettant au SMA de se reconfigurer lui-même.

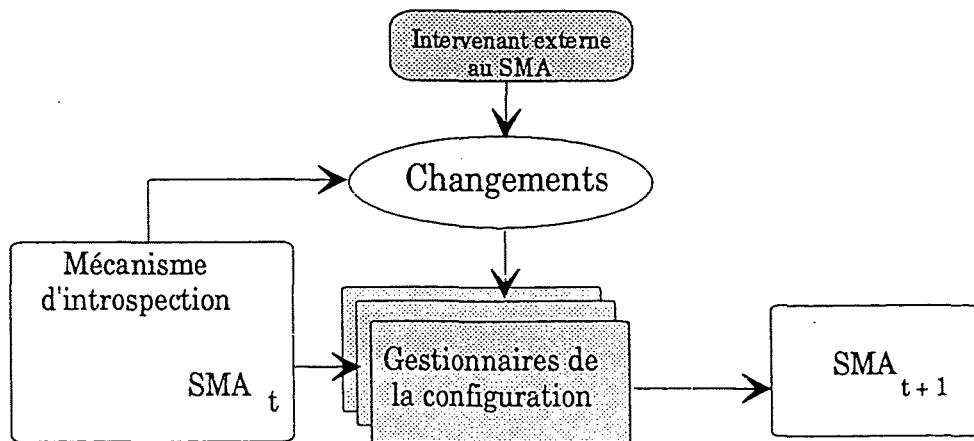


Figure 3 : Auto-organisation dynamique.

On peut remarquer que, dans le cas des systèmes distribués classiques les modifications sont toujours faites par un intervenant extérieur.

2.4 - Propriétés du SMA nécessaires pour une telle reconfiguration dynamique.

2.4.1 - Capacité d'introspection.

Pour qu'un agent ou un groupe d'agents puisse décider de modifier ses connaissances ou de prendre l'initiative de la création d'un nouvel agent, il doit posséder un mécanisme d'introspection. L'introspection est la capacité d'un système d'opérer à un niveau méta, en étant capable d'observer et de raisonner sur son fonctionnement, afin de l'améliorer ou d'en tirer un enseignement pour le futur [Pit 90]. En plus d'une architecture multi-niveaux, la capacité d'introspection nécessite la définition de deux opérations :

- la **réification**, l'opération de passage du niveau de base au méta-niveau, pour lancer l'opération d'introspection;
- la **dénotation**, l'opération de passage du méta-niveau au niveau de base.

Le système global, composé du niveau de base, du niveau méta et des deux opérations, forme un système réflexif. L'utilisation d'un formalisme réflexif est donc un moyen de mettre en oeuvre l'introspection de manière implicite.

B. Smith définit la réflexivité comme étant : "la capacité intégrale d'une entité à se représenter, agir sur elle-même ou se prendre en charge de la même manière qu'elle représente, agit sur ou prend en charge le sujet de son activité première" [Smi 90].

On peut observer trois niveaux de réflexivité, cités dans [Fer 89] :

- la réflexivité structurelle concerne la structure des informations et les informations elles-mêmes ;
- la réflexivité opératoire se rattache à la description de la manière dont le SMA opère;
- la réflexivité conceptuelle s'intéresse à l'aspect conceptuel (intentionnel) du système.

Dans le cas d'un système multi-agents, il est difficile, voire impossible, d'avoir à un point d'observation donné, une vision globale du système. Une telle vision (ou image) doit donc être construite de manière explicite à partir des représentations des informations propres à l'évolution locale d'un agent, au agent et des liens éventuels entre les différents agents.

La représentation au niveau de base doit être porteuse des informations concernant l'aspect à espionner. Nous distinguons donc trois façons de gérer les connaissances d'introspection :

- Gestion locale.

Chaque agent participant à la composition du SMA est représenté localement, indépendamment des autres. Chacun a donc sa propre image de lui-même. Ce type de connaissance offre donc une réflexivité individuelle. Un des avantages de ce type de réflexivité est sa mise en oeuvre facile. Au contraire l'élaboration de l'image globale qui doit découler de l'ensemble des images élémentaires est plus difficile à obtenir du fait de l'absence de la représentation des liens entre les différents agents.

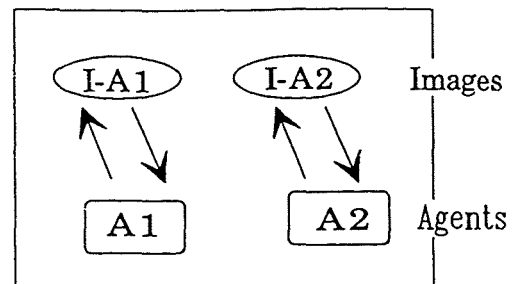


Figure 3 : représentation locale.

- Gestion globale.

Dans cette gestion globale, une image unique est associée à l'ensemble du SMA. Une telle image est appropriée dans le cas de langages procéduraux, mais elle reste difficile à mettre en oeuvre dans un formalisme concurrent.

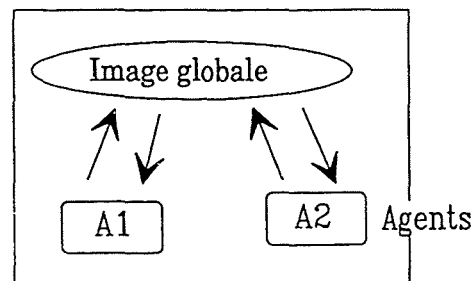


Figure 4 : représentation globale.

- Gestion à plusieurs niveaux.

Une telle gestion permet d'associer une image à chaque agent du système en tenant compte de sa nature, ceci afin de pouvoir récupérer une image plus globale à un niveau d'observation supérieur. Dans ce type de gestion on peut avoir plusieurs niveaux de décomposition.

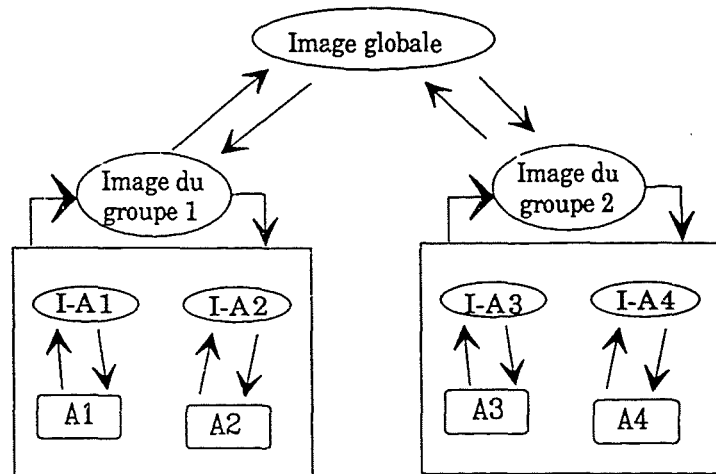


Figure 5 : représentation à plusieurs niveaux.

Par exemple dans un SMA, les agents ayant la même fonction peuvent être réunis en un même groupe. Le SMA est alors représenté à deux niveaux de détails : le niveau des agents et le niveau des fonctions. Ce dernier type de réflexivité, portant sur les groupes et exprimant le fait que tout agent puisse observer et agir sur l'évolution de l'ensemble du groupe, a été proposé pour la première fois par l'équipe de Yonezawa [W&Y 90].

TORPIT [Doy 80] présente une architecture où les capacités introspectives sont contrôlées par un méta-agent global. Dans SOAR [NLR 84] les activités introspectives sont déclenchées par le fait de rencontrer une impasse dans la résolution d'un problème. Ces architectures ont été inspirées par les travaux sur la dynamique des groupes [MAI 68].

2.4.2- Gestion de la configuration.

Les gestionnaires de la configuration sont responsables de la modification du système en cours de fonctionnement. Un gestionnaire doit minimiser les effets et la durée des modifications, il n'est ainsi pas forcément nécessaire d'arrêter entièrement le système pour en modifier une partie. Le système de gestion doit donc établir l'ensemble minimal affecté par le changement.

Dans cette approche dynamique d'auto-reconfiguration d'un SMA, nous pouvons considérer quatre grandes classes de modification. Ces classes sont définies selon l'instigateur du changement (un humain ou le SMA) et l'entité sur laquelle portent le changement (un agent, une ressource ou un groupe d'agents).

Nous allons voir ci-dessous chacune des primitives de modification et la manière dont elles sont mises en oeuvre.

3 - Primitives de reconfiguration d'un SMA.

Ces primitives peuvent être classées en deux catégories. La première concerne toutes celles qui ont pour objet de transformer les connaissances ou le nombre des agents. La deuxième est composée des modifications qui portent sur des entités physiques de l'environnement des agents, (modifications, ajout ou suppression d'une ressource). Par exemple cela peut être l'ajout d'un capteur ou d'une station de travail.

3.1 - Reconfiguration portant sur les agents.

Ces décisions de reconfigurations peuvent être prises soit par un intervenant externe au système (un humain) soit par un ou plusieurs agents. Ces dernières décisions sont possibles, comme nous l'avons vu précédemment, si les agents du SMA possèdent un mécanisme d'introspection.

3.1.1 - Décision de reconfigurations prise par un intervenant extérieur au SMA.

3.1.1.1 - Ajout d'un agent.

L'ajout d'un agent survient lors de la connexion d'un nouvel agent au système. Cet agent est connecté sur une ressource par un intervenant humain extérieur au système. Dans la suite, on considérera que le nouvel agent est externe au système. Le système multi-agents doit donc posséder une boîte aux lettres qui sera destinée aux communications entre les agents du système et les agents externes.

Pour pouvoir s'intégrer au SMA et participer à la résolution d'un problème, le nouvel agent doit posséder certaines connaissances élémentaires, indispensables et portant sur :

- la méthode pour communiquer avec les autres agents. Il doit posséder un module minimum d'interface avec son environnement. Il doit pouvoir recevoir des messages et en envoyer vers la boîte aux lettres dédiée aux agents externes au SMA.
- les compétences pour réaliser certaines tâches ou pour les acquérir.
- une capacité d'introspection élémentaire. L'agent doit être capable de déterminer s'il possède des capacités d'introspection sur son propre fonctionnement.

Deux cas peuvent se produire suivant les connaissances que possède cet agent sur les autres agents :

Ajout d'un agent sans connaissances sur les autres agents

L'agent ne possède qu'un noyau primitif lié à la communication. Il propose alors ses services, en envoyant des messages dans la boîte aux lettres permettant les échanges entre le système et l'extérieur (1). Il attend ensuite qu'un agent lui propose de réaliser une tâche (2). S'il accepte une telle proposition, il est alors intégré au SMA pour réaliser cette tâche (3).

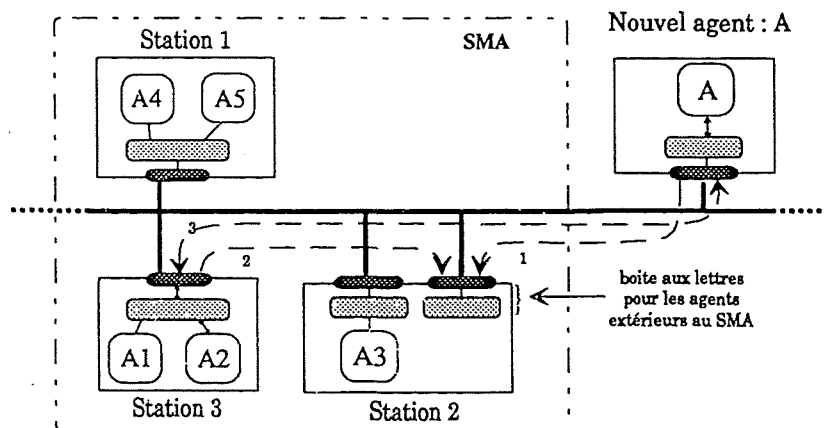


Figure 7 : Ajout d'un agent (A) sans connaissances particulières.

Dans ce cas au moins un agent du SMA doit pouvoir lire et envoyer des messages dans la boîte aux lettres dédiée aux agents externes.

Ajout d'un agent possédant des connaissances sur des autres agents.

Le nouvel agent possède des connaissances sur certains agents du système, ces connaissances lui étant préalablement données lors de sa création. Dans ce cas, l'agent peut directement demander son intégration au système en envoyant des messages à certains agents. Il peut, par exemple décrire ses connaissances sur le SMA et compétences aux agents qu'il connaît.

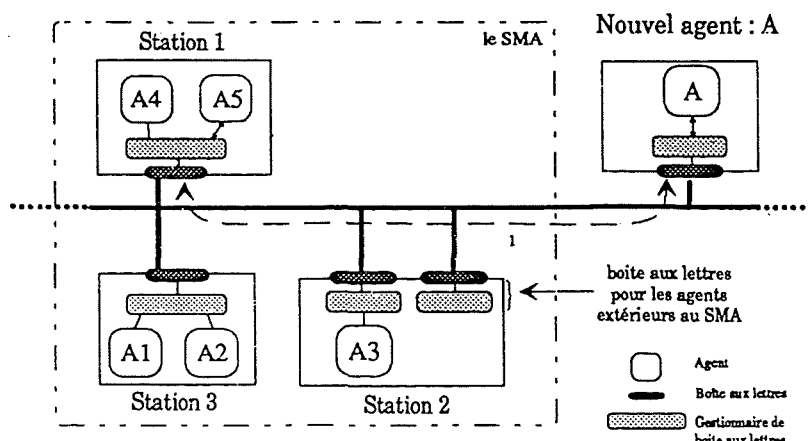


Figure 8 : Ajout d'un agent (A) connaissant l'agent (A5)

Pour qu'un agent puisse s'intégrer au système, l'agent contacté par le nouvel agent doit posséder (ou connaître un agent ou un groupe d'agents qui possède), les connaissances permettant l'intégration et le placement du nouvel agent.

Après son intégration, l'agent peut demander aux autres des informations sur la structure du SMA dans le but d'une meilleure incorporation (il peut alors migrer vers des ressources moins chargées et plus adaptées à ses besoins).

3.1.1.2 - Suppression d'un agent par un intervenant extérieur.

L'intervenat sur le SMA doit pouvoir retirer définitivement ou momentanément un agent. Pour permettre cette fonction, il faut que le système comporte une interface Homme/SMA.

Cette interface doit permettre au responsable de déterminer l'emplacement de l'agent à supprimer, de communiquer la future suppression aux autres agents et d'arrêter l'agent désiré.

Elle doit de plus permettre au responsable de connaître a tout moment l'état physique du SMA.

3.1.2 - Décisions de reconfiguration prises par un ou plusieurs agents du SMA.

3.1.2.1 - Génération d'un agent par le SMA.

Par ce terme, nous voulons exprimer la capacité qu'ont les agents à créer un nouvel agent en vue d'une amélioration du fonctionnement du système. Cette décision de création peut être prise, localement par un agent, ou au niveau des groupes d'agents. Il peut par exemple y avoir création lorsqu'un ou plusieurs agents constatent leur incapacité à réaliser toutes leurs tâches dans le temps imparti.

Lorsque des agents décident de créer un nouvel agent, ils doivent d'abord spécifier les connaissances du nouvel agent, c'est-à-dire les connaissances sur son environnement, les connaissances sur les autres agents du système, et les connaissances pour réaliser certaines tâches. Après cette spécification, les agents doivent créer physiquement ce nouvel agent ou demander sa création à un des agents spécialisés dans cette tâche. Il est donc nécessaire qu'au moins un agent créateur sache déterminer les connaissances nécessaires au nouvel agent. De plus, il doit être capable de créer ou de faire créer (par un autre agent) physiquement le nouvel agent.

La définition des connaissances d'un nouvel agent peut aussi être établie en utilisant le principe des algorithmes génétiques qui auraient comme population initiale le groupe d'agents désirant cette génération. Le problème principal est la construction du "code génétique" qui doit représenter la structure et toutes les connaissances d'un agent, tous comme le code génétique de L'ADN représente la structure des êtres humains ou des fourmis. Cette dernière méthode pour définir les connaissances d'un nouvel agent doit permettre de limiter le nombre de messages transmis avant la génération d'un nouvel agent.

Au niveau d'un groupe, le processus de création doit respecter le modèle suivant :

- 1) un agent propose aux autres agents la création d'un nouvel agent possédant certaines connaissances pour remplir des tâches dans la société;

2) les agents contactés répondent à cette proposition ou la rediffusent. La réponse peut être positive, négative ou peut comporter une demande de modification des connaissances de l'éventuel agent (adjonction ou suppression). Ils doivent aussi vérifier la cohérence des connaissances du nouvel agent;

3) Si un consensus est établi, la création de l'agent peut alors être effectuée

3.1.2.2 - Suppression d'un agent par le système lui-même.

La suppression d'un agent peut intervenir en prévision de l'arrêt d'une machine ou lorsqu'un agent n'est plus adapté à la société actuelle. Par exemple, lorsqu'un agent n'a plus exécuté de tâche pour le SMA depuis un certain temps et s'il connaît d'autres agents du SMA capables de réaliser les mêmes tâches que lui, il peut alors décider de se supprimer.

L'estimation de la non utilité d'un agent au SMA peut être établie par lui-même ou par un groupe d'agents. Dans ce dernier cas, la décision de suppression doit être le résultat d'un consensus de tous les agents du groupe. Nous avons vu précédemment qu'un agent peut être ajouté au SMA par un intervenant extérieur. Il est donc nécessaire de demander confirmation ce dernier lors de la suppression d'un tel agent.

Cette faculté de pouvoir retirer un agent, lorsque celui-ci n'est plus adapté, est similaire à la sélection naturelle qui détermine quels membres survivent dans une population. Par exemple, dans le cas d'un système proies/prédateurs où chaque agent représente un prédateur, il y a mort de certains prédateurs dans le cas où il n'y a plus assez de proies à manger.

Avant la suppression, il est nécessaire que l'agent délègue ses tâches à d'autres agents ou signale à ses contractants, qu'il ne peut finir de réaliser les travaux entrepris pour eux.

3.1.2.3 - Modification des connaissances d'un agent.

Dans un SMA dynamique, il est nécessaire qu'un agent puisse acquérir de nouvelles connaissances, ceci grâce à un processus d'information. Ce processus a pour objet de permettre le transfert des connaissances d'un agent vers un autre. L'initiateur d'un tel processus peut avoir deux buts. Le premier est la diffusion de ses connaissances vers des agents qui ne les possèdent pas. Le second est l'acquisition de nouvelles connaissances. L'agent envoie alors des demandes d'informations aux agents susceptibles de les lui fournir. A la suite de ce type de modification, il peut être nécessaire de :

- réorganiser les liens entre les différents agents;
- modifier l'appartenance des agents à des groupes;
- vérifier la cohérence des connaissances de l'agent.

3.2. - Modification des ressources des agents.

Dans notre cas, la modification d'une ressource peut être uniquement faite par un intervenant extérieur au système. Les agents sont répartis sur un réseau de ressources. Chaque ressource (ex., processeur, mémoire, espace disque, capteur...) possédant certaines caractéristiques :

- **Charge** : représente la charge (en agents) courante de la ressource,
- **Limite** : représente la charge limite acceptée par la ressource,
- **Mode d'accès** : représente le nombre maximum d'agents qui peuvent accéder en même temps à la ressource.

On peut envisager, comme dans [BER 92] l'utilisation d'agents "système" qui ont pour but de gérer les ressources du SMA ainsi que la diffusion de toutes les connaissances qui leur sont attachées.

3.2.1 - Ajout d'une ressource.

L'ajout d'une ressource consiste à mettre à la disposition du SMA une nouvelle ressource (processeur, capteur,...). Pour que les agents puissent connaître et utiliser cette ressource l'ajout doit toujours être accompagné d'une indication informant les agents de la présence et des caractéristiques de la nouvelle ressource. Cette indication peut prendre deux formes :

- Modification des connaissances d'un agent,
- Ajout d'un nouvel agent dans le SMA, dont les connaissances contiennent les caractéristiques de la nouvelle ressource. Le but de cet agent est alors de faire connaître la ressource aux autres.

3.2.2 - Suppression d'une ressource.

La suppression d'une ressource doit être indiquée le plus tôt possible au SMA Cette information doit permettre au système de se reconfigurer en prévision de cette prochaine suppression. Elle est introduite dans le SMA par l'intermédiaire de l'interface Homme/SMA ou par l'ajout d'un nouvel agent dont le but est de gérer cette future disparition.

4 - Formation et modification des groupes d'agents.

Nous pouvons différencier deux types de groupes : les groupes formés pour résoudre un problème posé au SMA (par exemple l'agent contractant et les agents contractés dans un protocole Contract Net) ou les groupes créés pour représenter une image plus générale du SMA. Ces derniers sont utilisés par les mécanismes d'introspections.

La stratégie de formation des groupes dépend de plusieurs facteurs :

- la fréquence des événements qui provoquent la création des groupes ,
- la distribution des agents sur le système et sur la résolution du problème ,
- les capacités et les connaissances des agents ,
- la probabilité qu'un agent soit demandé par plusieurs groupes en même temps.

4.1 - Formation d'un groupe pour résoudre un problème.

N'importe quel agent peut décider de l'amorce de la formation d'un groupe en vue de résoudre un problème. Cet agent sera par la suite appelé leader pour le processus de formation du groupe. Pour former le groupe, que le leader a besoin d'entrer en communication avec les agents potentiels du groupe. Il doit aussi vérifier que les agents contactés sont capables de l'aider pour la résolution du

problème. Ce processus de formation de groupe de travail est étudié par l'équipe de David Kinny [K&A 92] qui propose trois stratégies que nous pourrions utiliser pour initialiser le processus de formation d'un nouveau groupe :

- envoyer l'énoncé du but à atteindre,
- envoyer l'énoncé du but et le plan pour y parvenir,
- envoyer le but, le plan et les rôles que doivent jouer les participants du groupe.

4.2 - Formations d'un groupe en vue de l'introspection.

La formation de ce type de groupes a pour objet de permettre une vue plus générale du fonctionnement du SMA. Ces groupes peuvent être les mêmes que ceux formés pour la résolution d'un problème; Ils permettent alors de connaître la progression de la résolution. Ils peuvent également avoir été formés uniquement pour le fonctionnement du SMA (introspection). Par exemple, un groupe peut avoir été construit pour gérer l'accès à une ressource d'une certaine machine.

Un autre groupe, ayant en charge la gestion de toutes les ressources du SMA, sera composé des leaders des groupes définis précédemment.

4.3 - Modification des groupes

En plus de ces stratégies utilisées pour la formation d'un nouveau groupe, il faut définir la réaction d'un groupe lorsqu'un participant est supprimé ou lorsqu'un nouvel agent est introduit dans le système. Dans le cas d'une suppression, l'agent concerné doit auparavant avertir le leader ou les autres participants du groupe qu'il ne peut pas finir ses tâches. Celles-ci doivent donc être ré-affectées soit en recrutant un autre agent, soit en les redistribuant aux agents du groupe. Lors de l'ajout d'un nouvel agent, celui-ci peut être incorporé dans un ou plusieurs groupes ou former un nouveau groupe.

5 - Réalisation et perspectives

Nous avons réalisé une première maquette implantant un système qui a pour but la gestion d'un espace aérien. A l'initialisation, le SMA est composé d'un seul agent (tour de contrôle) qui gère tout l'espace aérien.

Durant la simulation, deux cas peuvent se produire :

- 1) le nombre d'avions dans une zone est trop important. La zone est alors divisée en deux et un nouvel agent est créé pour surveiller la nouvelle zone;
- 2) il n'y a plus d'avion dans une zone. L'agent délègue alors la surveillance des zones qui lui était attribuées à un autre agent et se supprime dans le cas où il n'est pas le seul agent du système.

L'étape suivante sera l'implantation sur un réseau de stations de travail UNIX comportant de nombreux sites, les mécanismes nécessaires à la reconfiguration dynamique d'un SMA tant au niveau des agents qu'au niveau des groupes d'agents.

6 - Conclusions

Dans les précédentes parties, nous avons formalisé le problème de la "réorganisation dynamique" des systèmes multi-agents. Le but d'une telle réorganisation est d'avoir une meilleure résistance aux pannes et un accroissement des potentialités du système. Nous avons vu les connaissances nécessaires pour les que les agents du système puissent créer, ajouter ou modifier les connaissances d'agents.

La première maquette d'un système possédant des capacités d'introspection locales à un agent, nous a montré la faisabilité d'une telle réorganisation et la nécessité de gérer cette réorganisation au niveau des groupes d'agents.

Cette réalisation a également mis en évidence la nécessité d'implanter une gestion dynamique du placement des agents sur différentes stations de travail. Une telle gestion permettrait d'équilibrer les charges sur les différentes stations.

Références.

- [Ber 93] C. Bernon, A. Sayah, "Principe et résultats de la coopération entre agent "système" pour le placement et la migration de processus". Première journées francophones IAD & SMA, Toulouse Avril 93, p 289-310.
- [Blo 83] T. Bloom, "Dynamic Module Replacement in a Distributed System" Technical Report MIT/LCS/TR-303, march 83.
- [Doy 80] J. Doyle, " A model for Deliberation, Action and Introspection, MIT, AI LAB, TR581, Cambridge, Massachusetts.
- [Dur 89] H. Edmund Durfee & all, "Trends in Cooperative Distributed Problem Solving", IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, p 63-83, March 89.
- [Fer 89] J.Ferber, "Objets et agents: Une étude des structures de représentation et de communication en Intelligence Artificielle", Thèse d'état, Univ Paris 6, juin 1989.
- [Gas 91] L. Gasser & T. Ishida, " A dynamic Organizational Architecture for Adaptive Problem Solving", Proceedings AAAI-91, vol 1, p185-190, July 91.
- [Les 81] Victor R. Lesser & all, "Cooperative Distributed Systems" IEEE Transactions on systems, Man and cybernetics, p 81-96, jan 81.
- [MAI 68] G.B Mailhio Dynamique et genèse des groupes, Ed-de l'EPI, 1968
- [NLR 84] A. Newell, J Laird & P Rosenbloom, " Towards Chunking as a General Learning Mechanism", proceedings of National Conf on AI, Austin 1984.
- [Pit 90] Pitrat J, "Métaconnaissance: Futur de l'intelligence artificielle", Edition Hermès, Paris 1990.
- [W&Y 90] T.Watanabe, A. Yonezama, "An Actor Based Metalevel architecture for Group-wide Reflexion". In proc REx Scholl/workshop on foundations on Object Oriented Languages, Noordwijkerhout, the Netherland, May 1990.

Modéliser l'enchaînement conversationnel.

Christian Brassac

Proposition d'intervention à la rencontre de Rochebrune 1994

Correspondance to : C. Brassac, Laboratoire de psychologie (GRC), Université de Nancy 2, BP 33-97, F-54015 Nancy Cedex, France. E-mail : brassac@plg.u-nancy.fr

Introduction

Proposer un tel titre dans un colloque intitulé "autonomie et interactions fonctionnelles" c'est se donner l'obligation de justifier son inscription dans l'ensemble des réflexions qui pourront y être menées.

1. Pour nous la conversation est le prototype de l'interaction communicative entre deux ou plusieurs sujets humains. L'étude de ses mécanismes, de ses régularités ou autres propriétés s'étaye sur une perspective nécessairement pragmatico-linguistique. Notre option en la matière est de considérer la théorie des actes de langage comme apte à aider à l'analyse de la dynamique, des processus d'ajustements et des phénomènes de non littéralité qui traversent tout échange langagier intersubjectif. Dans la mesure où l'adjectif "fonctionnelles" associé à "interactions" renvoie à l'idée selon laquelle cette interaction "donne effectivement lieu à un accroissement de l'adaptativité ou de l'efficacité du système ou de son adéquation au milieu", pour reprendre les termes de l'appel à communications, la conversation s'inscrit pleinement dans ce type d'interaction pour peu que le système en question soit le sujet humain.

2. Dans la perspective que nous défendrons, inscrite dans une démarche de psychologue social, l'interactant est nécessairement considéré comme entité cognitive en continuelle relation constitutive d'identité avec autrui. Cette liaison avec l'autre, d'une part repose sur, et d'autre part, fonde son autonomie qui est marquée par un aller et retour permanent entre les influences subies et les actions produites sur l'environnement. L'intentionnalité (au sens de Searle) du sujet est un moteur de son action. Ainsi par exemple, l'utilisation de constituants linguistiques pour interagir avec un (ou des) interlocuteur(s), la production d'actes illocutoires au moyen de profération d'énoncés en contexte intersubjectif est-elle fondamentalement empreinte de l'Intention du locuteur par le biais de l'ajustement des mots et du monde d'énonciation qu'il réalise. Autonomie donc, à travers l'expression de

motivations guidant l'action, mais pas autarcie du fait de son "couplage au monde".

Notre propos sera de montrer que la théorie des actes de langage sous sa forme axiomatisée, la logique illocutoire, est à même de permettre l'analyse de la dynamique de l'enchaînement conversationnel pour peu qu'on la *dialogise*. Cette opération de dialogisation d'une part, permet de dépasser la critique souvent adressée à la théorie classique des actes de langage, son monologisme et, d'autre part, conduit à mettre en évidence que le sens des énoncés constituant tout dialogue intersubjectif est co-construit de manière procédurale par les interactants. Plus, nous proposerons un modèle de l'enchaînement conversationnel fondé sur un jeu de mises en séquences des actes illocutoires ; ce jeu porte sur les propriétés des forces illocutoires, sur les deux valeurs sémantiques de tout acte de langage et sur un théorème les liant l'une à l'autre.

Pour atteindre notre objectif, nous procéderons de la façon suivante. Nous commencerons par évoquer l'histoire de la théorie des actes de langage de sa création à sa forme la plus récente en passant par son axiomatisation en une *logique illocutoire*. (1. **De la théorie classique à la sémantique générale**). Nous proposerons ensuite les rapports que cette logique entretient avec l'analyse de l'enchaînement des actions langagières qui constitue la *conversation*. Il s'agira pour nous de défendre une dialogisation de cette logique illocutoire. Ce faisant, nous expliquerons pourquoi la théorie des actes de langage, telle qu'elle utilisée généralement, ne peut permettre de rendre compte des interactions fonctionnelles. (2. **Vers une logique interlocutoire**). Nous terminerons en examinant quelques perspectives issues de cette relecture, résolument *interactionniste* de la logique illocutoire, relecture qui permet de dépasser les limites de l'application de la version classique à l'étude des interactions.

1. De la théorie classique à la sémantique générale

Dès lors qu'Austin aura montré "comment faire des choses avec des mots" (Austin, 1962), se développera un ensemble de recherches tout à fait fondamentales en ce sens où elles pour point de départ l'idée selon laquelle

l'utilisation de formes langagières en contexte d'énonciation, la production d'énoncés linguistiques est une *action* à part entière. Nous ne retracerons pas ici les développements considérables que l'idée de performativité aura provoqués (voir par exemple Récanati, 1981), ainsi que l'importance du chemin qui fait que de nombreux chercheurs en linguistique se dirigent vers les aspects pragmatico-linguistiques de la communication inter-humaine (voir par exemple Armengaud, 1985, Levinson, 1983) et ainsi vers l'étude de *l'activité de langage* (Kerbrat-Orecchioni, 1990). Nous nous concentrerons sur les suivants directs qui exploiteront, approfondiront et formaliseront les idées originelles d'Austin, Searle et Vanderveken.

Le chemin parcouru par ces deux philosophes entre le moment où Searle propose une première catégorisation des actes de langage (1969) et où Vanderveken parvient à une axiomatisation de la théorie initiale (1988, 1990) les aura amené à modifier et à enrichir les propositions initiales. On peut le résumer en quelques mots : l'approche était initialement fondamentalement monologique, elle tend dorénavant vers un dialogisme encore mal assuré. C'est cette évolution que nous voudrions exposer dans cette partie.

1.1. Le succès d'un acte de langage

Unité minimale de la communication humaine, l'acte de langage est un acte réalisé par un locuteur à travers la profération d'un énoncé en contexte. Toujours descriptible sous la forme d'une force illocutoire [F] s'appliquant à un contenu propositionnel [P], l'acte illocutoire simple peut voir sa réalisation échouer, réussir avec défaut ou réussir sans défaut. Ces différents cas de figure reposent sur les composantes de toute force illocutoire que sont le but illocutoire, le mode d'accomplissement, les conditions de contenu propositionnel, les conditions préparatoires, les conditions de sincérité, le degré de puissance. Le but illocutoire est la composante la plus importante de la force illocutoire car elle rend compte de la notion essentielle de direction d'ajustement. En réalisant un acte de langage, tout locuteur met en rapport le monde et les mots qui forment l'énoncé. Cette direction peut prendre quatre formes. Elle est dite des *mots au monde* dans le cas des actes assertifs dont le but est de rendre compte d'un état du monde préexistant à l'énonciation ; elle est dite du *monde aux mots* dans le cas où le locuteur, ou l'auditeur, est amené, après l'énonciation, à faire en sorte que le monde s'ajuste à ce qui a été dit (une promesse ou un ordre par exemple) ; elle est dite *double* dans le

cas de verbes performatifs qui ont la capacité, lorsqu'énoncés, de changer l'état du monde (comme par exemple déclarer la séance ouverte ou gracier) ; enfin elle est dite *vide* lorsque le locuteur exprime un état mental à propos du monde (je te félicite pour ton succès). Ces différents types de direction d'ajustement n'interviennent pas à proprement parler dans la définition de la réussite d'un acte illocutoire mais nous y reviendrons par la suite.

La définition de l'accomplissement réussi et sans défaut d'un acte illocutoire s'énonce comme suit :

Un acte illocutoire de la forme F(P) est accompli avec succès et sans défaut dans un contexte d'énonciation si et seulement si :

- (1) le locuteur, dans ce contexte, parvient à atteindre le *but illocutoire* de F sur le contenu propositionnel P avec le *mode d'accomplissement* et le *degré de force* du but illocutoire requis.
- (2) il exprime le contenu propositionnel P et celui-ci satisfait les *conditions de contenu propositionnel* imposées par F.
- (3) les *conditions préparatoires* de l'illocution et les présuppositions propositionnelles sont obtenues dans le monde d'énonciation.
- (4) il exprime et possède l'état psychologique déterminé par F avec le *degré de sincérité* caractéristique de F.
(Searle et Vanderveken, 1985 : 24; traduit et souligné par nous)

Un acte illocutoire est réussi mais avec défaut si ces conditions sont remplies sauf les conditions préparatoires ou les conditions de sincérité. Ainsi un ordre de parler adressé à un muet est-il défectueux car la condition préparatoire de l'ordre, qui est que l'auditeur soit en mesure de parler, n'est pas remplie. De même une promesse que le locuteur n'a pas l'intention de tenir au moment de son énonciation n'est-elle pas réussie sans défaut car la condition de sincérité n'est pas remplie.

Selon cette définition la demande suivante, adressée, dans un contexte donné, par un locuteur à un auditeur

- (1) Quelle heure est-il ?

est réussie, ou accomplie avec succès et sans défaut, si le locuteur en produisant cet énoncé remplit les conditions suivantes. Il faut que le locuteur a) tente de faire en sorte que son interlocuteur ajuste le monde aux mots, b) avec une certaine position d'autorité, c) en lui laissant la possibilité de refuser,

si d) l'interlocuteur est dans la capacité de le faire et si e) le locuteur désire que ce dernier le fasse (le désir est le mode psychologique relatif aux conditions de sincérité des directifs). Autrement dit (1) est réussi si les six composantes sont bien calculées par le locuteur. A ce stade de l'examen de l'acte de langage, n'intervient pas ce qu'il advient dans le monde à la suite de la profération en contexte de l'énoncé producteur de l'acte illocutoire. Pas de réaction de la part de l'interlocuteur, action de donner l'heure par un tiers, douze coups sonnant à l'église ... peu importe. En revanche traiter de la satisfaction de ce directif, c'est tenir compte de son effet perlocutoire, c'est examiner le monde post illocution, c'est tenir compte de l'après.

Il est très clair que cette définition de la réussite est monologique en ce sens où, d'une part, l'acte directif n'intervient qu'en tant qu'il est le produit d'une profération de l'énoncé en contexte et où, d'autre part, l'effet qu'il a sur le contexte, et en particulier sur un élément central de ce contexte, l'auditeur, est totalement ignoré.

De là s'ensuit la remarque fondamentale suivante. Un acte réussi peut ne pas être satisfait. Une promesse par exemple peut répondre parfaitement aux critères qui la rendent réussie sans pour autant qu'elle soit satisfaite (on dit "tenue"). De façon analogue, un enseignant par exemple peut parfaitement réussir son "Un peu de silence!" sans qu'il soit obéi par une classe agitée. Autant dire que cette définition de la réussite fait appel aux propriétés intrinsèques de l'acte de langage et plus précisément aux composantes de la force illocutoire, laissant de côté les aspects externes de l'illocution tels, par exemple, les effets sur le contexte et son action perlocutoire.

1.2. La satisfaction d'un acte de langage

Le premier pas en direction d'un dépassement de ce monologisme aura consisté en ce que Vanderveken appelle l'unification des conditions de succès et des conditions de satisfaction d'un acte de langage. Définies comme "conditions qui doivent être remplies dans le monde d'un contexte d'énonciation pour que l'acte soit satisfait dans ce contexte" (Vanderveken, 1988, 34), les conditions de satisfaction mettent en scène l'état du monde et le contenu propositionnel. Voyons sur des exemples.

Soit les deux actes assertifs suivants proférés par des locuteurs dans des contextes d'énonciation neutres actuels

- (2) La terre tourne autour du soleil
(3) Le soleil tourne autour de la terre

Ces deux assertifs sont accomplis avec succès et sans défaut si par le fait de leur énonciation, un locuteur ajuste les mots au monde en proférant un contenu propositionnel qu'il croit vrai (la croyance est le mode psychologique relatif aux conditions de sincérité des assertifs). De ce point de vue, (3) est tout autant réussi que (2). Cela dit, il est clair, du moins le sait-on depuis quelques siècles, que (3) est "faux". Peu importe en ce qui concerne la réussite de l'acte, essentiel si on s'enquiert de sa satisfaction. En effet, (2) est satisfait, (3) ne l'est pas, et ce, à croyance en leur contenu propositionnel égale!

Ces deux exemples montrent bien en quoi la satisfaction qualifie l'adéquation du monde et des mots (alors que la réussite a à voir avec l'ajustement entre le monde et les mots !). Ici, dans le cas d'assertifs, la satisfaction, c'est la vérité. Les conditions de satisfaction se confondent avec celles de vérité (car on a affaire à une direction d'ajustement des mots au monde, à un monde qui préexiste au mots). Ce n'est pas le cas pour les directifs tels que (1). "Quelle heure est-il ?" sera satisfait si l'heure est donnée après la demande ... et bien entendu pas seulement cela ; il faut de plus, que cela soit ainsi après l'action de l'interlocuteur (et non d'un tiers ou des douze coups de l'église) et du fait du directif. Celui-ci est satisfait si son contenu propositionnel devient "vrai" ... en vertu de la force illocutoire, en vertu de l'ajustement du monde aux mots que doit assurer l'auditeur. Certes la satisfaction dépend étroitement de la vérité du contenu propositionnel mais elle en dépend via la direction d'ajustement, composante essentielle de la force illocutoire.

Vanderveken le dit en ces termes : Un acte de langage est satisfait si et seulement si 1/ son contenu propositionnel est vrai et si 2/ il l'est "suivant la direction d'ajustement propre à son but illocutoire" (Vanderveken, 1988 : 134). Il apparaît donc que la réussite d'un acte de langage concerne principalement, mais pas seulement (cf la présence des présuppositions propositionnelles dans la définition de la réalisation avec succès donnée ci-dessus) la force illocutoire alors que la satisfaction concerne principalement le contenu propositionnel, mais pas seulement (cf l'intervention déterminante de la direction d'ajustement dans la définition proposée à l'instant). Le contenu propositionnel n'a pas de valeur sémantique de satisfaction, il n'a que des conditions de vérité. De la même façon, la force illocutoire n'a pas de

valeur sémantique de succès. C'est à l'acte de langage que l'on doit assigner ces deux valeurs.

La sémantique générale a pour objectif de considérer l'acte de langage, toujours défini comme unité minimale de la communication humaine, comme porteur de ces deux valeurs sémantiques et d'élaborer la théorie des relations que ces succès et satisfaction entretiennent. Au cœur de cette construction, une relation causale occupe une place essentielle.

Théorème : S'il est satisfait, un acte de langage dont la direction d'ajustement va du monde aux mots est nécessairement réussi (Vanderveken, 1988, 305).

Cette affirmation plonge la réussite dans une perspective interactionniste. En effet la prémisse de ce "si ... alors" est constituée par le fait qu'un acte soit satisfait. Or parler de la satisfaction d'un acte dont la direction d'ajustement va du monde aux mots c'est, ipso facto, faire intervenir un auditeur et donc une situation conversationnelle.

Nous disions au début de cette partie que l'approche était initialement fondamentalement monologique, et qu'elle tendait dorénavant vers un dialogisme encore mal assuré. Jusqu'à l'axiomatisation de la théorie des actes de langage en une logique illocutoire (Searle et Vanderveken, 1985), axiomatisation dont le principal but est de rendre compte du succès de l'acte de langage, la perspective reste en effet foncièrement ancrée dans la production d'un acte, au moyen de l'utilisation du langage en contexte. L'effet réel que peut avoir cet acte sur le monde est totalement négligé. La perlocution est ignorée. Dans un second temps (Vanderveken, 1988, 1990), l'unification des conditions de succès et de satisfaction est réalisée ainsi que l'intégration de l'aspect perlocutoire dans l'analyse de l'acte réalisé par le locuteur lors de l'énonciation. Autrement dit, malgré l'axiome qui ouvre les Foundations of illocutionary logic (l'acte de langage est l'unité minimale de la communication humaine), *la communication est absente de la période précédant 1985* en théorie des actes de langage. On pourrait dire qu'elle pointe son nez avec l'intégration de la satisfaction.

2. Vers une logique interlocutoire

2.1. Une dialogisation de la logique illocutoire

Le théorème que nous venons de mentionner est à la clé de la dialogisation nécessaire de la logique illocutoire. Il nous permet en effet d'envisager une définition de la réussite qui est dépendante du mécanisme de mise en séquence des actes de langage produits par les interactants. Voyons sur les deux extraits de conversation suivants :

L_{1,1} : Tu ne m'as pas dit avec qui tu as mangé à midi
L_{2,1} : J'ai mangé avec Michel

L_{1,1} : Tu ne m'as pas dit avec qui tu as mangé à midi
L_{3,1} : C'est vrai on n'a pas eu le temps d'en parler

En logique illocutoire classique, L_{1,1} a une valeur d'acte assertif. En effet, en l'énonçant dans ce contexte, L₁ rend compte d'un état du monde qui préexiste à son énonciation : l'auditeur n'a pas dit au locuteur avec qui l'auditeur avait mangé à midi. Rien ne peut nous contraindre à voir cette assertion comme une demande non littérale, en tout cas au moment où L₁ énonce L_{1,1}. Les réactions langagières de L₂ et de L₃ sont bien différentes l'une de l'autre.

En réagissant comme il le fait, L₂ satisfait une demande en ajustant le monde aux mots de l'énoncé qui pourrait servir, potentiellement, à accomplir une demande dont le contenu propositionnel serait le contenu de L_{1,1}. Il donne en effet une réponse à la question "Avec qui as-tu mangé à midi ?". C'est *parce que* L₂ répond à cette question en produisant L_{2,1} que l'acte initial, L_{1,1}, est instancié comme demande à travers l'accomplissement réussi qui découle de sa satisfaction. L₃ quant à lui, réagit à l'assertion L_{1,1}, en n'enchaînant pas sur une demande potentielle. Plus il satisfait, d'une certaine façon, l'assertion initiale car il en admet la vérité.

Ces deux réactions illustrent bien cette relation entre satisfaction et réussite. Dans les deux cas, les interlocuteurs de L₁ satisfont un acte de langage. **En le satisfaisant, moyennant le théorème énoncé plus haut, il lui donne un statut d'acte de langage réussi.** Dans le cas de L₃, L_{1,1} est instancié comme une assertion. Dans le cas de L₂, L_{1,1} devient une

requête d'information. Autrement dit, c'est le fait que $L_{2,1}$ satisfasse une requête (en répondant à la demande potentielle) que $L_{1,1}$ acquiert une valeur communicative d'acte directif. C'est parce que $L_{3,1}$ satisfait une assertion (en la rendant vraie) que $L_{1,1}$ conserve son statut d'assertion. Ce qui se passe effectivement c'est que c'est la réaction langagière produite par L_2 (ou par L_3) qui fixe la valeur conversationnelle de $L_{1,1}$.

La modélisation rapide que nous proposons là de l'enchaînement $L_{1,1}$ - $L_{2,1}$ (ou $L_{1,1}$ - $L_{3,1}$) repose de façon tout à fait cruciale sur cette dépendance de la réussite à la satisfaction énoncée dans le théorème ci-dessus (cf Trognon et Brassac, 1993, Trognon 1991a, b et c pour de plus amples détails).

Notons qu'il est impossible à tout observateur-analyste de dire avec certitude si $L_{1,1}$ est une assertion ou une demande. Tout au plus peut-on affirmer que le locuteur L_1 le sait, et encore. De même, il est impossible de savoir, au vu de cette interaction, si L_3 a interprété $L_{1,1}$ comme une requête ; le seul élément disponible est son action langagière qui est semble-t-il une simple assertion. Mais cette réaction assertive ne signifie en aucun cas que $L_{1,1}$ n'est pas entendu comme une requête. Rien ne nous permet de dire que L_3 a interprété $L_{1,1}$ comme une requête mais qu'il a poursuivi, en faisant la "sourde oreille", en la traitant comme une simple assertion. Rien ne nous permet d'affirmer l'inverse non plus. Nous n'avons là accès qu'à des réactions langagières, elles-mêmes traces des activités cognitives des interlocuteurs. Il y a là une indécidabilité fondamentale. Ce qui est intéressant dans ce mode d'explication de l'enchaînement conversationnel, c'est de suivre la fixation progressive des valeurs communicatives relatives aux actes illocutoires, eux-mêmes signant les interprétations des participants (Trognon et Brassac, 1993)

La théorie "classique" des actes de langage ne peut qu'assigner à $L_{1,1}$ une valeur d'assertion. Et ce pour la raison suivante. Cet acte n'a dans ce cadre qu'un statut monologique, n'est donc pas analysé en tant qu'un interlocuteur y réagit. La théorie "récente" est dominée par une convention de littéralité. C'est que, bien qu'ouvrant la perspective du dialogique, elle reste encore hors conversation et en deçà des significations des locuteurs (vs celles de l'énoncé). Revisiter ce théorème fondamental d'un point de vue processuel comme notre modèle permet de le faire, rend possible le dépassement de ces deux limites et autorise d'envisager à la fois les aspects interactionnels et la question du non littéral. Deux dimensions qui caractérisent l'échange conversationnel.

2.2. Perspectives de réexamen

Traiter de communication inter-humaine présuppose évidemment un contexte et au minimum deux sujets. L'environnement où apparaît l'action langagière d'un agent donné est habité au minimum par un autre sujet. Par suite, l'analyse de tout acte accompli par un locuteur ne peut faire l'économie de son interlocuteur. Concernant l'acte produit par la profération d'un énoncé en contexte, ceci signifie qu'il est proprement impensable d'obtenir de bons résultats en oubliant l'aspect perlocutoire de l'acte de langage ainsi réalisé. Voici pour le dépassement nécessaire de la logique illocutoire "classique" élaborée en 1985.

Viennent ensuite toutes les questions de la réception, de l'interprétation de l'énoncé produit par le locuteur, de l'action continue que l'auditeur accomplit au cours de l'énonciation, de la co-construction du sens de l'énoncé par les deux interlocuteurs. L'aspect dynamique de l'interaction est tout à fait essentiel. Autant dire qu'il est certes important d'intégrer l'effet que l'énoncé a sur le monde (la perlocution) mais aussi qu'il est tout à fait primordial de rendre compte de la processualité qui joue un rôle central. Le minimum consiste alors à travailler non pas sur un tour de parole auquel répond un auditeur, sur la paire adjacente pour reprendre une notion chère aux ethnométhodologues, mais à envisager une réflexion sur trois tours de parole. Voici pour le dépassement nécessaire de la sémantique générale proposée en 1998 et 1990.

Nous prétendons que le modèle de l'enchaînement des actes de langage tel que nous l'avons présenté, 1. effectue le double dépassement réclamé, 2. rend compte de l'aspect foncièrement procédural de l'interaction langagière, 3. permet d'envisager de façon nouvelle la question de la littéralité/non littéralité.

Conclusion

Nous terminerons par les perspectives qu'offrent, nous semble-t-il, la logique *interlocutoire* (résultat de la dialogisation de la logique illocutoire). Dans un premier temps nous nous intéresserons aux domaines de

l'intelligence artificielle qui utilisent avec plus ou moins de bonheur la notion d'acte de langage. Il s'agit d'une part du dialogue homme-machine et de l'intelligence artificielle distribuée (IAD). Dans un second temps, nous évoquerons rapidement des questions concernant l'interaction langagière en général.

Le rôle de la satisfaction d'un acte de langage est tout à fait primordial en logique interlocutoire. Nous avons vu que cette seconde valeur sémantique de l'acte de langage se fonde sur l'effet perlocutoire. Il est très clair que l'aspect perlocutoire, longtemps ignoré ou mis de côté en dialogue-homme machine, devient actuellement un élément important du travail des chercheurs en ce domaine. Je mentionnerai ici les récents travaux que Jean Caelen a exposés à l'école d'été de Bonas en juillet 1993. en appuyant sur le rôle déterminant de la perlocution.

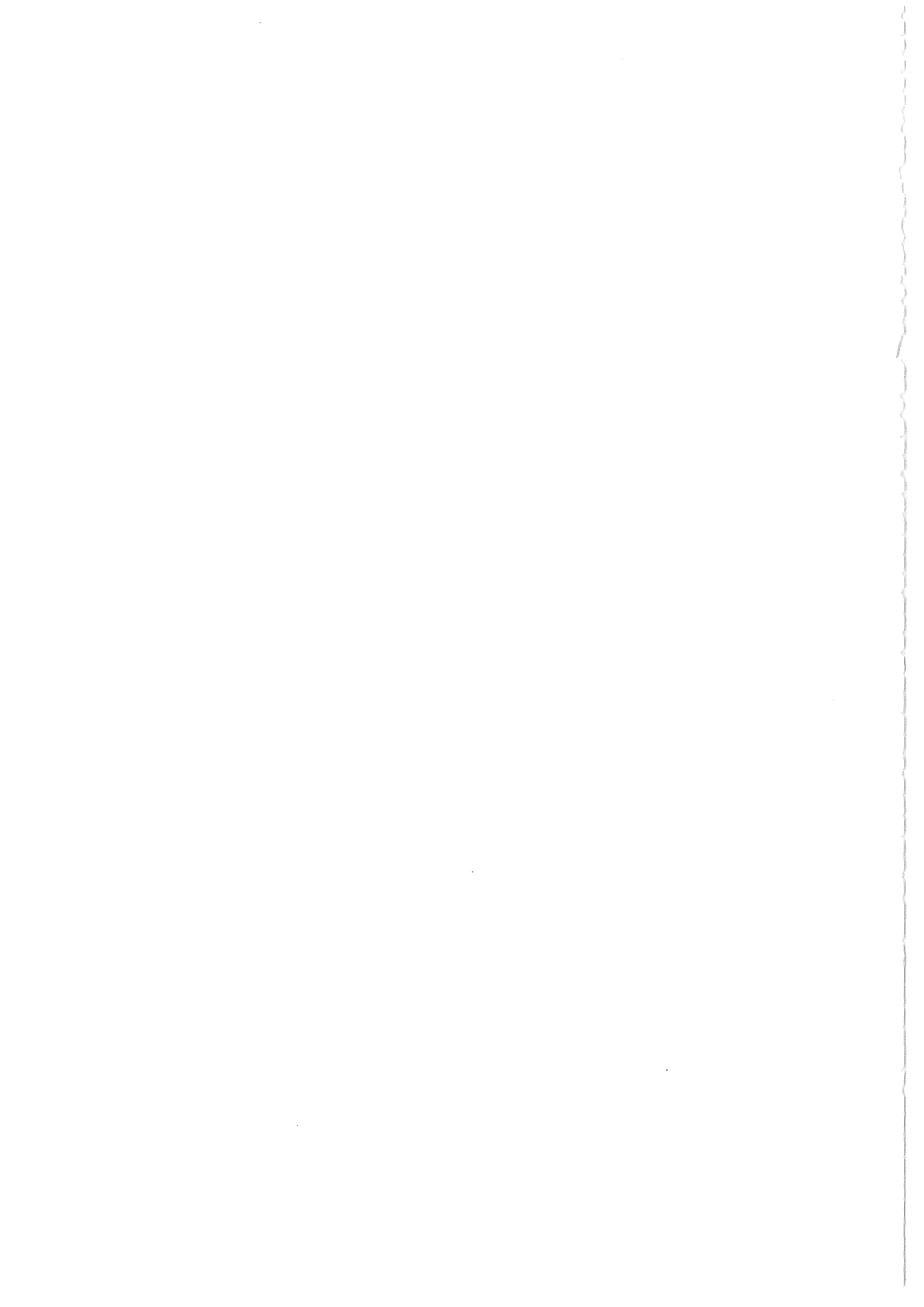
D'abord très séduisante pour les chercheurs en IAD, la notion d'acte de langage s'est révélée décevante quant à la possibilité de l'appliquer en situation d'interactions entre agents. De fait, la théorie convoquée dans ce champ de recherches est une version de la théorie des actes de langage devenue obsolète (les citations dépassent très rarement l'axiomatisation en logique illocutoire) ; ainsi, comme nous l'avons dit plus avant, la déception provient d'une impossibilité de rendre compte de l'aspect communicationnel de l'interaction inter-agent. Pour nous une révision de l'intérêt de la notion d'acte de langage dans ce domaine s'impose. De plus, la théorie de l'engagement illocutoire, partie largement ignorée des Foundations, s'annonce être très prometteuse pour l'IAD-SMA du fait des problèmes d'engagement de l'agent "cognitif" sur les actions qu'il s'engage à réaliser dans les plans d'actions en commun avec les autres agents (pour ces points, Brassac, à paraître).

L'aspect fondamentalement interactionniste et essentiellement processuel du modèle que nous proposons rend compte d'une véritable co-construction du sens. Ainsi, et en poussant à bout nos propositions, serions nous tentés de dire que "le" sens intentionné par le premier locuteur n'existe, à proprement parler, pas ou, plus faiblement, qu'il n'est qu'une petite chose sur lequel s'étaye le sens co-construit. Ceci nous conduit à interroger la pertinence de la notion de littéralité en conversation et nous confronte à l'idée d'une indétermination fondamentale qui imprégnerait toute interaction langagière.

Références bibliographiques

- Armengaud, Françoise, 1985. La pragmatique, Paris: Presses Universitaires de France ("Que sais - je ?", n° 2230).
- Austin, John L., 1962. How to do things with words. Oxford: Clarendon Press.
- Brassac, Christian, 1992. Analyse de conversations et théorie des actes de langage. Cahiers de Linguistique Française 13: 62-75.
- Brassac, Christian, 1992. S'engager en conversation, Etude expérimentale de l'engagement illocutoire en conversation. Thèse de doctorat, Université de Nancy II, 28 février 1992
- Brassac, Christian, à paraître. Théorie des actes de langage et intelligence artificielle distribuée.
- Caelen, Jean, 1993. Interaction homme-machine : théorie et principes. Actes de l'école d'été de Bonas, (4-16 juillet) Communication et multimodalité dans les systèmes naturels et artificiels, 68-91.
- Dascal, Marcelo, 1992. On the pragmatic structure of conversation. In: J.R. Searle, et al., ed., compiled and introduced by Herman Parret and Jef Verschueren, (On) Searle on conversation, 35-57. Amsterdam: John Benjamins Publishing Company.
- de Mulder, Walter, 1993. Intentionality and meaning: A reaction to Leilich's "Intentionality, speech acts and communicative action. Pragmatics. 3/2: 171-180.
- Erceau, Jean, Ferber, Jacques, 1991. L'intelligence artificielle distribuée, La Recherche 233, vol. 22, 750-758.
- Ferber, Jacques, 1993. Intelligence Artificielle Distribuée et communication entre agents réactifs, conférence donnée à l'école d'été de Bonas, (4-16 juillet) Communication et multimodalité dans les systèmes naturels et artificiels.
- Kerbrat-Orecchioni, Catherine, 1990. Les interactions verbales. Paris: A.Colin.
- Levinson, Stephen C., 1983. Pragmatics. Cambridge: Cambridge University Press.
- Leilich, Joachim, 1993. Intentionality, speech acts and communicative action. A defense of J. Habermas' and K.O.Appel's criticism of Searle. Pragmatics. 3/2: 155-170.
- Lepore, Ernest and Robert van Gulick, eds, John Searle and his critics. Oxford: Basic Blackwell.
- Marc, Edmond, Picard, Dominique, 1989. L'interaction sociale. Paris: Presses Universitaires de France.
- Moeschler, Jacques, 1992. Théorie pragmatique, acte de langage et conversation. Réaction à l'article d'A. Trognon et C. Brassac Cahiers de Linguistique Française 13: 108-124.
- Parret, Herman, (éd.). 1989. La communauté en paroles. Ruptures, communication, consensus. Bruxelles: Mardaga.

- Parret, Herman and Jef Verschueren, 1992. (On) Searle on conversation: An introduction. In: J.R. Searle, et al., ed., compiled and introduced by Herman Parret and Jef Verschueren, (On) Searle on conversation, 1-5. Amsterdam: John Benjamins Publishing Company.
- Searle, John R., 1969. *Speech acts; an essay in the philosophy of language*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Searle, John R., 1979. *Expression and Meaning*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Searle John R., 1991. L'intentionnalité collective. In: H. Parret, ed., *La Communauté en paroles*, 227-243, Liège: Mardaga.
- Searle John R., 1991. Response: meaning, intentionality and speech acts. In: E. Lepore & R. van Gulick, eds, *John Searle and his critics*, 81-102, Oxford: Basic Blackwell.
- Searle, John R., 1992. Conversation. In: J.R. Searle, et al., ed., compiled and introduced by Herman Parret and Jef Verschueren, (On) Searle on conversation, 7-29. Amsterdam: John Benjamins Publishing Company.
- Searle, John R., et al., 1992. (On) Searle on conversation, compiled and introduced by Herman Parret and Jef Verschueren. Amsterdam: John Benjamins Publishing Company.
- Searle, John R. and Daniel Vanderveken, 1985. *Foundations of illocutionary logic*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Trognon, Alain, 1991a. La structuration interlocutoire des groupes. *Revue de Psychopathologie Psychanalytique de Groupe* 17: 77-92
- Trognon, Alain, 1991b. L'interaction en général. *Connexions* 57: 9-25
- Trognon, Alain, 1991c. La fixation de l'interprétation des énoncés dans l'interaction conversationnelle. In G. Vergnaud, éd., *Les sciences cognitives en débat*, 219-227. Paris : Editions du CNRS.
- Trognon, Alain and Christian Brassac, 1993. Formalizing the theory of intentionality. *Journal of Pragmatics* (à paraître).
- Trognon, Alain and Christian Brassac, 1992. L'enchaînement conversationnel. *Cahiers de Linguistique Française* 13: 76-107.
- Vanderveken, Daniel, 1988. *Les actes de discours. Essai de philosophie du langage et de l'esprit sur la signification des énonciations*. Bruxelles: Mardaga.
- Vanderveken, Daniel, 1990. *Meaning and speech acts (vol.1), Formal semantics of success and satisfaction*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Vanderveken, Daniel, 1990. *Meaning and speech acts (vol.2), Formal semantics of Success and Satisfaction*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Vanderveken, Daniel, 1992. La théorie des actes de discours et l'analyse de la conversation. *Cahiers de Linguistique Française* 13: 9-61.
- Vergnaud, Gérard, éd., 1991. *Les sciences cognitives en débat*. Paris : Editions du CNRS.



Autonomie et échanges langagiers.

Anne NICOLLE
LAIAC - CNRS J00600
Université de Caen 14032 Caen Cedex
tel : 31 45 56 69
mail : anne.nicolle@univ-caen.fr

1- Introduction

Les systèmes multi-agents ont mis l'accent jusqu'à maintenant sur l'organisation interne des agents et sur leurs interactions par des messages codés en langage artificiel. Dans la perspective de l'autonomie des agents et de leur développement incrémental, il est intéressant d'explorer les possibilités d'échange en langage naturel entre des agents, humains ou machines. Le dialogue homme machine en langage naturel a été l'objet de nombreux travaux [Sabah 88] [Pierrel 90] [Nicolle 93] et il est un enjeu pour le développement de logiciels interactifs conviviaux. Il est au centre du projet Compèrobot de conception d'une machine qui puisse jouer le rôle d'un compère dans des expériences psycholinguistiques sur le développement du langage. Mais le point de vue qui nous préoccupe ici est plus large, il concerne aussi le dialogue entre agents artificiels. Je voudrais montrer en quoi les langues naturelles sont mieux adaptées que les langages artificiels pour la communication entre agents autonomes et évolutifs.

2- Des agents autonomes et évolutifs

Je m'appuie ici sur le modèle d'agents développé par Jean Erceau et Jacques Ferber. On ne s'intéresse ici qu'aux agents cognitifs et évolutifs, et pas aux agents réactifs. Les ordinateurs ont des capacités de mémoire et de calcul moins faibles que les humains, leur rationalité est plus grande, les faire entrer dans un travail collectif peut permettre de construire interactivement de meilleures solutions à des problèmes dont l'optimum n'est pas à la portée des sujets humains et pour lesquelles on cherche donc des solutions adéquates [Simon 87].

Au lieu de construire à priori des machines complexes, je cherche à les amorcer et à les faire évoluer par épigénèse, dans le paradigme de la Vie Artificielle [Bourgine 91]. Le modèle de machine doit être très simple au départ et se raffiner ensuite par sa propre expérience d'une part, avec l'observation des résultats de ses actions, et par des échanges langagiers d'autre part, pour profiter expériences et des connaissances des autres sujets. Pour qu'un agent ainsi conçu puisse évoluer pour se complexifier, il doit pouvoir observer les résultats de ses actions et en tenir compte, c'est pourquoi nous parlerons de ces agents comme de sujets dans cette activité réflexive.

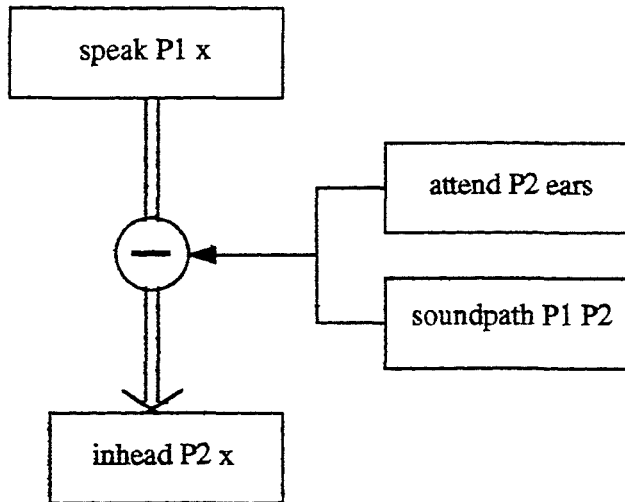
3- La communication comme processus langagier

Il est important que des agents autonomes aient des capacités d'auto-organisation et qu'ils aient la capacité de mener des échanges langagiers avec d'autres sujets, humains ou machines. Le modèle de l'échange langagier doit être compatible avec l'auto-organisation du sujet, il doit prendre en compte l'antagonisme entre autonomie et interaction comme un ressort d'évolution. Le modèle du canal qui suppose la transmission matérielle d'un message codé ne convient pas. Le mode du transfert, proposé par la psychanalyse comme modèle de l'échange langagier hors contraintes, est par contre une bonne métaphore pour construire ce modèle.

3-1- Le modèle du transfert

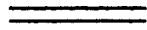
La parole n'est pas prioritairement utilisée pour décrire le monde "réel", elle permet d'évoquer des choses absentes ou imaginaires, des actions passées, d'imaginer des plans d'action, de raconter des histoires et de créer des situations. Elle est une action vis à vis des autres sujets et de la société [Austin 70]. Dans le mode du canal, proposé comme modèle de l'échange langagier de manière dominante en linguistique, le sujet qui parle impose sa parole de manière mécanique, comme un tuyau apporte de l'eau. C'est ce modèle qui est utilisé pour donner les connaissances aux systèmes experts et dans ce contexte Rieger [Rieger 75] propose le schéma de gauche pour la communication verbale. C'est aussi le modèle dominant pour les communications entre agents en IAD. Il n'y a pas de distanciation entre l'agent et le message et pas de jeu dans le rapport entre le code et le message. Dans le mode du transfert, proposé par la psychanalyse comme modèle de l'échange langagier hors contraintes, le sujet entendant est actif et prend ce qui l'intéresse dans la parole de l'autre. L'auto-organisation du sujet entendant est prioritaire : il n'y a pas de sens intrinsèque à la parole, mais un sens pour chacun, à chaque moment. En s'inspirant de ce modèle, le schéma précédent est remplacé par le suivant.

A pattern for Verbal Communication



Légende :

passage en bloc



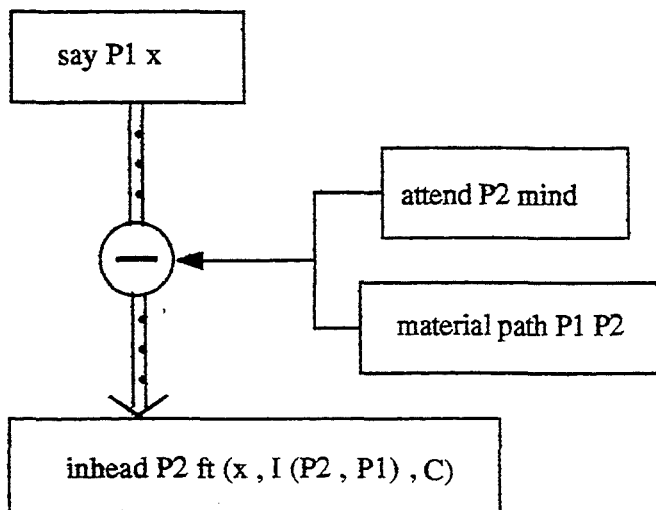
passage continu



barrière



Transfert pattern for language communication



La fonction de transfert a des régularités linguistiques étudiées par J. Coursil [Coursil 93]. L'échange n'est possible que parce que cette fonction présente aussi des régularités cognitives pour tous les sujets et qu'il est donc possible de se faire une image de l'autre. La fonction de transfert d'un sujet évolue au cours du temps en fonction de ses niveaux d'écoute. Le dialogue va faire évoluer l'image de l'autre, et faire évoluer la fonction de transfert elle-même. Mais l'évolution de la fonction de transfert est soumise à des contraintes correspondant aux régularités linguistiques et

cognitives. Il faut donc étudier les contraintes de la fonction de transfert qui permet de s'approprier la parole de l'autre à travers l'image qu'on se fait de lui [Jullien 93].

Concevoir des échanges langagiers avec les machines sur le mode du transfert est compatible avec l'auto-organisation de la machine, puisque rien ne lui est imposé du dehors, contrairement au modèle du canal. Ce modèle permet de concevoir des agents intelligents en deux étapes : une étape d'amorce où le concepteur met en place un noyau minimal et une étape d'épigenèse où la machine évolue par ses rapports avec les autres en fonction de ses propres critères. La machine interprète ce qui lui est dit en fonction de ses niveaux de connaissance pour la construction de ses propres connaissances. Elle doit pouvoir faire des propositions, que son interlocuteur peut critiquer sans pouvoir imposer les siennes, ils doivent se convaincre. Le rôle de l'argumentation devient donc très important et ce modèle peut renouveler la problématique de la conception des agents et de la communication entre agents.

3-2- Sémantique, référence et dépendance causale.

Sémantique s'oppose à **syntaxe** dans la mesure où la syntaxe est un ensemble de règles de bonne formation d'expressions, interne à un système et où la sémantique décrit les règles de transformation d'une notation dans une autre (traductions, paraphrases...).

Wittgenstein disait "La langue est une cage dont on ne peut sortir." La sémantique peut donc être vue de manière interne à la langue, comme étude des rapports paradigmatiques [Saussure CLG] ou comme sémantique linguistique [Rastier]. En ce sens, **sémantique** s'oppose donc à **référence** dans la mesure où la sémantique est une relation entre un langage (ou un système de représentation) et un autre langage (ou lui-même) alors que la référence est une relation entre un système de représentation et ce qu'il représente [Hayes 74]. Cette différence recoupe la différence entre dictionnaires (sémantique) et encyclopédies (référence).

Si la référenciation est une activité du sujet, pas de la langue., comment installer cette capacité de référenciation pour une machine ? Dans les modèles traditionnels de la compréhension d'une machine, la machine manipule des représentations par l'intermédiaire d'un système formel et c'est l'utilisateur qui code et décode les représentations pour les interpréter et s'en servir. La machine n'a donc pas d'activité référentielle. Or, nous connaissons de nombreux cas de machines qui agissent sur leur environnement matériel ou organisationnel. Un système mécanique agit sur son environnement avec des moyens mécaniques (poulies, engrenages, roues...). Dans le cas du contrôle de processus, la machine possède des capteurs et effecteurs qui permettent au système computationnel de raisonner et d'agir sur son environnement par l'intermédiaire d'une représentation symbolique et d'une interprétation en termes computationnels de cette représentation. En passant du domaine matériel au domaine de l'organisation, les bulletins de salaires et les factures sont bien des objets, créés par une machine, qui agissent dans le monde. Les fichiers de clients ou de salariés d'une entreprise font partie du monde autant qu'ils le représentent. Il n'y a donc pas de raisons pour qu'une machine n'ait pas de capacités de référenciation lorsqu'il s'agit de comprendre les langues alors que les programmes de gestion en ont. Simplement, il faut se placer dans un contexte où les énoncés échangés entre l'homme et la machine aient un sens pour elle, et pas seulement pour l'homme. Dans cette optique, il est vraiment intéressant d'envisager l'échange entre machines par le langage car aucun doute ne sera plus possible sur qui interprète les énoncés.

Ce but nous amène à approfondir la relation entre un objet (ou un système) et sa représentation. On appellera méta-système un système computationnel qui représente un autre système, matériel, organisationnel ou computationnel. Un méta-système est en relation de dépendance causale avec le système qu'il représente si toute modification de l'un entraîne une modification de l'autre et réciproquement [Maes 87]. Un exemple de dépendance causale est la relation entre la position du bras d'un robot et sa représentation dans le système de commande. Une fois construits les liens de dépendance, le système et son domaine réagissent sans intervention extérieure, par feed-back. Pour que la dépendance causale puisse fonctionner, le méta-système doit avoir une bonne représentation du système, mais ce n'est pas suffisant, la dépendance causale a des effets procéduraux et pas seulement de l'ordre de la représentation déclarative. Le "tout déclaratif" ne permet pas la référentiation, car elle est de l'ordre du faire et pas du dire. Bien sûr, il existe des cas, les énoncés performatifs, où "dire, c'est faire" quand l'énoncé est du point de vue de la langue, un énoncé déclaratif, et du point de vue de l'organisation sociale, un énoncé procédural. C'est justement ce qui nous intéresse, qu'un énoncé puisse être en relation de dépendance causale avec une situation et la modifier. Nous parlons alors d'énoncés réflexifs par analogie avec les représentations réflexives des langages de programmation (interprète Lisp, amorce de ObjVlisp) [Brutus 91]. C'est un exemple de dépendance causale non matérielle, donc du même ordre que celle qu'il peut y avoir entre un système computationnel et son méta-système dans l'activité réflexive d'un agent qui apprend par son expérience.

4- Langage et catégorisation

Un sujet construit des représentations du monde perçu ou imaginé et de son monde intérieur. L'activité de perception est d'abord une activité individuelle de catégorisation des sensations [Dubois 91]. Le langage permet de se mettre d'accord entre sujets parlants sur la catégorisation, donc de la préciser et de l'argumenter. Par le transfert, la catégorisation faite par chaque individu s'améliore car elle peut tenir compte de davantage d'arguments, fondés sur les expériences des autres. Un des buts de Compèrobot est justement d'utiliser le dialogue enfant-machine pour amener les enfants à paraphraser et donc d'étudier ce processus de négociation sur la désignation des objets, de leur position et de leur localisation par rapport à d'autres objets.

Les représentations sont catégorisées grâce à deux opérations, généralisation-spécialisation d'une part et abstraction-instanciation d'autre part.

- généraliser, c'est trouver un modèle commun à plusieurs modèles. C'est remplacer le domaine d'un ou plusieurs attributs par un domaine plus grand pour faire une classe plus générale que la classe de départ. C'est donc une opération de factorisation entre des descriptions génériques.

- abstraire, c'est trouver une analogie et faire un modèle abstrait de ce qui est semblable en remplaçant des constantes par des domaines comme valeurs d'un ou plusieurs attributs. C'est une opération qui permet de passer du spécifique au générique. Un modèle abstrait peut servir dans des univers de référence très différents pour décrire des objets ayant des propriétés abstraites communes. Les modèles abstraits sont des classes entre lesquelles des opérations de généralisation et de spécialisation sont possibles. En faisant des modèles abstraits de modèles abstraits, on arrive aux objets mathématiques (structures algébriques, équations...).

Ces opérations et la manière de représenter les connaissances dans les machines en tenant compte ont été mises en oeuvre dans des réseaux sémantiques, des frames, des graphes conceptuels. Le savoir faire informatique dans ce domaine est important [Sowa 91].

Si chaque sujet peut réaliser les opérations de catégorisation pour son propre compte, la mise en commun des résultats de ses opérations va constituer la connaissance commune. Elle est constituée de résultats partagés sur les classes et sur les modèles, mais aussi d'une argumentation permettant à chacun de se les approprier par transfert, et pas avec des arguments d'autorité. L'oubli de cette argumentation dans les premiers systèmes experts, même basés sur des connaissances, en a fait des machines à répéter.

Le modèle primitif des représentations est fondé sur la réification, c'est à dire sur la recherche d'un objet d'étude, d'un attribut pour cet objet, d'une valeur pour cet attribut. Avec la réflexion, les attributs et les types des valeurs sont aussi des objets d'étude. En construisant les représentations comme déploiement de ce modèle primitif qui se raffine, on conserve la trace des raisons qui amènent à complexifier le modèle et donc l'argumentation : à chaque déploiement une nouvelle différence est réifiée et prise en compte. Grâce à l'uniformité des représentations, il n'y a pas à introduire dans le système de complexité pour sa propre gestion : la complexité du monde se reflète dans le système, qui est construit à partir de briques syntaxiquement et sémantiquement simples, mais il n'y a pas de complexité ajoutée par la gestion des représentations.

Avec ce modèle, les connaissances sont incomplètes par hypothèse car ce sont les attendus qui permettent le déploiement des connaissances actuelles pour permettre d'acquérir de nouvelles connaissances. Pour raisonner, on complète temporairement les connaissances en faisant l'hypothèse de la simplicité maximale (principe de circonscription). Le raisonnement confronté à l'expérience révèle les contradictions dues à des simplifications abusives et permet de raffiner les connaissances. Les échanges langagiers permettent d'avoir accès à l'expérience des autres sujets et à la connaissance partagée, autre ressort du déploiement du modèle.

5- Conclusion

Le dialogue ne se réduit pas à l'utilisation d'une langue. Il est constructeur de connaissances partagées et générateur de transformations des sujets. Il est générateur des règles des langues elles-mêmes [Vivier 93]. Étudier des dialogues -en langue naturelle- en utilisant le dialogue enfant/machine dans le projet Compèrobot est un moyen de découvrir les propriétés des échanges langagiers pour s'en servir dans des situations variées : interfaces homme-machine bien sûr mais aussi échanges entre machines. Les dialogues en langue naturelle respectent l'autonomie des machines et leur permettent d'évoluer par acquisition de connaissances et de comportements nouveaux.

Or précisément, le principe de la machine que nous réalisons implique l'adaptation. L'ordinateur est programmé pour apprendre comment parle l'enfant afin de s'y adapter et pour apprendre à l'enfant à s'adapter à lui. La machine peut apprendre comment tel objet est nommé par l'enfant et s'accorder avec lui sur un lexique commun mais en revanche, elle est programmée pour exiger un minimum d'informations, quelle que soit la forme utilisée par les sujets qui lui parlent avant de construire la figure demandée. Voilà ce en quoi cette recherche informatique est porteuse

d'un projet cognitif : tenter d'adapter la machine au dialogue humain en respectant une possibilité de co-adaptation réciproque. Nous sommes conscients que toutes les vertus du dialogue ne peuvent être déposées dans les connaissances d'une machine du premier coup, mais qu'il est très dangereux de poser des limites à ce qui pourra être possible [Mugur-Schächter 89]. Il faut distinguer diverses propriétés dans un dialogue et éviter un dualisme facile. Si déjà nous obtenons que localement, par référence à une situation définie, une interaction fonctionne, le psychologue y gagnera une possibilité de contrôle plus économique et plus fiable que l'usage d'un compère humain, alors que la situation gardera sa fécondité puisqu'elle incitera les sujets à déployer toutes leurs stratégies. De plus, la réalisation d'un tel dialogue constitue une source de réflexion interdisciplinaire sur le langage à partir des simulations qui auront rendu possible cette situation.

Le Compèrobot ne sera sans doute pas celui qu'on attendait, son élaboration suscite une réflexion multidisciplinaire sur la nature du dialogue étudié et plus particulièrement sur la modélisation de son fonctionnement qui le fait évoluer en permanence. Le langage y est à la fois outil de communication entre l'enfant et la machine et objet d'étude. Ce n'est pas le cas des autres systèmes de dialogue homme machine, où le langage est seulement un outil et qui peuvent utiliser des modèles moins compliqués. L'interaction elle même et l'analyse scientifique des interactions modifient le modèle de la machine dans un processus réflexif.

Références

- J.L. Austin, "Quand dire c'est faire." Seuil 1970
- P. Bourguine "Towards a practice of autonomous systems." Paul Bourguine Editeur, Pergamon Press 1992
- N. Bricon, A. Nicolle, J. Vivier "Compèrobot", in Actes du 2nd congrès européen Multimédia-Intelligence artificielle et formation, 24/26 sept 1990, Applica 90 Lille.
- Nathalie Bricon-Souf, "Contrôle et réflexivité." Communication au colloque d'intelligence artificielle du LAFORIA, septembre 1992. Cahiers du LAIAC n°92-3 Université de Caen.
- Philippe Brutus, "Génie Logiciel à base d'Objets et de Réflexivité pour le développement d'applications à Interface Avancée automatique." Thèse de doctorat de l'Université de Caen. 1992
- R.A. Brooks, "Intelligence without representation." Artificial Intelligence vol 47 n°1-3 janvier 1991.
- Jacques Coursil, "Grammaire analytique du français contemporain. Essai d'Intelligence Artificielle et de Linguistique générale." Thèse de doctorat de l'Université de Caen. 1992
- Jacques Coursil, "Dialog, the semiology of transfert." 2ème Congrès Européen de Systémique, Prague 1993
- Randall Davis et Douglas B. Lenat, "Knowledge-Based Systems in Artificial Intelligence" Mc Graw-Hill (1982)
- Danièle Dubois, "Symbolisation, systèmes symboliques." Ecole d'été de l'ARC - langues et langage : carrefour des sciences de la cognition. 1991
- Jacques Ferber, "Objets et agents : une étude des structures de représentations et de communications en Intelligence Artificielle", Thèse de Doctorat d'Etat - Paris 6 - 1989.
- Jean Erceau et Jacques Ferber, "L'intelligence Artificielle Distribuée." La Recherche.

- Yannick Jullien, "Rapport de DEA IAA, Université de Caen 1993
- D.B. Lenat & E.A. Feigenbaum, "On the thresholds of knowledge." Artificial Intelligence vol 47 n°1-3 janvier 1991.
- Maes et Nardi Eds : "Meta-level architectures and reflection." North-Holland, Amsterdam 1987
- M. Mugur-Schächter, "Esquisse d'une méthode générale de conceptualisation relativisée." dans "Arguments pour une méthode, autour de Edgar Morin" Editions du Seuil Paris 1989.
- Anne Nicolle, "Toward a natural language dialogue with machines." 2ème Congrès Européen de Systémique, Prague 1993
- Jean Marie Pierrel, "Le dialogue oral homme-machine." Hermès, Paris 1990.
- Jacques Pitrat, "Métaconnaissance" Hermès 1990.
- Chuck Rieger, "An organisation of knowledge for problem solving and language comprehension." repris dans "Readings in knowledge representation." édité par R.J. Brachman et H. J. Levesque, Morgan Kaufmann Publishers, Inc. 1985
- François Rastier, "Sémantique interprétative." Paris PUF 1987
- Gérard Sabah, "L'intelligence Artificielle et le langage." Hermès, Paris 1988.
- Herbert A. Simon, "Sciences des systèmes, sciences de l'artificiel." Collection AFCET DUNOD 1987
- J. Sowa, "Principles of semantic Networks" Pentice-Hall 1991
- Jean Vivier, "Compèrobot: étude d'un dialogue enfant/machine," Bulot TH., Delamotte E. éditeurs, in "Interaction(s) homme-machine," Cahiers de Linguistique Sociale 16 GRESCO IRED Université de Rouen, p. 163-180, 1990.
- Jean Vivier, "Explanation strategies for a construction task among 8-year-old subjects," Cahiers de psychologie cognitive, 12, n°4, p.389-414. 1992
- Jean Vivier, Denis Jacquet, "Etude comparative des stratégies d'explication d'une tâche de construction chez des enfants de 11 ans placés en classe de perfectionnement (niveau CE2) et chez des enfants en cycle normal à 8 et 11 ans, in DELEAU M. éditeur, Actes du colloque SFP Rennes 17-18 janv. 1992, PUF.
- Jean Vivier, "When dialog enlarges dialog capacity." 2ème Congrès Européen de Systémique, Prague 1993

TOWARDS A CONNECTIONIST MODEL OF ACTIONS SEQUENCES, ACTIVE VISION AND BREAKDOWNS

Hugues Bersini
IRIDIA - CP 194/6
Universite Libre de Bruxelles
50, av. Franklin Roosevelt
1050 Bruxelles

Abstract

Several issues are addressed in this paper. The animat movement disputes traditional practices in AI and stresses the need to situate cognitive systems within their environment leading them to rely more on sensori-motor automatisms to the expense of abstraction and problem solving type of thinking. A candidate architecture together with its connectionist implementation will be proposed for an animat model. With respect to classical AI, the paper adopts a conciliatory attitude in which traditional plans are still important but must be construed as benefic interludes in the flow of animat activities, the more unusual the situation the more important part they play. In general, these plans are recovery means following eventually from the occurrences of breakdowns which are unexpected interruptions in automatisms. Six types of breakdowns as well as their possible reproduction by the animat model will be discussed. Finally some resistance to this new fashion behaviorist trends, which objects to the preponderance attributed to the external world during the animat/environment interaction, will be supported. One way to resist is to lay more emphasis on active perception, an illustration of which will be shown by an elementary connectionist animat finding its path in a constrained environment.

1. Introduction

These last years a new line of research in AI which can be labeled, following Winston (1990), the "animat" movement, has been disputing traditional AI practices and emphasizing environmental interactions together with the part played by sensory-motor processes to the detriment of high-level rational cognition. Irritated by the invasion of abstraction, logic, problem-solving, planning, reasoning on the whole territory of human behaviour study, this movement yearns for the behaviorist and cybernetic trends and pleas for the intimate and reactive coupling of intelligent systems with the real world rather than simulated actions in simulated world. Several advocates of this new type of functionalism, so to say a robotics or animat functionalism, would like to see the Turing test (turning to be a total Turing test (Harnad, 1990)) extended to the low-level intimate coupling with the world. Among others, they are Brooks (1990,1991), Harnad (1990), Winston (1990), Chapman and Agre (1986, 1987, 1990). An excellent compilation of works presenting and defending these ideas can be found in (Maes, 1990).

What is strongly questioned is the necessity that some propositional representation of the environment characterizes the actor's mental state prior to the act. As originally stressed by Dreyfus (1972), a large part of human behaviour does not need any intermediary world model beyond the direct perception of the environment he interacts with. In such cases, the environment is taken for granted and is not expressed in any form of mentalese. As long as the interaction stays not problematic, no complementary thought is needed i.e there is no necessity to visualize past actions nor to release the inferential machine supporting problem solving activity so as to anticipate, to validate or to plan the pursuit of the current attitude. According to Fodor, casting out reflexology is one of the things the cognitivist movement can be proud of. According to the animat movement, it may has been a bit too far. "Reactive"

form of behaviour consists in adapted, automatized reactions, triggered by specific environment features together with some internal activation of motivational states and of situation assessment.

It is because this type of behaviour, receiving large attention today, brings human closer to other members of the animal kingdom that this non-anthropocentric direction connects artificial intelligence to artificial life and justifies the label "animat". Now as it always occurs when defending a counter-current position, two attitudes are possible: either a weak, conciliatory one, not throwing away anything produced in the past, or a strong, radical one, claiming for a new departure. The second chapter of this paper will distinguish these two attitudes and will plea for the conciliatory one which views classical AI planning, that is the execution of the acts in mental representations, as intermittent contributions to the continuous flow of activity. As convincingly stated in (Chapman and Agre, 1990) and in (Suchman, 1987), AI traditional plans are not cognitive models of actions sequences but should rather be construed as mental resources the actor can rely on in continuously re-deciding what to do when to do it. A very preliminary animat model will be proposed in the third chapter characterized by a hierarchical goal-oriented structure with conjunctive (goals sequence) as well as disjunctive (goals alternatives) branching and allowing for expectations checking. This model will be first presented in an architectural form, then an on-going connectionist implementation will be described in greater details.

Some of my previous works (Bersini, 1990), largely influenced by the reading of authors who attempted an introduction of phenomenological and ethnomethodological views in AI (like Dreyfus, 1972; Winograd and Flores, 1987; Chapman and Agre, 1986; Suchman, 1987; Varela, 1989), had concern with a better understanding, up to a computer model, of the notion of "breakdowns". The study of breakdowns contributes to enlighten the circumstances in which an actor stops acting and engages in problem solving. They are behavioral occurrences characterized by surprise, uncertainty and apprehension. They are sudden ruptures which can be provoked by unusual alternative actions or expectation failure in sensory-motor automatisms normally adapted to the situation. They are responsible for a de-coupling of man with his environment which is amplified by the appearance of representation whose role is to sustain an inferential activity transcending the present through remembrance of previous actions and anticipation of future ones. Sometimes the goal structure concealed behind the acts is made explicit as the result of a breakdown. This sudden awareness of the situation can be followed by a mental review of previous situations similar to the current one as well as testing of next possible behavioural steps until to reveal a recovery action sequences.

As a conciliator, I will assert that nothing prevents the study of post-breakdown and pre-breakdown mechanisms in an independent way, expecting time and further analysis to join the two in a final uninterrupted interaction with the world. Nevertheless if these two types of cognitive behaviour can be analyzed separately when restricting the focus on the mechanisms describing them: sensory-motor types vs search and long chain inferences, a similar separation when dealing with semantic issues (for instance the world representation which underlies the inferential activity) turns to be more disputable. Indeed the mental representation over which long chain thinking takes place is highly dependent on the just interrupted on-going activity. The famous AI frame problem is a very related issue. What the content of an actor world model needs to be for supporting his planning heavily relates to what he is or was currently doing. The fourth chapter will recall the six types of breakdown presented and discussed in (Bersini, 1990) and show how they can possibly be reproduced in the animat model introduced in the third chapter. Either weak or radical, the growing animat community expresses the need for autonomous agents capable of "being-in-the-world" namely, perceive, act and grounds their representation, without any programmer assistance. In substance, two important concerns characterize this movement: situated

behaviour rather than excessive solipsistic rationality and autonomy rather than programmer dependency.

Confusion is prompt to arise when noticing that similar claims: autonomy, anti-representationalism are equally put forward by a distinct group of opponents to classical AI which will be qualified here as "syntactic subjectivist" (Varela, 1989, 1991; Edelman and Reeke, 1988; Clancey, 1991; Lakoff, 1987; Johson, 1987; Rorty, 1981). The coupling of cognitive agent to their external environment is an absolute necessity but not sufficient as such. A fundamental still open issue remains the nature of this coupling. No future for "methodological solipsism" but no more future for any form of "methodological naive objectivism". Members of this second movement resist to the new fashion behaviorist pressure exerted by the animat movement and defend an intermediary position on the behaviorist/cognitivist axis. Their position obtains when relaxing the preponderance attributed to the external reality in the mind/world interaction feeding our mental representations. This interaction remains essential but a certain animat "emancipation" with respect to the environmental instructive pressure must still be preserved.

The departure of this last movement from both the animat and the cognitivist ones must be clear. While cognitivists adopt a methodological solipsism because they are interested in high level mental activity, isolated from the outside on account of the abstract nature of the cognitive elements being processed, this last movement accepts a certain "informative autonomy" from the outside, even during the most intimate sensory-motor coupling of the subject with it. The fifth chapter will notice the still omnipresence of the objectivist perspective when focusing on animat vision and the sixth chapter will show how recent researches whose main originality is to increase the subject influence at simultaneously all the levels of the Marr's vision model aim at resolving the problems posed by this model. As a matter of fact, animats whatever connectionist architecture incarnate them do not retreat at all from the classical AI acceptance of "representation" as functionally isomorphic to the world. Either by means of a propositional picture corresponding one by one to the objects of the world or through an input layer of connectionist nodes to be activated one by one by these same external objects, this account of what representation is remains very "figurative" in principle.

However, we know since Piaget and following constructivist philosophers that we need to withdraw from such an acceptance of "representation" to adopt a more "operational" viewpoint where representation becomes mental constructions of the subject, built upon its existing mental structures, constrained by them and, finally, aiming at a satisfactory adaptation to its world. We don't have to follow Harnad (1990) in studying how symbols are grounded in the world but instead to investigate how symbols are grounded in the subject such as to support its interaction with the world. This "syntactic subjectivism" is emphatically represented by Varela's enactive approach (1989, 1991) which studies vision borrowing simultaneously an experientialist and an ecological perspective, that is to say vision studied in relation with the perceptual apparatus, the previous experiences and the cognitive state of the subject but always in the context of its ecological embodiment. One of the Marr's model recovery direction goes through active or animate vision (Brooks, 1990; Chapman and Agre, 1987, 1989; Ballard, 1989) in which the focus of vision is no more inherent to the outside scene but determined by the subject instead in function of its goals, its task-at-hand, its current assessment of the situation. In brief, vision has to be treated in the larger context of behaviour and can't be isolated from perceptually guided activity. The last chapter will present how active vision can be integrated and learned in the animat architecture presented before.

2. The Animat Movement: A Conciliatory Version

An increasing number of works concentrates on and simulates the pre-breakdown reactive and behaviour-based processes (Brooks, 1990; Maes, 1989, 1990; Ballard and Whitehead, 1988; Schoppers, 1987; Mitchell, 1990; Firby, 1987; Goergeff and Ingrand, 1989; Malcom and Smithers, 1990). Roughly, these simulations consist in the computation of a specific mapping from the set of possible situations and some internal states into the set of possible actions. Pre-compiled action modules compose a huge library that can be indexed both by situation features and by internal elements like goals. The goal indexing is not always allowed (see Maes, 1990) but appears to be a first capital step in the syntactic subjectivist direction. These action modules can be either elementary actions or small networks whose indexing releases a pre-ordered sequence of actions. These modules are generally interconnected by inhibitory or excitatory links to constitute finally a distributed and decentralized architecture (such as the subsumption architecture of Brooks, 1990, 1991). On account of their distributed architecture together with a frequent associated learning capacity, these models tend more and more to be at the cross-roads of three types of development which characterize the recent field of research designated by "artificial life": 1) emergent computation (Forrest, 1991), 2) studies on ontogenetic and phylogenetic plasticity and adaptation, 3) animat robotics.

Now, members of the animat movement can adopt either a weak, conciliatory attitude, the one I will endorse in this paper, or a radical one. The weak attitude is the so-called ecumenical one. Nothing is basically misguided with the cognitive road of AI, not the same problems are addressed: models of problem solving try to reproduce the way human resolve human problems, the game of chess has nothing comparable with reaching a target while avoiding obstacles (not really a human problem). Calling these behavior-based type of model, following walls and avoiding obstacles, "intelligent" is rather disturbing since AI has always aspired at human type of intelligence, not to be confused with the cleverness of the software engineer responsible for the programming of such seemingly stupid programs. The animat movement cares for the low-level behaviours shared with animals and animals don't play chess (Brooks, 1990). On the other hand, during any agent interaction with its environment, problem solving can appear necessary as a consequence of unexpected or new situations never encountered before. As a consequence, sensory-motor loops will integrate more and more cognitive interludes as the situation will present more and more novel, unusual aspects.

The "strong animatist" rejects this separate treatment between low-level behaviour-based activities and higher-level cognitive processes. He considers that whatever high-level symbol or reasoning finds its roots in the sensory-motor low-level and that it turns impossible to study the footprint without the study of the foot itself. For instance, there is no genuine way to possess, understand, reason and communicate using the concept "chair" without having seen it and having sat on it. The study of the cognitive being in each of us is impossible if by-passing the evolving animat present in each of us (otherwise evolution would have done it). No program will ever substitute for the missing situatedness nor for the world imprint in our mental substrate. Knowledge is basically operational (not just figurative) and ontological, the right and only approach is situated, bottom-up, emergent.

As stated in the introduction, if it is possible to conceive a separate treatment when restricting the attention to the mechanistic aspects, the semantic part of it makes a similar separation harder to stand. The two cognitive processes will be connected in a way or another by the content of the representations underlying problem solving as a breakdown consequence. Human ability to represent the world is the result of a long history of world interactions and breakdowns occurrences. What is being represented and how might be impossible to reproduce from scratch without a better account of on-going activity and

intimate coupling with the world. The next chapter will take no position on this important issue and will present a possible animat architecture still very "objectivist", leaving for the end the description of some preliminary steps towards a more syntactic subjectivist modeling of this same animat.

3. A Possible Animat Model

The animat model basic architecture whose complete connectionist implementation is still in progress is shown in figure 1. It is composed of three essential components: 1) a library of automatic scripts indexable by environment data and nodes of the intentional network 2) a neural net for realizing the matching between the environment data and the automatic scripts 3) an intentional network whose elements are connected with the nodes of the scripts in an excitatory and inhibitory way. The model, following in the footsteps of Searle (1980) differentiates three types of intentions: explicit prior-intentions, implicit prior-intentions and "goals-for-feedback". The explicit prior-intention will not be described in this paper (they are discussed in (Bersini, 1987, 1990)) except by saying that they are the classical cognitive materials of "post-breakdown" symbolic planning processes. The implicit prior-intentions are the elements of the intentional network. Being linked to the nodes of the automatic scripts, they are involved in their activation and constitute the goal-oriented part of the behavior triggering (still necessary even if neglected in a lot of situation-oriented behaviour-based approaches (Maes, 1989)). The presence of inhibitory links explains the anticipated-risk breakdown described latter. The goals-for-feedback are akin to the Searle's intentions-in-actions. Their role in the automatic scripts execution is to indicate the moments of intensive sensitivity to the actions feedback and to account for the expectation-failure breakdown described latter. However, their presence in the description of the automatic scripts is mainly artefactual and the connectionist reproduction of the automatic scripts conceals them on account of the recurrent architecture (as shown in figure 2).

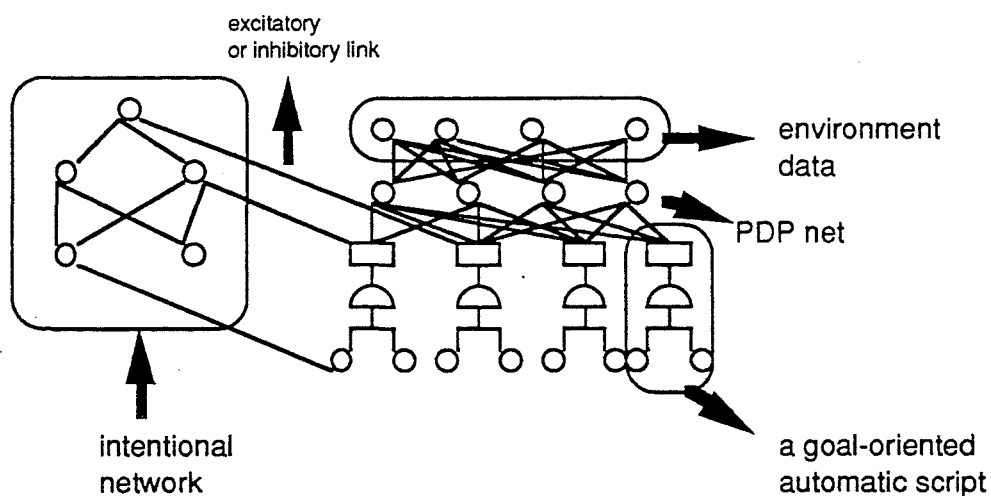


Fig.1 The animat model basic architecture

The distinction raised by Pfeiffer in this same volume between "goal-directedness" and "goal-achievement" is close to my way of distinguishing "implicit-prior-intention" from "goal-for-feedback". "Goals-for-feedback" are the background behavioral motivations which only appear as such in case of breakdowns. The actor is acting so as to satisfy an intention, but from force of habit its behaviour has become automatic i.e. released by the only presence of some environmental data and without the need for complementary intentional triggering. On the other hand, and in contrast with Pfeiffer claims on the same issue, "implicit-prior-

intentions" similar to his "goal-directedness" type of behaviour are still an important aspect of animat modeling when environmental data alone are not sufficient and intentional triggering is needed for the activation of actions sequence. A further distinction between these last mental objects and "explicit-prior-intentions" (the classical goals appearing in an AI planning system) may help to conciliate the apparently opposite views.

An automatic script together with its connectionist implementation is schematized in figure 2. The first picture contains a "situational" part and an "executorial" one. The situational part is simply a set of elementary features which straightforwardly match environment data. The executorial part is an AND/OR hierarchical tree of goals and sub-goals (the goals-for-feedback). To each goal is associated a set of expectations. The role of OR gates and the checking of the actions feedback will be discussed in the next chapter dealing with the breakdowns. AND gates indicate that the whole sequence of sub-goals below the gate must be executed in order to satisfy the higher goal. For each goal of the tree, a degree of priority expresses its position in the sequence and enables, in a top down way, to determine the chronological order of the acts to execute. The environment data and (possibly but not necessarily) some nodes of the intentional network index the automatic scripts.

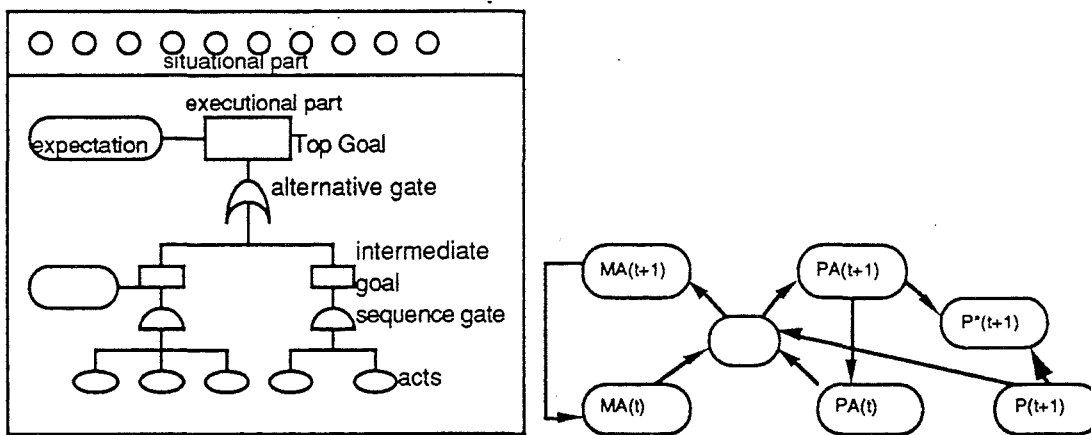


Fig.2: A goal-oriented automatic script

This structure of goal-oriented automatic script has been exploited for the simulation of nuclear plant human operator having to execute a recovery procedure as a consequence of an abnormal situation (Bersini, 1987). A lot of related works are adopting a similar approach. Minsky in the "society of minds" (1986) insists on hierarchical structure of agents for the execution of plan. Roitblat (1991) like Ring (1991) develop hierarchical structure of elementary intentional modules in which nodes at different level represent behaviors with different degrees of abstraction. Ballard and Whitehead (1988) present an attempt to achieve a connectionist version of the execution of AND/OR goal-tree. They are exploiting recurrent networks for the generation of temporal sequences of goals and actions.

In the second picture of figure 2, a connectionist version of an AND tree is presented. On account of the conjunction of various cognitive prerogatives which are the parallelism and speed, the content-addressability of memory, the robustness to damage and noise, the implicit inferential motor, the neuronal inspiration, the generalization performance and the adaptive capabilities, connectionism is cut out for implementing such behavioral architecture. It is worth saying (and chapter 6 will emphasize such statement) that the use of connectionism here is not advocated by endorsing any form of radicalism regarding the question "is connectionism at the origin of a novel AI" (an important question to which many

contributors to this book have different answer). According to me, connectionism per se does not make any new stand in regard to the representationalist issue discussed before and continued in chapter 5 and 6. Its appeal comes from the use of an unique design to account for all the needed parts of animat architecture. You could transform a GOFAI expert system by keeping only one layer of condition-action rules, making it fully parallel, even adaptable (indeed this, among other things, is what John Holland's *Classifiers Systems* (1986) seem to be composed of) and find yourself at the end of such manipulations with a very connectionist-like architecture. Parallelism, no need for long inferential chains, learning, are among others the welcome but not revolutionary features of neural networks.

In figure 2, MA stands for Motor Action and PA for Perceptual Action. A PA is a certain selection of environment data namely the control of perception or attention focus. P represents the data coming straightforwardly from the environment. The last chapter will give an illustration of this connectionist architecture for a classical path-finding problem. The "And Gates" are implemented by feedback connections allowing the actions (whatever MA or PA) at instant $t+1$ to be dependent on the same actions at instant t and then leading to the unfolding of action sequences. The difference between just a linear chain of actions and the hierarchical structure shown in the first picture is a consequence of the presence of P^* . P^* represents the expectations of the animat. At a certain moment of the script execution, the animat compares the content of P^* with the perceptual data P . Now the moment this comparison is performed can be the result of a reinforcement learning process which will be described in greater details in the last chapter. As soon as a certain expectation is verified in the connectionist model, it corresponds to a higher level goal execution in the goal-oriented tree automatic script.

4. Six Types of Breakdowns

Breakdowns are cognitive occurrences characterized by surprise and/or uncertainty and/or apprehension. They are due to sudden ruptures in the unfolding of sensory-motor automatisms which are usually adapted to a situation. They provoke a de-coupling of the subject from his environment marked by the appearance of symbolic representation of the world and by a de-compilation of the script which was being executed. The consequent planning process based on what has just been done and what should be done is completely contextualized by the preceding flow of activity, by the reasons and the specific nature of the breakdown. In cognitive sciences, breakdown is a very familiar phenomenon. It is patent when Gregory (1988) hazards himself to postulate that consciousness is always associated with some surprise. Minsky (1986) emphasizes the inverse relation between the success of our actions and the degree of consciousness involved in their execution. To some extent, breakdowns appear in Schank's discussion (1982) of dynamic memory based on expectation failure (one of the six types of breakdown discussed later). An abundant literature treats the problem of expectation failures which interrupt automatisms, initiate explicit reasoning, demand low level re-planning (Sacerdoti, 1975; Wilkins, 1985; Firby, 1987) and contribute to the learning and indexing of episodic memory (Schank, 1982). A meaningful distinction has been drawn between expectation failure and the larger concept of surprise (related to other types of breakdown) (Ortony and Partridge, 1987).

A lot of AI practitioners have accepted the key responsibility of breakdowns for understanding the switching from more sub-cognitive to more cognitive processes (Mitchell, 1990; Chapman and Agre, 1987; Hammond, 1990). Indeed, they may lead to a better understanding of the relation between connectionist and symbolic types of cognitive processes (how to hybrid them (Hendler, 1987; Day, 1987; Clark, 1989)) as well as of the toing and froing between the two extremities of the action-planning axis: from purely reactive planning to purely strategic, fully anticipatory planning. Certainly, the frontiers between the two are fuzzy and movable (Firby, 1987; Malcom and Smithers, 1990). The imbrication of

planning interludes in the unfolding of actions is nothing precise. Vaguely, planning generally compensates for action failures and consequently, the fuzziness of these frontiers will not disappear during the conception of animats. Their designers will have to tolerate and account for breakdown occurrences. In addition, breakdown analysis will help to reformulate the "qualification problem" (McCarthy, 1980; Pylyshyn, 1986) which is the part of the "frame problem" facing the impossibility of an exhaustive consideration, at the planning time, of any relevant pre-condition required for the success of the plan. In human behaviour, an important set of these pre-conditions are generally accounted for not a priori but a posteriori, following the breakdown. Then to what extent a breakdown occurrence can be tolerated is a crucial question that prevails our every day life. Finally, in the same vein of Schank's expectation-based learning and indexing, a better accounting for breakdowns will play an important role in the study of learning and memory indexing.

The six types of breakdown being just sketched here (for a more detailed presentation see (Bersini, 1990)) are: the no-script, the multiple-paths, the sequence-obstruction, the expectation-failure, the absolute-surprise and the anticipated-risk. They provoke psychological effects and induce recovery strategies which are not entirely dissimilar but the original mechanism which gives rise to each of them is distinct enough to justify a separate treatment. Each of these breakdowns is in a fair way to be reproduced in the animat model described in the previous chapter. The post-breakdown recovery processes will be completely neglected in this paper and some preliminary attempts to model them adopting a case-based approach have been described in (Bersini, 1990).

The no-script breakdown occurs when no automatism can be relied on to handle a certain situation. The actor realizes the novelty of the situation and must initiate a planning process. In the complete architecture represented in figure 1, this breakdown happens when no goal-oriented script can be activated above a certain minimal threshold. The multiple-paths breakdown occurs during the execution of a sequence of actions when at a certain stage of the sequence more than one continuation appears possible. There is a selection to be done. In the model, this breakdown occurs when more than one goal-oriented script is activated above a certain maximal threshold. In case of stress due to shortage of time and despite the uncertainty inherent to the situation, a Winner-Takes-All mechanism can make the difference in selecting the most activated, which should be the most frequently or recently met, candidate.

A sequence-obstruction breakdown occurs when, in the goal-oriented script, a goal(i) is an absolute pre-condition of the successive goal(i+1) (i.e. the following goal cannot be executed if the previous one is not satisfied) and when goal(i) cannot be achieved. Examples are: a door impossible to open, an unsuccessful computer login or Dennet's case (1984) of a glass of beer being glued to the shelf. There is a breakdown because the non-satisfaction of goal(i) prevents the actor from physically carrying on his plan i.e. his action sequence is inhibited. In the model, the trick consists in preventing the execution of goal(i+1) if the successful result of goal(i) is not attained. This successful result turns to be a form of obligatory expectation even when the actor is not aware of this expectation. Now even though the sequence-obstruction and the expectation-failure breakdowns appear to be modeled in a similar way, they nevertheless present distinct situational origins. Indeed a sub-goal can be essential to the satisfaction of the top-goal but in no way to the execution of the successive goals. For instance to play a record, you switch on the amplifier, the turn-table, put the record and enjoy the music. The success of the goal: "switch the amplifier on" is not a necessary condition of the just following goal: "switch the turn-table on". Even more, a goal can have nothing to do with the satisfaction of a top-goal if any and appears in the sequence just from force of habit: locking the car of the door when you leave it, or turning the light off when you leave a room.

In order to simulate this fourth type of breakdown, each act in the tree can be associated with the checking of some higher goal expectations. For any node of the goal-oriented script, the result of its execution can be associated with indications which enable the actor to check whether the goal obtains i.e. to compare what happens with the previous expectations. After its execution, the environment must fill a case in the actor's mind, if it doesn't a surprise occurs that the model is able to reproduce.

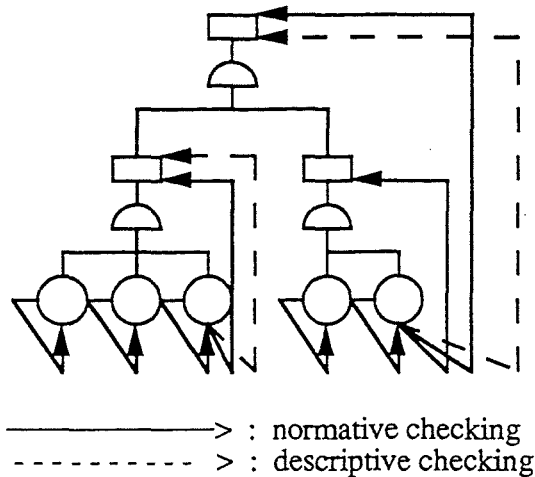


Fig.3 : Checking the expectations

In figure 3 (for simplicity, the goal tree is only composed of AND gates), the normative "checking behaviour" is indicated by the bold arrows. In this model, the only motivation to ground the actions sequences into a goal-hierarchy (which somewhat disappears, as we have seen in figure 2, in the connectionist version) is this checking behaviour. Each higher level node in the tree is a moment of intense sensitivity to the actions feedback when the assessment of the situation gets over the motor execution of the script. However, the actor does not need to check the satisfaction of every intermediary goal present in the tree. A more realistic (descriptive) behaviour could be the one indicated by the dotted arrows in figure 3. Checking the expectation associated to a goal can be an active attitude, you really go and check it, or it can be a passive attitude, you don't really check anything but the indications of the goal success are so salient that you immediately realize when the goal is not successful. These two cases are handled in the same way by the model. Two important factors intervene in the determination of the intermediary goals the model will check during the execution of the script. First, the perceptual saliency of the indications. A fortiori when there are no possible indications for a goal, no expectation is associated to it. Second, the importance of the goal for the successive goals. If the goal is an obligatory condition of the next one, we are back to the sequence-obstruction type of breakdown.

Briefly, the possible recovery strategies for the sequence obstruction and for the expectation failure differ in their cognitive demand. The first and simplest one is the automatised alternative and its simulation is the role of the OR gate in the goal-oriented script. When a goal is not satisfied and provided an OR gate below this goal, the model just switches to another branch. Various alternatives can be possible for a same goal to be achieved. Their degree of priority depends on their position at their level of the tree (from left to right). The OR gates can be distributed at different levels of the tree enabling the model to backtrack. The connectionist implementation of the OR gates is still to be tackled. It appears to be a harder achievement than the AND gate and will deserve more attention in the future.

According to Ortony and Partridge (1987), there is much more to surprisingness than expectation-failure. The absolute-surprise breakdown, the fifth one, consists in the occurrence of something completely surprising. There is nothing to connect here to expectation since the non-occurrence of this event is normal life and cannot be considered to be expected in any way. It is fundamentally different from the previous four types of breakdowns in the way it originates. It includes salient events such as a stone hitting your head, crashing through a window or even an erotic paragraph in a book on modal logic. The saliency of an event depends on contextual and psychological factors. Indeed, the event saliency and the probability of attention are function of the degree of discrepancy between what just happens and what is perceived as usually happening in the same circumstances. It is metaphorically like an interruption of a form of perceptual cognitive equilibrium. It is roughly captured in the model by placing an intermediary filter between the world and the set of indexical features coming from the environment. According to their saliency, new data can reach the set of indexical features and be so effective as to interrupt the execution of a current script.

The last breakdown is called the anticipated-risk breakdown. It is characterized by a sudden apprehension...You see someone crossing the road just in front of your car. It is salient, not due to the perceptual strength like in the previous case, but because you feel, without the need to represent it, that carrying on your current behaviour something very unpleasant is about to happen. The apprehension arouses due to an intermediate very short term prediction of the current behaviour. The breakdown occurs because this prediction violates some background tacit intentions that manifest themselves just when they are close to be violated. It is the interaction of the situation and the current plan with the violated tacit intention which makes all these aspects knocking at the door of consciousness. The simulation of this last breakdown is the most delicate one. As the description of the general architecture of the animat model has shown, an intentional network is included whose elements can be connected in an inhibitory way to nodes of the automatic scripts. If one of the tacit intention is about to be violated by the current activity, it inhibits the execution of the script, more attention is dedicated to the situation and the script is de-compiled. Indeed the recovery of these two last types of breakdowns depends on the resolution of a data-driven/script-driven conflict. If the new data does not force a substitution of the current script, the actor will carry on the execution of the script as if nothing really occurred. Inversely, new data can provoke strong activation of a new script which will then take immediately the control of the sensory-motor processors.

5. The Problems Raised by Models of Animat Perception

A large amount of models of animat perception still relies on isomorphic principles where roughly states of mind match states of the world. They maintain the notion of representation as a faithful image of something that pre-exists and makes sense independently on the representational apparatus. They suppose a one-to-one correspondence between mental representation and external reality in which cognitive structures are molded on environment structures. Perception is treated as a passive reception of environment data which are subject to various intermediary treatment such as to be transformed, but the informative content is not modified, into a form making possible an approximate matching with high-level cognitive schema. On basis of this matching, the subsequent behaviour will be released. This has obviously nothing to do with the fact of using a neural net or any other form of architecture for your animat modeling. Whatever connectionist input nodes or expert system rule conditions part, the real issue is the way they are connected to the outside world. In the growing set of perception models, it is remarkable to notice the omnipresence of the objectivist perspective which makes vision to be construed as a mechanism of correspondence. Even one of the most impressive study of vision from Marr and his

colleagues respects this scheme (Marr, 1982; Ullman and Koch, 1987) in which vision is an iterated mapping from one representation to another.

In Marr's model, initial representations amount to two dimensional arrays of intensity values. Intermediary treatments are necessary to transform this initial array into successive representational stages in order to perform the final top-down correspondence with high-level cognitive schema responsible for the three dimensional perception. At these three stages of the vision process: the initial matrix, the intermediary information processes and the final schematic matching, "objective" since the information content is extracted from the initial environment imprint and is never being altered, severe questions can be addressed. How are the limits of the initial matrix fixed in the unlimited and changing outside world without a subject-based filtering and delimitation of the perception field? How can misperceptions (generally imputed to the intermediary processes) be explained without recognizing the influence of both ontogenetic and phylogenetic human evolution and adaptation? How are the high-level schema acquired from an infinite, continuously stimulating and changing world when refusing a Cartesian or Fodorian innate existence (see the compilation of papers in Silvers, 1990)? These three questions prepare for the recognition of a necessary syntactic subject-centered influence during the entire perception process.

6. Animat's I

The special meaning attributed here to "animat subjectivism" has nothing to see with a vivid debate dividing the AI philosophical community for years about the last private territory of mental introspection and replication. It is the still inviolate territory of "qualia" (Dennet, 1988), of "what it is like to be ..." (Nagel, 1974), of the "chinese room" (Searle, 1980), of the "ineffable consciousness phenomenology", etc... Nothing will be add to this debate and this explains the presence of the term "syntactic" preceding "subjectivism". Here the subject is indeed a syntactic subject which doesn't care about qualia, private intentionality even consciousness, a real and Cartesian animat. The paper basic message pleas for a machine which cannot be inert and simply receptive when selecting what to represent and how to represent it. A machine-centered influence is required which leaves an indelible "subjective" or "individualistic" mark on the representations.

This chapter shows how recent researches whose main originality is to increase the subject influence in the vision models aim at resolving the problems stressed in the previous chapter. With respect to the boundaries of the initial stimuli matrix, the recovery road goes through active (also called animate vision) (Brooks, 1990; Chapman and Agre, 1987, 1989; Ballard, 1989). The focus of vision is no more inherent to the outside scene but determined by the subject instead in function of its goals, its task-at-hand, its current assessment of the situation. In brief, vision has to be treated in the larger context of behaviour and can't be isolated from perceptually guided activity (Thompson, Palacios and Varela, 1991). PENGUIN (Chapman and Agre, 1987) plays a video game in a continuous and interactive manner. It relies on this active vision mechanism in order to select what to see and what to do. One crucial aspect is the collaboration between a central decision system and a peripheral indexical-functional vision system which together throw away most of the information present in the scene to focus on limited information needed for the task-at-hand. Ballard (1989) discusses why the assumption of an object-centered reference frame moving in relation to the subject behaviour largely simplifies the computation of the various stages of vision. The next chapter will describe a simple connectionist model, part of the general architecture described in the third chapter, which learns to harmonize vision with the rest of the behaviour. In this model vision does not condition nor result from the activity, it inextricably merges with it. Moreover this merging is hard to realize without an autonomous learning capacity.

In relation to the intermediary information processes, Poggio (1989) considers perception as problem solving in which an enormous amount of prior knowledge of the world allows to narrow the enormous search space. Even if this knowledge is faithful to the outside world, the heuristic pruning can already be recognized as a responsibility of the subject. Obviously, all these intermediary inferential processes keep vision away from a crude behaviourist or Gibsonian ecological approach and maintain vision as a largely inferential cognitive phenomenon but the representationalist problem is still there: does the subject impact in vision result in change of content? An on-going debate among philosophers of mind (Dretske, 1986; Cummins, 1989; Fodor, 1987; Dennet, 1988) questions the likelihood of a crude causal perception theory, which merely relies on the existence of a reliable mind/world correlation, when facing and explaining misperception phenomena. One possible way out (still contested by Fodor) calls for teleological aspects where perception is correlation plus adaptive benefit. It is because the distortion of reality induced by these intermediary processes is useful i.e. adapted to a majority of situations that for very rare and ambiguous scenes a same distortion provokes misperception. There again, this anthropocentric insertion of human ontogenetic and phylogenetic adaptation amounts to accept the subject and his situated experiences to influence this stage of vision.

It is his focus on the sole hypothetico-deductive learning mechanism that conducts Fodor (1980) to borrow a nativist position in which high-level schema are largely innate. Other views of learning are possible, inductive and unsupervised, which undermine the need for a priori cognitive structures. It is worth mentioning connectionist unsupervised learning approaches (Kohonen, 1988; Grossberg, 1988) because, in a sense, the neural net exhibits large autonomy while encoding and organising its experiences. Standing apart from Kohonen and a lot of unsupervised connectionist techniques, but in agreement with Piaget (whose insistence on the subject structuring and self-equilibration during learning is well known), Grossberg's ART (1988) treats learning as a recurrent mechanism. The presence of separable and plastic top-down connections is responsible for this subject structuring (indeed the subject intervention is often achieved by means of feedback connections). These connections are responsible for an approximate-matching phase which precedes any new encoding. Learning is function of what is already learned. If Grossberg's work is well grounded in cognitive sciences, advantages of this subjective insertion on other unsupervised connectionist techniques are numerous: no deterioration of memory in response to many arbitrarily input, stabilization, regulation of learning by attention focus, variable speed of learning ...

However, in spite of this bi-directional architecture which improves the organization of the classes and the learning dynamics, the basic information content is still supposed to belong to the environment data and no amount of rearrangement and recombination of existing elements will ever transcend the assumptions made in representing these elements (Winograd and Flores, 1986). If a realistic/solipsistic axis was conceived to locate these connectionist inductive methods, the whole set would still be very close to the realistic pole. Now researchers like the adherents to a neuronal selectionist scheme make important steps in the solipsistic direction (Edelman and Reeke, 1988). In fact, selectionism is an extremist counter-reaction to instructivism because the environment impact amounts to the selection of something that pre-exists in the brain. Chomsky (1980) called into question the classical instructivist view of learning (either by the supervising teacher or by the unsupervising data) within this new perspective. Selectionists refuse to see the organism as a receiver but rather as a creator of criteria leading to information (Edelman and Reeke, 1988, Rosenfield, 1988; Clancey, 1991). Mental categories are not pre-existing in the environment but must be invented by each individual while interacting and adapting to his environment.

In addition, the lack of autonomy and subject interferences in the encoding of the environment interactions denies any "individualistic perspective". What states of neuronal

activity are triggered by the different perturbations is determined in each person by his individual structure and not by the feature of the perturbing agent (Maturana and Varela, 1987). The study of perception should re-center the subject because mental representations are not independent on the individual mental structures and personal experiences (Sacks, 1988; Rosenfield, 1988). Two distinct interpretations can be attributed to the notion of "self-organization" with different location on the realistic/solipsistic axis: first in the unsupervised learning community: self-clustering of a continuous flow of data, still very realistic, then in the physics of complex systems: self-creation of new way-of-being in reaction to environment perturbation (akin to bifurcations), closer to the solipsistic pole. The recent attention paid to chaotic and oscillatory phenomena in the brain in response to external stimuli (Skarda and Freeman, 1987) makes the departure from the realistic pole still harder to reject.

Nevertheless, this re-updated interest for notions like, situatedness, reactivity, autonomy is not leaving unconcerned the AI methodological community and applications based on reinforcement learning (very close to selectionism and the only conceivable learning for autonomous agents) (Barto et al. 1983, 1990; Sutton, 1990) tackle systems which, to satisfy internal needs, interact with an environment whose responsibility is sharply limited to punish or reward the system. Some recent approaches exhibit an on-line map building competence (Mataric, 1990). This building is incremental and function of the environment interactions (the constructivist flavour is easy to perceive). The resulting map underlies the planning intermittent support to the more automatic behaviours (Sutton, 1990). The little connectionist model presents in the next chapter has its behaviour revealed through a reinforcement learning process.

7. A Simple Connectionist Model of Actions Sequence and Active Vision

The simple animat model presented in this chapter is a very simplified part of the complete architecture presented in figure 1 and 2. It is shown in figure 4 and replicates the connectionist implementation of a goal-oriented script. The input layer encodes both the environment data and previous actions while the output layer encodes the possible actions. This little connectionist animat adapts on line its behaviour thanks to a reinforcement learning which, in response to feedback both "weakly informative" and delayed, modify its weights according to a Temporal Difference (TD) strategy (Sutton, 1990). The simplest way to implement TD in a system is the Q-learning algorithm (Barto et al., 1990; Sutton, 1990; Bersini, 1992) which has been exploited for the learning stage of the animat. In the application shown below, the animat will just circulate in a plan, passing along fixed target (i.e. food to eat) while avoiding fixed obstacles.

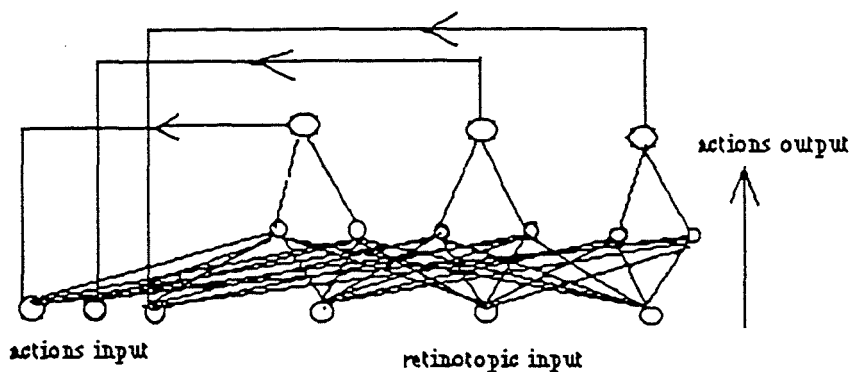


Fig. 4 The simple animat model based on a multi-networks approach

Two types of connectionist architecture have been tested. The first one is a network with retinotopic data in the input layer and as many outputs as possible actions in the output layer. The action is selected by means of a Boltzmann probabilistic distribution based upon the output unit values. The problem raised by this first architecture is the interdependence among the actions. Since the action output values share a same hidden layer, a learning stage dedicated to one action will greatly influence the values associated to the other actions and make the on-line optimization of the action policy very difficult. One possible recovery road is to uncouple the actions and to consider as many networks as possible actions (like indicated in figure 4). Now each network is composed of the common and same retinotopic input layer as before but of a separate hidden layer and only one output unit. The action is still chosen on basis of the Boltzmann probabilistic selection. At last, the connectionist architecture includes fixed feedback connections (justified in the first chapter and indicated in figure 2) which serve to send back the networks output values into the input layers. Consequently the retinotopic input layer is associated with an additional input vector (containing as many units as possible actions: motor and perceptual actions) which allows to generate a sequence of actions even in presence of a constant retinotopic input.

The way Q-learning is implemented in this connectionist architecture is easy to understand. Let's indicate by O_i the value of the output unit i associated to the i^{th} action (and the i^{th} network in case of the multi-networks approach). The Q-learning algorithm explained in (Sutton, 1990) boils down to an incremental and on line computation of the action values which, while connecting reinforcement learning with dynamic programming, allows the discovery of an optimal action policy (one which maximizes cumulative rewards). At each time step n , the error attached to output i and to minimize by gradient descent is given by:

$$E(O_i(n)) = 1/2(\beta \max_j(O_j(n+1)) + R - O_i(n))^2 \quad (1)$$

with R the value of the reinforcement (sometimes called the critic). In this application, R is 1 when the robot accesses target zones and -1 when the robot either bumps into an obstacle or the limits of the plan. β is called the discount factor, it is comprised in $[0,1]$ and close to 1. $\max_j(O_j(n+1))$ is the value of the maximum output unit computed one time step further, before having modified the weight at time step n (Werbos (1990) discussed the possible problems raised by this learning strategy extended on two time steps). Since Q-learning is generally applied for problems in which the state space is discretized in a large amount of boxes containing in each one an operator to select, it demonstrates very weak generalization capabilities. I believe that both the use of neural nets (which present good intrinsic generalization capabilities) and the use of retinotopic data instead of the absolute robot position in the plan (the retinotopic data give information relative to the closest target or obstacle clearly generalisable to all targets and all obstacles) improves greatly the Q-learning generalization capabilities.

This approach is very close to Lin's work (1991) who uses neural nets in a similar way and for similar problems but who does not adopt an active perception perspective. Such use of neural networks has been criticized by Chapman and Kaebbling (1991) who believe it feasible only in case of trivial applications in which the mapping learned by the network is simply linear. Their criticism is hard to accept both because it appears that the retinotopic input and the use of connectionism are the most immediate response to the generalization problem raised by TD applied to complex problems, and because non-linear mapping is, contrary to their claims, the kind of problems neural nets are adequate for.

Two approaches are possible when the network has to learn how to reach successively the targets while avoiding the obstacles. In the first one, the actions are restricted to the motor actions, here the possible moves: go straight on, turn to the left or to the right. Obviously each action modifies the subsequent perception the animat has of its environment, but this perception is completely conditioned by the motor actions. Vision results passively from behaviour. Here a contrary perspective will be privileged. Now the behavioural pattern turns to associate, like explained in the first chapter and figure 2, motor actions with perception actions. The three possible actions are: turn vision to the right, turn it to the left and finally move following the perception direction axis. There is a clear inversion, the animat can autonomously modify its perception field in order to search for the good releasing conditions of the single action. The motor actions are inextricably coupled with the perception actions. Vision is active, it guides the activity, and the animat learns to perceive its world in a way that facilitates its interaction with it. The motivation for such inversion is clear: to increase the part played by the animat in its perception process.

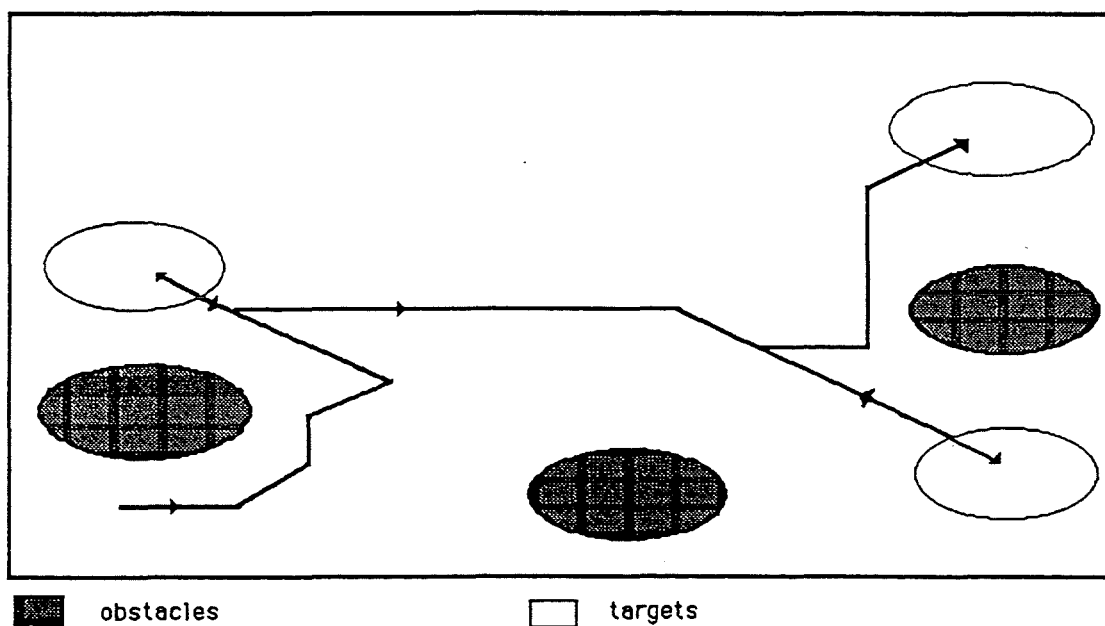


Fig 5: Example of a very satisfactory path found by the animat through reinforcement learning.

In the application illustrated in figure 5, the animat needs to discover a short path reaching successively all the targets while avoiding the obstacles and the plan limits. Its retinotopic input is given by the uniform sampling of $I(\phi)$ in the angular range of the perception field: so the input for the i^{th} neuron is $I(\phi_i) = I(\psi - \alpha + (2\alpha/n) i)$ $i=1, \dots, n$ where ψ is the perception axis direction, 2α the range of the perception field and n the number of inputs. Let's define $d(\phi_i) = \min(\text{distance to the limits}, \text{distance to the target}, \text{distance to the obstacles})$ for the angle ϕ_i . $I(\phi_i)$ is given by $1/\exp(d(\phi_i))$ if $d(\phi_i)$ is the distance to a limit or to an obstacle and by $-1/\exp(d(\phi_i))$ if $d(\phi_i)$ is the distance to a target. The reinforcement learning phase proceeds as follows. There is a departure point, but 2 times out of 3, the robot is released from whatever random place in the plan. After each executed action, moving the vision axis or the robot position, backpropagation is applied once with the error given in (1).

The choice of the action is based on a Boltzmann distribution and an annealing strategy. Following a certain number of learning steps, the weights are optimized and the animat keeps following a very satisfactory path as the one described in fig.5. Whitehead and Ballard (1990) have exploited Q_learning in a very similar way to improve a perception selection mechanism which enables the system to index its environment so as to make the complete sensory-motor loop more efficient.

8. Conclusions

Several issues were addressed in this paper, some in a concrete way, others in a rough and literary way far from any computing concretisation. Some are today largely accepted in the AI community others are still very controversial. In brief, the first and basic message is that the animat movement, which is gaining an increasing interest in the AI community, is unavoidable on the road of the conception of cognitive agents capable of autonomous interactions with the real world. A preliminary basic architecture has been proposed for a computer model of such animat. It is composed of a library of hierarchical goal-oriented scripts, indexable both by intentional and environment states and accounting for the intermittent attention paid to the intermediate result of the actions. A connectionist version is still in progress. Important parts of the model are already implemented and one of them, supplied with an active vision ability, has been shown in an elementary problem of path-finding in a plan cluttered with obstacles.

A conciliatory position was advocated which considers that situating AI traditional model within their surrounding environment will certainly requires capital revisions but may not completely challenge all good things proposed by AI for long. The fact that intermediary cognitive inferences very reminiscent of planning or problem solving will be demanded by unusual situations is true in human and will remain such in future animats. How to connect animat to their environment will be a key problem and "breakdowns" are cognitive occurrences which, once better understood, will be useful in the reproduction of the connection not only with the environment but also between the more AI type and more animat type of processes which together will animate the cognitive artifact still to come.

Another prudential attitude to adopt when situating animats within their world is to maintain in them a certain capacity to receive and to organize this world the way they find the most appropriate to interact with it. Even during the most intimate coupling with this world i.e. perception, the agent must not be completely constrained by it. It must be able to select what to see in perfect harmony with its current motor actions, to rely on intermediary treatments used to re-formulate what is being extracted from outside in function of its internal constraints and needs, and finally to encode these environmental data with respect to what has already been encoded, to the encoding machine internal architecture, and in relation with others cognitive processors either at more abstract levels or responsible for motor actions. A very simple connectionist animat has been shown to illustrate the use of reinforcement learning for indeed integrating vision in the whole behaviour, a first although modest concrete step in the refusal of a passive and objectivist form of perception. In conclusion, figure 6 illustrates in a very schematic way the different conceptions of cognitive agent being endorsed by AI practitioners, the members of the animat movement and finally the syntactic subjectivists.

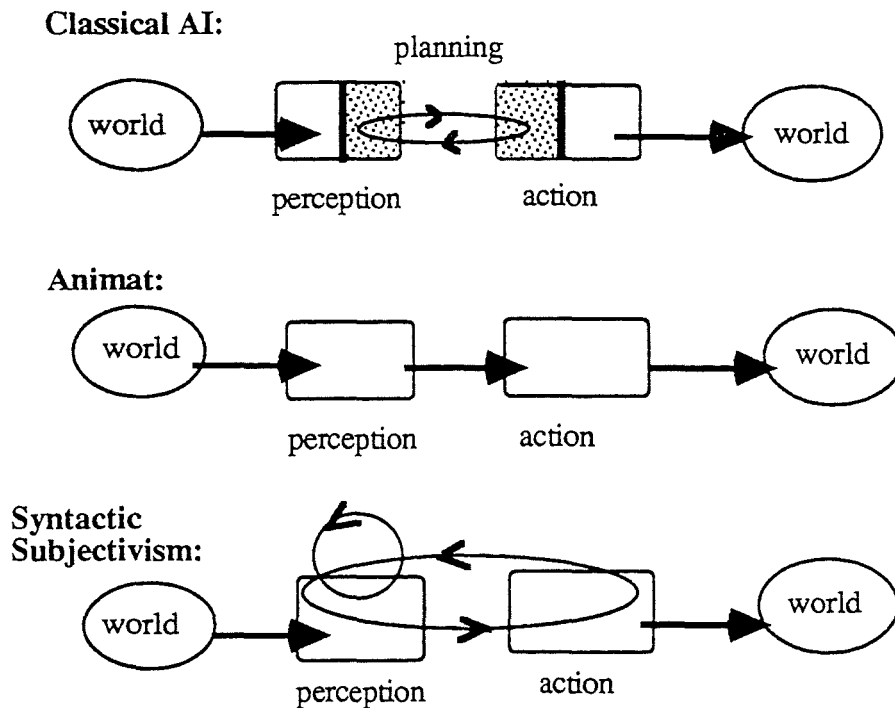


Fig.6 Three different views of cognitive agents

REFERENCES

- Ballard, D and S.D. Whitehead (1988): Connectionist Design on Planning. In *Connectionist Models Summer School Proceedings* - Touretzky, Hinton, Sejnowski (Eds) - Morgan Kaufmann.
- Ballard, D. (1989): Reference frame for active vision, *IJCAI-89*, Detroit, MI.
- Barto, A.G., Sutton R.S. and C.W. Anderson (1983) : Neuron like adaptive elements that can solve difficult learning control problems. *IEEE Trans. Sys. Man. Cyber.* 13.
- Barto, A.G., Sutton, R.S. and Watkins, C.J.C.H. (1990) Sequential decisions Problems and neural networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems 2*, D.D. Touretzky, ED. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.
- Bersini, H., Cacciabue, P.C. and G. Mancini (1987) : A Cognitive Model for Representing Knowledge, Intentions and Actions of Process Plant Operators. In *Proceedings of the First European Meeting on Cognitive Science Approaches to Process Control*. Marcoussis (France), October 19-20, 1987.
- Bersini, H. (1990): A Cognitive Model of Goal-Oriented Automatism and Breakdowns. In *Proceedings of the 8th SSAISB Conference on Artificial Intelligence*.
- Bersini, H. (1992): Immune Network and Adaptive Control. In *Proceedings of the first European Conference on Artificial Life* - MIT Press.
- Brooks, R. (1990): Elephants Don't Play Chess. In *robotics and autonomous systems* - Vol.6 North-Holland
- Brooks, R. (1991): Intelligence without Reason. In *Proceedings of the 12th Conference IJCAI*.
- Chapman, D. and P.E. Agre (1986): Abstract Reasoning as Emergent from Concrete Activity. In *Proceedings of the 1986 workshop on Reasoning about Actions and Plans* - Georgeff and Lansky (Eds.)
- Chapman, D. and P.E. Agre (1987) : Pengi : An implementation of a theory of activity, in *Proceedings of the Sixth National Conference On Artificial Intelligence*, American Association for Artificial Intelligence, Seattle, Wash..
- Chapman, D. (1989): Penguins Can Make Cake. In *AI Magazine* - Winter.
- Chapman, D. and P.E. Agre (1990): What are Plans For? *Robotics and Autonomous Systems* 6 - North-Holland.

- Chapman, D. and L. P. Kaelbling (1991): Input Generalization in Delayed Reinforcement Learning: An Algorithm and Performance Comparisons. In *Proceedings of the 12th IJCAI Conference*.
- Chomsky, N. (1980) *Rules and Representations*. New York: Columbia University Press.
- Clancey, W. (1991): Book Review Of The Invention of Memory: A New View of the Brain - Israel Rosenfield. *Artificial Intelligence* - Vol.50 - No 2.
- Clark, A. (1989): Connectionism and the multiplicity of mind. *Artificial Intelligence Review*. Vol. 3 - 1
- Cummins, R. (1989) *Meaning and Mental Representations*. Cambridge, Mass.: MIT Press.
- Day, D.S. (1987) : JANUS: an architecture for integrating automatic and controlled problem solving, in *Proceedings of the Ninth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Seattle, Wash.
- Dennet, D. (1984) : Cognitive Wheels : the frame problem of AI. In C. Hookway (Ed.) *Minds, Machines and Evolution*. New York, Cambridge University Press.
- Dennet, D. (1988) *Intentional Stance* - MIT Press
- Dretske, F. (1986) Misrepresentation. *Belief*, ed. R. Bogdan, Oxford: Clarendon Press.
- Dreyfus, H. (1972) : *What Computers can't do; A Critique of Artificial Reason*. New York: Harper & Row.
- Edelman, G.M. and G.N. Reeke (1988) Real Brains and Artificial Intelligence. In *the Artificial Intelligence Debate - False Starts, Real Foundations* - MIT Press
- Firby, R.J. (1987) : An investigation into reactive planning in complex domains, in *Proceedings of the Sixth National Conference on Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann, Seattle, Washington.
- Fodor, J. (1980) Fixation of Belief and Concept Acquisition. In *Language and Learning*. M. Piatelli-Palmarini, ed. Harvard University Press.
- Fodor, J. (1987) *Psychosemantics*. Cambridge, Mass.: MIT Press.
- Forrest, S. (Ed) 1991: *Emergent Computation*. A Bradford Book - MIT Press.
- Georgeff, M.P. and F.F. Ingrand (1989): Decision Making in an Embedded Reasoning System. In *Proceedings of the 11th IJCAI Conference*.
- Gregory, R.L. (1988): Consciousness in science and philosophy: conscience and con-science. *Consciousness in Contemporary Science* - A.J. Marcel and E. Bisiach (Eds.) - Oxford Science Publications.
- Grossberg, S. (Eds) (1988): *Neural Networks and Natural Intelligence*. MIT Press, Cambridge Mass.
- Hammond, K.J. (1990) : Integrating Planning and Acting in a Case-Based Framework. In *Proceedings of the 8th AAAI Conference*.
- Harnad, S. (1990) The symbol Grounding Problem - *Physica D*, 42 (1-3).
- Hendler, J.A. (1987) : Marker-Passing and Microfeatures. In *Proceedings of the Tenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Milan, August 23-28.
- Maes, P. (1989) : The Dynamics of Action Selection. In *Proceedings of the 11th IJCAI Conference*.
- Holland, J.H. (1986): Escaping Brittleness: The Possibilities of General-Purpose Learning Algorithms to Parallel Rule-Based Systems. In *Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach*, edited by R.S Michalski, J.G. Carbonell and T.M. Mitchell, vol. II, 593-623. Los Altos, CA Morgan Kaufman.
- Johnson, M (1987) *The Body in the Mind: The Bodily Basis of Meaning, Imagination and Reason*. The University of Chicago Press.
- Kaelbling, L. (1986): An architecture for Intelligent Reactive Systems. In *Proceedings of the 1986 workshop on Reasoning about Actions and Plans - Georgeff and Lansky (Eds.)*
- Kohonen, T. (1988) *Self organisation and associative memory*. Springer Series in Information Sciences, vol.8 - Springer-Verlag, 2nd Edition.
- Lakoff, G. (1987) *Women, Fire and Dangerous Things. What Categories Reveal about the Mind*. The University of Chicago Press.
- Lin, L-J. 1991: Programming Robots Using Reinforcement Learning and Teaching. In *Proceedings of the 9th AAAI Conference*
- Maes, P. (1989): The Dynamics of Action Selection. In *proceedings of the 11th IJCAI Conference*.
- Maes, P. (eds.) (1990): Designing Autonomous Agents - *Robotics and Autonomous Systems* 6 - North-Holland.
- Malcolm, C. and T. Smithers (1990): Symbol Grounding via a Hybrid Architecture in an Autonomous Assembly System. in *Robotics an Autonomous Systems* - 6.
- Marr, D. (1982) *Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. San Francisco: W.H. Freeman.
- Mataric, M.J. (1990): Navigating with a Rat Brain: A Neurobiologically-Inspired Model for Robot Spatial Representation. In *Proceedings of the SAB Conference - 24-28 September, Paris*.
- Maturana, H.R. and F.J. Varela (1987) *The Tree of Knowledge. The Biological Roots of Human Understanding*. New Science Library.
- McCarthy, J.M. and P.J. Hayes (1981) : Some philosophical problems from the stand-point of artificial intelligence, in : *Readings in Artificial Intelligence*. Tioga, Palo Alto, CA.

- Minsky, M. (1986) : *The Society of Mind*. A Touchstone Book. Published by Simon & Schuster Inc.
- Mitchell, T. (1990): Becoming Increasingly Reactive. In *proceedings of the 8Th AAAI*.
- Nagel, T. (1974): What is it like to be a bat ? In *Philosophical Review*
- Ortony, A. and D. Partridge (1987) : Surprisingness and Expectation Failure : What's the Difference ? In *Proceedings of the Tenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Milan, August 23-28.
- Poggio, T. (1989): Vision: The "Other" Face of AI. In *Modelling the Mind* - Mohyeldin S, Newton-Smith, Viale and Wilkes (Eds.) - Clarendon Press - Oxford.
- Pylyshyn, Z.W. (Ed) (1986) : *The Robot's Dilemma*. Ablex, Norwood, NJ.
- Ring, M. (1991): Incremental Development of Complex Behaviours through Automatic Construction of Sensory-motor hierarchies. In *Proceedings of AAAI 1991*.
- Roiblat, H. (1991): Cognitive action theory as a control architecture. In *From Animals to Animats: Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behaviour*, pages 444-450. MIT Press.
- Rorty, R. (1981) *Philosophy and the Mirror of Nature*. Princeton University Press.
- Rosenfield, I. (1988) *The invention of memory, a new view of the brain*. Basic Books, Inc., Publishers, New York.
- Sacerdoti, E.D. (1977) : *A Structure for plans and Behaviour*. Elsevier-North Holland, Amsterdam.
- Sacks, O. (1988) *L'homme qui prenait sa femme pour un chapeau*. Paris, le Seuil.
- Schank, R.C. (1982) : *Dynamic memory*. New York : Cambridge University Press.
- Schoppers, M.J. (1987): Universal Plans for Reactive Robots in Unpredictable Domains. In *Proceedings of the tenth IJCAI Conference*.
- Searle, J.R. (1980) : The intentionality of intention and action. *Cognitive Science*, No 4.
- Silvers, S. (1989) (Eds): *Rerepresentation. Readings in the Philosophy of Mental Representation*. Kluwer Academic Publishers.
- Skarda, C.A. and W.J. Freeman (1987): How brains make chaos in order to make sense of the world. In *Behavioral and Brain Sciences* 10.
- Suchman, L. (1987): *Plans and Situated Actions. The Problem of Human/Machine communications*. Cambridge University Press.
- Sutton, R.S. 1990: Reinforcement Learning Architectures for Animats. In *Proceedings of the SAB Conference* - MIT Press.
- Thompson, E., Palacios, A. and F. Varela (1991): Ways of Coloring - To appear In *Behavioral and Brain Sciences*.
- Ullman, S. and C. Koch (1987): Shifts in Selective Visual Attention: Towards the Underlying Neural Circuitry. In L.M. Vaina (ed) *Matters of Intelligence* - D. Reidel Publishing Company.
- Varela, F.J. (1989): *Connaître: Les Sciences Cognitives: Tendances et Perspectives*. Paris: Editions de Seuil.
- Werbos, P.J. 1990: Consistency of HDP Applied to a Simple Reinforcement Learning Problem. In *Neural Networks*, Vol. 3, pp. 179-189.
- Whitehead, S.D and D. Ballard (1990): Active Perception and Reinforcement Learning. In *Neural Computation* 2, pp 409 - 419. MIT Press.
- Wilkins, D.E. (1985) : Recovering from execution errors in SIPE. *Computational Intelligence*, 1 (1), February.
- Winograd, T. and F. Flores (1987) : *Understanding computers and cognitions*. Ablex Publ.
- Winston, S (1990) The Animat Path to AI. In *Proceedings of Simulation of Adaptive Behaviour - From animals to animats, 24-28 September, Paris*.

John Stewart
7 rue Vulpian
75013 Paris.

Journées de Rochebrune 1994
"Autonomie et Interactions
fonctionnelles"

L'enracinement biologique de la cognition : des conséquences pour la conceptualisation des représentations et de la faculté de langage.

Introduction.

Selon la théorie computationnelle de l'esprit (Fodor 1975, 1986), la cognition est définie comme consistant en des opérations syntaxiquement réglées portant sur des représentations symboliques. Cette théorie est toujours défendue avec vigueur par Fodor, qui fut choisi par le Programme Cognisciences du CNRS pour donner la première "Conférence annuelle Jean-Nicod de philosophie cognitive" en 1993. Il faut donc supposer qu'encore aujourd'hui, cette théorie constitue l'orthodoxie dominante en matière de sciences cognitives ; il n'est donc pas inutile ou superflu de la critiquer. Le but de ce texte est d'expliciter certaines implications de la théorie computationnelle, concernant ses postulats ontologiques en général, et le statut des représentations et de la faculté de langage en particulier. Sur chacun de ces points, j'établirai un contraste avec une théorie alternative, d'inspiration biologique, basée sur les notions d'autonomie et d'interactions fonctionnelles.

Implications de la théorie computationnelle.

La théorie computationnelle de l'esprit consiste à postuler que la base de toute activité cognitive est la manipulation de représentations symboliques selon les règles d'une syntaxe formelle. Puisque le propre des symboles formels est d'être a priori dépourvus de tout contenu sémantique, un problème central et immédiat est de conférer après-coup une signification sémantique aux représentations. A l'instar de la théorie des modèles en mathématique formelle, le moyen d'y arriver est d'établir des relations de correspondance, terme à terme, entre les représentations d'une part et les éléments d'un "modèle" d'autre part. En mathématiques, le modèle en question est généralement une structure ensembliste, ce qui permet de recouvrer, suivant le cas, l'arithmétique, l'algèbre ou la géométrie des mathématiques traditionnelles. En sciences cognitives, le modèle de référence est le monde réel. Autrement dit, la théorie computationnelle implique nécessairement un postulat *objectiviste*, selon lequel il existerait une réalité objective qui est ce qu'elle est indépendamment de toute connaissance à son égard. En même temps, cette réalité est

supposée connaissable, plus ou moins parfaitement selon l'étendu des représentations et l'adéquation de leurs correspondances avec les différents aspects du réel. Il s'agit là d'un postulat ontologique fort, qui est déjà en contradiction avec la critique kantienne concernant l'impossibilité de connaître la réalité "en soi". Mais il y a plus. Pour que la théorie computationnelle soit opérationnelle, il faut que le "monde réel" possède une structure qui est de nature à *pouvoir* être mise en correspondance terme à terme avec les représentations. Comme Lakoff (1987) l'a clairement vu, ceci requiert en pratique un postulat supplémentaire : il faut que le "monde réel" possède une structure ensembliste. Autrement dit, il faut postuler que le monde soit peuplé d'objets bien distincts (ce sont les éléments des ensembles); et qu'à côté de leurs propriétés purement contingentes, ces objets soient pourvus de propriétés "essentiels" distinctes et bien définies (ce sont les conditions nécessaires et suffisantes pour que les objets appartiennent à une ou plusieurs classes ensemblistes). L'idée n'est pas nouvelle : elle date d'Aristote. Néanmoins, comme Lakoff l'a remarqué, il s'agit d'un engagement ontologique lourd et assez douteux.

Par ailleurs, la théorie computationnelle possède des implications précises concernant la nature des représentations. Premièrement, celles-ci sont conçues comme étant composées de symboles élémentaires, suivant les règles de bonne formation d'une syntaxe formelle. Deuxièmement, les objets des représentations - ce qui est re-présenté - sont des aspects de la réalité objective qui est postulée être unique et universellement référentielle. A cet égard, on notera que les deux termes - états mentaux d'un côté, aspects du monde réel de l'autre - sont radicalement hétérogènes, ce qui explique peut-être en partie pourquoi la tâche consistant à établir des correspondances adéquates entre eux (ce que les anglophones appelle le "symbol-grounding problem") s'avère si profondément problématique (Lakoff 1987).

Enfin, la théorie computationnelle attribue un statut bien particulier au langage. D'une part, toute cognition est supposé être formulée en termes d'un "langage de la pensée" (Fodor, 1975) : il n'y aurait donc pas de cognition sans langage. Mais d'autre part - corrélat inéluctable de ce qui précède - Fodor (1986) considère que la faculté de langage est modulaire, un "système périphérique" comme les autres. Puisque "le langage" est partout, les langues humaines n'ont aucun statut cognitif distinctif. Cette position, somme toute assez curieuse, provient du fait que les langues humaines sont assimilées à des langages formels. Raccah (1993) a démontré à quel point que cette conception logiciste est difficilement soutenable.

Afin de mettre en relief ces traits caractéristiques de la théorie computationnelle, je propose de présenter maintenant une

théorie alternative qui diffère radicalement dans ses implications sur chacun des points évoqués. Cette théorie est illustrée schématiquement dans la Figure 1.

Perceptions-actions bouclées sous contrainte.

Cette théorie alternative de la cognition se caractérise par le fait que ni des symboles, ni des représentations n'en sont des éléments primitifs. Par conséquent, la voie est libre pour étudier symboles et représentations comme phénomènes émergents dont les propriétés précises ne sont pas définies d'avance. Nous verrons dans la suite comment cela peut se passer et quelles en sont les conséquences. Mais pour commencer, il y a un problème plus immédiat. Le cognitivisme orthodoxe nous a tellement habitués à identifier cognition et représentations symboliques que l'idée même d'une théorie de la cognition sans représentations et sans symboles semble saugrenue. Comment cela est-il seulement possible ?

Le socle de cette théorie est le concept d'un agent autonome existant en interaction avec un milieu. Par "autonome" j'entends qu'il s'agit d'un système doté d'une dynamique propre, de sorte que son état interne n'est pas strictement déterminé par son milieu, mais qu'en même temps il n'en est pas totalement indépendant. On peut distinguer deux volets des interactions entre un tel agent et son milieu. Le premier concerne les effets de ces interactions sur l'état interne de l'agent : j'appellerai anticipativement de tels effets des "perceptions". Le deuxième volet concerne les effets de ces interactions sur le milieu, y compris des modifications des relations entre l'agent et son milieu : j'appellerai anticipativement de tels effets des "actions". Il existe une double interrelation entre "perceptions" et "actions". D'une part, les perceptions influencent les actions ; anticipativement, on peut dire que les actions sont "guidées" par les perceptions. Mais d'autre part, les actions influencent en retour ce que seront les perceptions ultérieures. Par conséquent, perceptions et actions sont dynamiquement bouclées les unes sur les autres.

La question qui se pose alors est la suivante : qu'est-ce qui peut justifier de considérer qu'un tel système est "cognitif" ? La réponse que je propose est celle-ci : un tel système est cognitif - et, partant, l'emploi des termes cognitivement connotés que sont "perception" et "action" est justifié - si et seulement si la manière particulière par laquelle les perceptions interviennent pour guider les actions est telle que le système dans son ensemble satisfait une contrainte significative de type *proscriptive*. Il y a en effet lieu de distinguer entre des contraintes *proscriptives* et *prescriptives*. Une contrainte *prescriptive* consiste à spécifier de l'extérieure, de manière détaillée et exhaustive, exactement ce que doivent être les sorties d'un système en fonction de ses entrées. Ce type de

contrainte est la base des systèmes experts de l'IA classique, et il caractérise aussi les réseaux connexionistes dont la mise au point est réalisée par des calculs de rétro-propagation sur la base d'une série d'exemples fournis de l'extérieur du système. La réalisation d'une telle contrainte est simple en principe (quoique souvent ardue en pratique), car il suffit de projeter à l'intérieur du système une description appropriée de la contrainte. Il s'ensuit qu'un système soumis à une contrainte prescriptive est strictement déterminé par son milieu, et qu'il n'est donc pas autonome au sens défini ci-dessus.

Une contrainte *proscriptive*, par contre, ne spécifie pas en détail le comportement du système, mais seulement le résultat global à atteindre. Il est souvent commode de décrire de telles contraintes en termes négatives : par exemple, on peut exiger d'un robot qu'il ne tombe pas par-dessus le bord de la table sur laquelle il est posé, qu'il ne heurte pas les obstacles situés sur la table, sans pour autant rester simplement immobile. Malgré cette apparence négative, il ne faut pas se leurrer : le fait de satisfaire une contrainte proscriptive est un accomplissement d'autant plus positif que les moyens d'y parvenir ne sont pas donnés d'avance. Typiquement, il n'est pas garanti qu'une solution existe, et s'il en existe une elle n'est probablement pas unique.

L'exemple paradigmatique d'un agent capable de perceptions-actions bouclées sous contrainte proscriptive est, bien sûr, celui des organismes vivants, pour qui la contrainte consiste à se maintenir en vie. On peut donc considérer que le prototype d'une contrainte proscriptive est une contrainte de viabilité, en se permettant une extension métaphorique du terme "viabilité". Cependant, j'ai formulé à dessein cette définition de la cognition dans des termes qui permettent d'y inclure les robots mobiles, les "animats" et autres "systèmes adaptatifs" étudiés par le nouveau champ de la "vie artificielle" ; et qui peuvent inclure également des systèmes naturels d'un niveau d'organisation supérieur, tels les éco-systèmes et les sociétés animales et humaines.

Il peut paraître surprenant de vouloir qualifier de tels agents de "cognitifs". Deux considérations peuvent ici aider la compréhension intuitive. Premièrement, le fait d'utiliser des perceptions pour guider des actions est effectivement une partie importante de l'activité cognitive telle que l'on la conçoit habituellement. La deuxième considération est encore plus appréciable et vaut quelques développements. Le fait que des actions comportent des conséquences en retour sur les perceptions a souvent été négligé : c'est l'un des grands mérites de Gibson (1979) que d'avoir souligné son importance fondamentale. Une illustration plaisante de cette importance est fournie par une expérience ingénieuse due à Bach-y-rita et ses collaborateurs (White et al 1970). Ces chercheurs ont inventé un système de perception tactile à

distance pour pallier la déficience sensorielle des aveugles. Les images fournis par un système vidéo sont transformées électroniquement en vibrations tactiles ordonnées qui stimulent le dos dénudé du sujet. Le résultat significatif est que le sujet peut apprendre à reconnaître les objets filmés à *condition* qu'il actionne lui-même le caméra. Lorsque c'est l'expérimentateur qui manie le caméra, le sujet ne parvient pas à percevoir les objets. Il s'ensuit que la perception n'est pas un simple enrégistrement des entrées sensorielles, mais qu'il faut *apprendre* à percevoir ; et de plus, que les objets effectifs de cet apprentissage sont *les conséquences des actions du sujet pour ses propres perceptions*. Il est clair que ces conséquences dépendent du milieu particulier dans lequel l'agent est situé ; on peut donc dire que l'agent *connaît* son milieu. Il convient de souligner que l'objet de cette connaissance n'est pas le milieu "en soi" ; il s'agit d'une connaissance formulée dans les seuls termes qui sont directement accessibles au sujet, à savoir les conséquences de ses actions pour ses perceptions. De même, il n'existe pas de réalité objective "en soi" ; il y a un *principe* de réalité, bien sûr, mais celui-ci est formulé dans les seuls termes qui sont directement pertinents pour le sujet, à savoir les contraintes existentielles qui pèsent sur sa propre viabilité. Par conséquent, cette optique théorique rejoint l'essence de la critique kantienne concernant l'impossibilité de connaître la réalité "en soi". A la différence de la théorie computationnelle, cette théorie ne requiert nul recours à un postulat ontologique objectiviste.

En conclusion, nous aboutissons à une conception de la cognition basée sur une pragmatique. Une sémantique, dont le critère de pertinence est fournie par la contrainte existentielle qui pèse sur la viabilité du sujet, est également présente d'emblée. Pourtant, comme annoncé, il n'y a pour le moment pas la moindre référence, ni à des symboles, ni à des représentations. Voyons à présent comment des représentations peuvent émerger ultérieurement sur ces bases.

Les représentations.

Un premier point de clarification s'impose : quels sont les objets des représentations ? - autrement dit, de quoi les représentations sont-elles des re-présentations ? Nous avons vu que dans la théorie computationnelle, les objets des représentations sont des aspects de la réalité objective. Il doit être clair à présent que pour la théorie alternative de la cognition présentée ici, une telle conception des représentations ne peut convenir. La raison en est simple : la réalité objective "en soi" n'est pas un objet de connaissance possible pour des agents cognitifs tels que nous les avons définis. Les objets de connaissance sont *les conséquences de ses actions pour les perceptions du sujet lui-même*, et ce sont celles-ci qui sont les objets potentiels de ses représentations.

Dans cette nouvelle théorie, la formation de représentations requiert un *dédoublement* de la cognition : en parallèle avec les parties de l'agent cognitif directement engagées dans des perceptions-actions bouclées, l'agent doit posséder également un réseau neuronal capable de se représenter anticipativement les conséquences pour son champ perceptuel de telle ou telle action. En fait, le comportement de l'agent agissant dans son milieu génère une suite continue d'exemples des conséquences des actions pour les perceptions ; cette suite peut servir de base d'apprentissage par un réseau neuronal selon les mécanismes bien étudiés par le connexionisme. Le fait que ces "exemples" soient spontanément générés par l'agent lui-même signifie que ceci ne compromet en rien l'autonomie de l'agent. Par ailleurs, il faut noter qu'à la différence de la théorie computationnelle, les représentations d'une part et les objets re-présentés d'autre part - à savoir, les perceptions anticipées par le réseau, et les perceptions effectivement constatées à la suite des actions - sont de nature homogène sans être trivialement identiques, de sorte que leur mise en correspondance ne pose pas le même type de problème, et semble a priori relativement faisable.

La formation de telles représentations confère aux agents cognitifs la capacité de se fixer des buts, formulés dans les seuls termes qui leur sont accessibles, à savoir des configurations de leurs champs perceptuels à atteindre. De plus, les agents deviennent capables d'élaborer des séquences d'actions qui, d'après leurs représentations, devraient leur permettre d'atteindre effectivement de tels buts. Enfin, en mettant à exécution de telles séquences, ces agents deviennent capables d'*actions intentionnelles*. L'efficacité opérationnelle de ce schéma conceptuel a été remarquablement démontrée par Mel (1990), qui a réussi à construire un robot capable de bouger son bras sous contrôle visuel pour atteindre un objet, apportant ainsi une voie de solution à un problème d'ingénierie d'une difficulté redoutable (le "reverse engineering problem").

Finalement, on remarquera qu'à la différence de la théorie computationnelle, les représentations ainsi conçues n'ont rien d'intrinsèquement symbolique.

La communication.

Afin de parler de communication, il faut se situer dans un contexte où il existe plusieurs agents cognitifs engagés dans des perceptions-actions bouclées sous contrainte de viabilité, tels que nous en avons parlé ci-dessus. Dans les termes de ces Journées, il s'agit d'interactions fonctionnelles entre des agents autonomes. Dans ce cas, on peut envisager une extension de la gamme des actions et des perceptions pour inclure l'émission et la réception de *signaux*. Si la perception d'un signal conduit à une modification des actions de la

part de l'agent concerné, il y aura effectivement des interactions fonctionnelles entre les agents. Je propose de considérer que de telles interactions constituent des *communications* si et seulement si les conditions particulières qui déclenchent l'action consistant à émettre des signaux, et les modifications particulières des actions entraînées par les perceptions de ces signaux, sont telles que le résultat d'ensemble est une *coordination des actions* des agents qui est vitale pour leur viabilité collective (Booth & Stewart 1993). Moins abstraitement, un très bon exemple est fourni par les insectes sociaux comme les fourmis, qui communiquent au moyen de l'émission et la perception de phéromones : les coordinations d'actions qui en résultent conduisent à la construction de nids à architectures élaborées, à la formation de pistes pour ramener de la nourriture au nid, etc. Le cadre théorique esquissé ici s'avère tout à fait approprié et fécond, tant pour l'interprétation d'observations éthologiques sur le comportement de fourmis réelles que pour la modélisation par simulation de ces comportements ; il convient également pour la réalisation de communications entre des robots mobiles (Deneubourg et al., 1992 et communication personnelle).

Cette définition théorique de la communication nous autorise à considérer que de tels signaux sont *sémiotiques*, et à parler de *l'interprétation* de ces signaux par les agents cognitifs. Il est à noter que ces signaux sont parfaitement *arbitraires* : il n'y a aucune "information", par exemple, encodée dans la structure chimique d'un phéromone. Ces signaux sémiotiques possèdent donc déjà quelques attributs essentiels des symboles : ce sont en quelque sorte des proto-symboles. Toutefois, je ne pense pas qu'il convient de considérer que ce sont des symboles à part entière ; et dans le même ordre d'idée, cette forme de communication éthologique n'est pas une communication *linguistique* à proprement parler. On remarquera donc qu'à la différence de la théorie computationnelle, la communication n'est pas nécessairement langagière ; et que par ailleurs, elle ne fait aucun recours intrinsèque ou nécessaire à la notion de représentations.

Le langage.

Quelle est donc la différence entre la communication animale et la communication linguistique humaine ? Chez les animaux, les interactions sociales au moyen de signaux aboutissent à la communication en très grande partie grâce à la nature très stéréotypée des conditions d'émission et d'interprétation des signaux. Prenons un exemple précis. Les singes verts émettent trois types de cris bien différenciés : un premier cri est déclenché dès qu'un singe aperçoit un aigle (ou bien, dans des conditions expérimentales, une certaine forme se déplaçant à une certaine vitesse au-dessus du singe) ; un deuxième cri par la perception

d'un serpent ; et un troisième par un félin. Les réactions d'un singe qui perçoit l'un de ces cris (qu'il soit émis par un autre singe, ou qu'il s'agit dans des conditions expérimentales d'un enregistrement sur magnétophone) sont également automatiques et stéréotypées : en réponse au premier cri, le singe se blottit par terre en cherchant à se faufiler sous des feuillages ; en réponse au deuxième, il saute dans les arbres ; au troisième, il se cache en scrutant anxieusement la moyenne distance. Cette stéréotypie à la fois des conditions d'émission des cris et des réactions, et la correspondance particulière entre les deux, assure de toute évidence une coordination adaptative des comportements des singes, leur permettant d'éviter au mieux leurs différents prédateurs. Notons au passage que dans ce type de communication animale, les représentations n'interviennent pas nécessairement, et il n'y a pas lieu de voir une *intention* de communiquer. Les singes, comme les fourmis, savent communiquer mais ils ne savent pas *ce qu'ils font*.

Par rapport à la communication animale, ainsi caractérisée, la communication linguistique humaine offre plusieurs points de contraste. En premier lieu, il apparaît que les signaux humains - à savoir, les *mots* - possèdent des significations d'une très grande variabilité. A la limite, on pourrait dire qu'un mot n'est guère utilisé deux fois pour dire exactement la même chose, tant la variabilité des contextes est grande. Cette variabilité du contexte provient d'une part du jeu combinatoire avec d'autres mots propre aux langues, et d'autre part d'une variabilité des situations contextuelles d'interlocution. Il s'ensuit que la signification des mots est toujours plus ou moins métaphorique : les mécanismes de la poésie, loin d'être l'exception, sont la règle du fonctionnement linguistique.

Cette grande variabilité pose un problème intéressant : comment se fait-il que les êtres humains parviennent à se comprendre ? La réponse est sans doute en partie que nous nous comprenons moins que nous croyons : le malentendu est le lot commun de la communication linguistique. Il n'y a pas pour autant lieu d'être nihiliste : nous comprenons toujours quelque chose, grâce aux trésors d'imagination créatrice déployée tant pour l'invention des énoncés que pour leur interprétation. Mais il subsiste toujours un "manque à gagner", une incertitude dans l'interprétation, corrélat inévitable de la riche variabilité des significations.

Ceci nous amène à un deuxième point de contraste entre communication linguistique et communication animale. A côté d'une communication de premier ordre, comparable à la communication animale, la communication linguistique est aussi et peut-être surtout une communication de deuxième ordre, une *communication à propos de la communication* destinée à lever les incertitudes dans des interprétations qui ne sont jamais que des hypothèses.

Dans toute conversation ordinaire, des phrases du type : "Est-ce que tu veux dire que.....?", "Redis-le, je ne te suis pas", "Oui, oui, je comprends", etc., - sans parler d'une communication non-verbale (mais, selon la thèse développée ici, profondément linguistique) faite de hochements de tête, de clignotements des yeux, de regards croisés, de froncements de sourcils, etc., - constituent une partie majeure, et essentielle, de l'interaction.

La communication linguistique serait donc simultanément une communication, et une communication à propos de la communication. Il s'ensuit directement que les langues humaines sont indéfiniment récursives : communication à propos de la (communication à propos de la (communication à propos de la (communication.....))). Ceci éclaire un fait bien reconnu : les langues humaines peuvent être utilisées pour parler à propos des langues, caractéristique saillant qui suffit à lui seul à distinguer les langues de tout système sémiotique chez les animaux.

Il est clair que la communication spécifiquement linguistique, ainsi définie, présuppose des capacités cognitives élargies : d'une part, pour inventer et de comprendre un emploi métaphorique des mots ; d'autre part, pour communiquer à propos de la communication, ce qui implique une *intention* à communiquer. Il est plus que probable que ces capacités cognitives font appel à la formation de représentations, telle que nous les avons définies ci-dessus. L'origine des langues au cours de l'homínisation reste une question problématique, non seulement en raison de difficultés méthodologiques évidentes (on ne peut observer le processus directement), mais aussi pour des raisons théoriques et conceptuelles : à l'heure actuelle, il n'existe aucun consensus parmi les linguistes concernant les caractéristiques essentielles de la faculté de langage. Toutefois, si l'on accepte le cadre théorique proposé ici, il est plausible de supposer que les langues humaines sont nées dans le carrefour entre deux capacités cognitives pré-existantes et jusqu'alors indépendantes : celle de former des représentations et celle de communiquer. La représentation de la communication, et la communication des représentations, ne suffisent probablement pas tout à fait pour expliquer l'émergence des langues ; mais la distance qui reste à parcourir est sûrement réduite.

Quoiqu'il en soit, la conceptualisation des langues qui se dégage offre plusieurs points de contraste saisissants avec celle proposée par la théorie computationnelle. Premièrement, loin d'être une précondition nécessaire à toute cognition, la faculté de langage est une émergence à la fois tardive et hautement spécifique : elle n'est en aucun cas un système périphérique comme un autre. Deuxièmement, si les langues entretiennent des relations privilégiées avec certaines représentations, elles ne sont pas le

vecteur unique de toute représentation. Troisièmement, la sémantique linguistique n'est pas bâtie référentiellement sur une quelconque réalité objective indépendante. J'ai suggéré que la communication linguistique est une communication à propos de la communication ; pour employer le joli paraphrase de Maturana et Varela (1987), il s'agit d'une *coordination d'une coordination d'actions*. Par conséquent, les "objets" de la sémantique linguistique sont inséparables de l'engagement des interlocuteurs dans une situation contextuelle particulière.

Conclusion.

En conclusion, j'ai souligné que la théorie computationnelle de l'esprit implique un postulat ontologique majeur, à savoir une forme particulièrement lourde de l'objectivisme. Elle implique également des présuppositions particulières et assez contestables concernant la nature des représentations et celle de la faculté de langage. Je ne prétends pas pouvoir démontrer que ce postulat et ces présuppositions sont faux, car ils possèdent une cohérence interne certaine, et à en juger par les choix du Programme Cognisciences du CNRS ce paradigme est toujours viable. Le computationalisme n'est pas mort ! Par contre, je prétends effectivement avoir démontré que le choix de ce postulat et de ces présuppositions n'est pas nécessaire. Une alternative, viable elle aussi et peut-être plus féconde pour l'avenir, existe.

Références.

- Booth M. & Stewart J. (1993). Un modèle de l'émergence de la communication. pp. 9-18, Actes des Premières Journées Francophones IAD et SMA, Toulouse, Avril 1993.
- Deneubourg J.L., Theraulaz G. & Beckers R. (1992). Swarm-made architectures. Dans : Bourguine P. & Varela F. (Eds.), *Towards a practice of autonomous systems*. Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life. MIT Press.
- Fodor J. (1975). *The Language of Thought*. Thomas Crowell, New York.
- Fodor J. (1986). *La Modularité de l'Esprit*. Editions de Minuit, Paris.
- Gibson J.J. (1979). *The Ecological Approach to Visual Perception*. Houghton Mifflin Press, Boston.
- Lakoff G. (1987). *Women, Fire and Dangerous Things : What Categories Reveal About the Mind*. University of Chicago Press, Chicago.
- Maturana H.R. & Varela F.J. (1987). *The Tree of Knowledge : the Biological Roots of Human Understanding*. New Science Library, Boston.

- Mel B. (1990). *Connexionist robot motion planning : a neurally-inspired approach to visually-guided reaching*. Academic Press, New York.
- Racah P.-Y. (1993). Langue et langages : la modalité perdue ? 1. Critique des modèles logicistes. pp. 217-222. Dans *Communication et multimodalité dans les systèmes naturels et artificiels*. Actes de la 4^e Ecole d'Eté de l'ARC, Bonas.
- White B.W., Saunders F.A., Scadden L., Bach-y-rita P. & Collins C.C. (1970). Seeing with the skin. Perception and Psychophysics 7, 23-27.

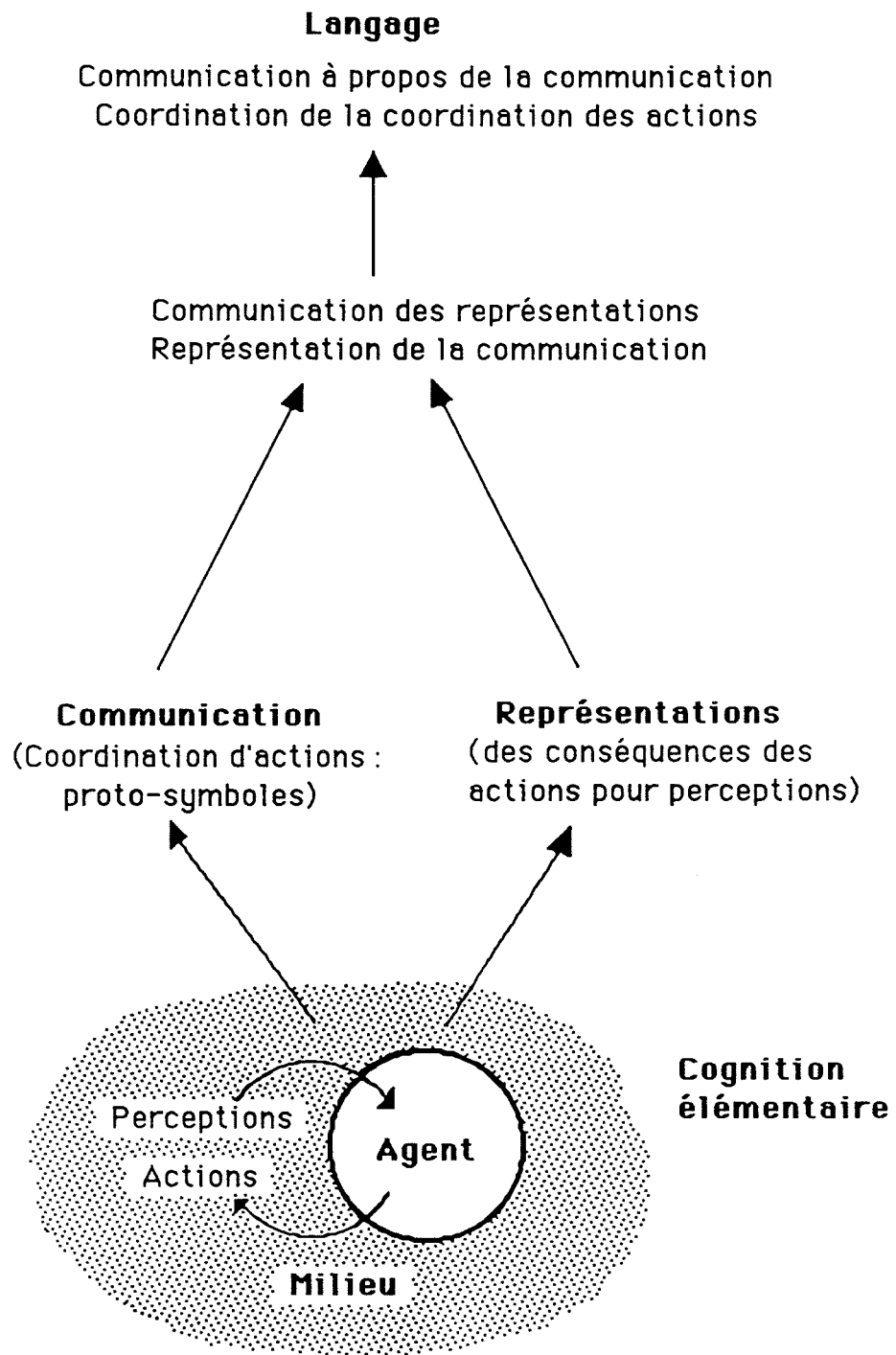


Figure 1. Schéma théorique des relations entre cognition élémentaire, la communication, les représentations, et le langage.

Autonomie et cohérence dans un réseau de centres de décision : Contraintes et Négociation

M.J. Huguet, G. de Terssac* , J. Erschler**

LAAS-CNRS 7 avenue du colonel Roche 31077 Toulouse cedex

Résumé

L'efficacité des systèmes de production est tributaire de son mode d'organisation. L'autonomie de décision apparaît comme un principe d'organisation efficace, puisqu'il permet d'affiner une décision en l'adaptant au contexte ou bien de la remettre en cause lorsque celle-ci est inadéquate. Mais cette autonomie de décision ne risque-t-elle pas de remettre en cause la cohérence du système de production? La recherche présentée tente de répondre à la question de l'efficacité de l'autonomie en proposant un modèle d'organisation s'appuyant sur une structuration en réseau de centres de décisions. Ce modèle est basé sur la notion d'autonomie négociée pour rendre compatible l'autonomie disponible compte tenu de la nécessité d'assurer la cohérence du système avec l'autonomie conquise par les individus.

La recherche présentée a été réalisée en coopération avec une entreprise et dans un cadre pluridisciplinaire (automatique et sociologie). L'objectif est, d'une part, l'analyse des décisions prises par chacun des centres, interprétées en terme de contraintes (décision sous contraintes) et, d'autre part, l'analyse des interactions entre centres de décisions interprétées en terme de négociation de contraintes (décision sur les contraintes). Pour réaliser cet objectif, nous avons développé une étude ascendante à partir d'une analyse sur site des décisions prises par chacun des centres et une analyse descendante basée sur l'utilisation de modèles formels, en vue d'élaborer des outils d'aide à la décision. Ces outils visent à expliciter et à analyser l'autonomie disponible.

Mots clé: autonomie, cohérence, contraintes, décisions, réseau de centres de décision, interactions, négociation, gestion de production

1 Introduction

Cette étude se situe dans le domaine de la Gestion de Production (planification, lancement, ordonnancement) des systèmes de production discrète et diversifiée. Un système de production est considéré comme un système socio-technique dans lequel l'homme est amené à jouer un rôle déterminant dans la prise de décision. L'analyse du fonctionnement d'un système de production fait apparaître le caractère distribué de la prise de décision qui s'effectue au travers de fonctions ou services plus ou moins bien spécifiés. L'organisation du système de production implique donc une décomposition (physique, fonctionnelle ou temporelle) [Mélèse, 72] qui répartit les décisions de gestion entre divers centres. Cette décomposition a notamment pour objectif la maîtrise de la complexité. Elle est cependant source de conflits et d'incohérences car l'autonomie locale de décision peut dégrader la cohérence globale, si la coordination entre les différentes fonctions n'est pas satisfaisante. L'hypothèse retenue est donc que la prise de décision, pour la gestion d'un système de production, s'effectue à travers un réseau de centres de décision. La définition des centres de décision et des relations entre ces centres est un problème d'organisation qui joue un rôle crucial pour les performances du système de production. Mais le réseau étant défini, les règles de son fonctionnement sont également fondamentales car elles déterminent la capacité du système de production à avoir un comportement dynamique cohérent. Seul ce deuxième aspect est abordé dans cette étude. Le réseau de centres de décision est donc supposé connu; il peut résulter de l'analyse d'une situation existante, ou d'une conception préalable en relation avec la conception du système physique de production.

* LAAS-CNRS et URA CNRS, Université Toulouse le Mirail

** LAAS-CNRS et Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse

Nous partons donc de l'hypothèse que la gestion dynamique du système s'effectue à travers un réseau de centres de décision et que les performances globales de ce réseau dépendent davantage de la qualité des négociations entre centres de décision que de la qualité des décisions prises par chaque centre. L'étude porte sur les deux dimensions de la décision: locale et répartie. Pour la dimension locale, il s'agit d'analyser la prise de décision au sein d'un centre; pour la dimension répartie, il s'agit d'analyser les interactions avec d'autres centres. Cette étude est basée sur une approche ascendante et une approche descendante menées dans un contexte pluridisciplinaire en coopération avec une entreprise (atelier de production discrète et diversifiée) et dans le cadre d'un projet avec le M.R.E. [De Terssac, Erschler, Huguet, Lompré, 93].

L'étude ascendante a été réalisée dans une perspective sociologique sur un site industriel. L'objectif a été de caractériser les décisions prises par chacun des centres (commercial, lancement, fabrication) et d'analyser les interactions d'un centre particulier, le lancement, avec les autres centres de décision, en les interprétant en terme de remises en cause de contraintes.

L'étude descendante s'inscrit dans le domaine de l'automatique, elle vise à faciliter les interactions entre centres de décision et à améliorer la cohérence du réseau de centres de décision. Cette étude cherche, d'une part, à caractériser un centre de décision et son fonctionnement par un modèle mathématique faisant l'objet d'une Analyse Sous Contraintes. D'autre part on s'intéresse à l'explicitation des interactions entre centres de décision qui donnent lieu notamment à des négociations de contraintes intervenant dans le modèle.

Dans cet article nous présentons tout d'abord l'approche que nous avons retenue pour aborder ce problème de décision. Puis nous exposons les résultats obtenus par l'étude menée sur un site industriel. Enfin nous caractérisons la notion de centre de décision et ses différentes fonctions au sein d'un réseau de centres.

2 Autonomie, cohérence et contraintes

Un centre de décision correspond à une fonction de décision. Il est donc associé à un (des) opérateur(s) humain(s). Cette fonction de décision est caractérisée par un ensemble de variables de décision traduisant l'ensemble des actions possibles du centre. La prise de décision correspond alors à une instanciation de ces variables de décision.

L'ensemble des informations à prendre en compte pour prendre une décision est vaste et les relations entre ces informations sont complexes; une modélisation d'une partie de ces informations peut s'avérer utile pour aider l'homme dans sa tâche de décision.

Nous nous intéressons à la conception d'outils d'aide à la décision associés à un centre de décision qui devront interagir avec l'homme afin de l'assister dans sa tâche de décision. Dans cette partie nous présentons la représentation que nous associons à un centre de décision pour la réalisation de ces outils d'aide.

Dans un réseau de centres de décision, on suppose que les différents centres ont un fonctionnement autonome et cohérent. Ceci implique que tout centre a la capacité de prendre des décisions en présence d'un certain nombre de contraintes et a la possibilité de négocier ces contraintes pour maintenir la cohérence vis à vis des autres centres.

Un centre de décision est d'abord caractérisé par des variables de décision (dates de début de tâches, par exemple) pouvant prendre leurs valeurs dans un domaine qui est le domaine des décisions possibles. Un modèle, associé à ce centre de décision, formalise les relations devant exister entre les variables de décision (succession entre tâches, partage de ressources par exemple). Ces relations ou contraintes limitent le domaine des valeurs effectivement admissibles pour les variables de décision. Une approche classique consiste à modéliser les préférences du décideur par un critère (retard moyen des produits par exemple) et à rechercher les décisions qui optimisent ce critère compte tenu des contraintes formalisées. Des approches multicritères permettent de modéliser les préférences selon différents points de vue et de proposer des décisions dominantes compte tenu de la diversité des points de vue. Ces approches pour l'aide à la décision privilégient la notion de critère, au détriment de la notion de contrainte qui joue un rôle passif en orientant simplement la génération de décisions optimales, sous optimales ou dominantes.

La recherche présentée ici privilégie, au contraire, la notion de contraintes en leur faisant jouer un rôle actif. Elle propose en effet de développer des outils d'aide à la décision en exploitant exclusivement l'information contenue dans les contraintes pesant sur les variables de décision, sans préjuger des préférences du décideur, mais en explicitant l'autonomie dont il dispose effectivement. Ceci doit permettre une gestion explicite de l'autonomie de décision allouée à un centre tout en garantissant la cohérence globale.

Le problème étant formulé exclusivement en terme de contraintes au niveau d'un centre de décision, une objection vient naturellement : certaines contraintes ne sont pas strictes (les délais, par exemple). En poussant à l'extrême l'objection, on peut dire que les contraintes ne sont jamais strictes mais qu'elles sont plus ou moins faciles à faire évoluer, selon le contexte et le temps dont on dispose. Ceci vient du fait que les contraintes qui pèsent sur un centre de décision doivent être vues comme les conséquences de décisions prises par d'autres centres et donc comme données modifiables. Réciproquement, lorsqu'un centre de décision prend une décision, il agit sur les contraintes d'autres centres de décision. Ceci conduit à envisager la coordination entre centres de décision comme un processus de négociation de contraintes.

Un centre de décision donné est en interaction avec deux ensembles de centres de décision : les centres en amont qui lui imposent des contraintes et les centres en aval auxquels il impose des contraintes (ces deux ensembles ne sont pas forcément disjoints). La prise de décision par ce centre doit viser à la fois :

- à satisfaire les contraintes imposées par l'amont (cohérence)
- à générer des contraintes pouvant être acceptées par l'aval (robustesse).

Ainsi, cohérence et robustesse sont les deux facettes du même processus de coordination entre centres. La cohérence est d'autant plus facile à assurer que les décisions en amont sont robustes. La robustesse vise à faciliter la cohérence des décisions en aval.

La caractérisation des décisions admissibles joue un rôle central dans la compréhension de l'effet des contraintes sur la prise de décision. Ce processus de caractérisation est appelé Analyse Sous Contraintes. Les informations dégagées par l'Analyse Sous Contraintes sont obtenues par simple déduction logique à partir des contraintes initiales (propagation de contraintes) [Erschler, Esquirol, 86] [Erschler, Lopez, Esquirol, 92]. Ces informations explicitent les degrés de liberté disponibles pour la prise de décision, c'est-à-dire l'autonomie disponible pour le centre de décision.

L'autonomie disponible étant explicitée pour un centre de décision, il reste à déterminer si elle est ou non satisfaisante. Cette autonomie doit donc être analysée afin d'établir s'il y a ou non défaut d'autonomie pour le centre. Cette analyse de l'autonomie permet de déterminer 2 modes de fonctionnement pour le centre selon qu'il y a ou non défaut d'autonomie. Dans le premier cas, l'autonomie est satisfaisante pour le centre, il peut donc générer des décisions. Dans le second cas, le centre de décision ne dispose pas d'une autonomie satisfaisante et il doit donc chercher à réguler cette autonomie. Ceci peut notamment conduire à des remises en cause de décisions prises par d'autres centres, ces remises en causes pouvant s'effectuer par des processus de négociation. Un défaut d'autonomie trivial peut être révélé par l'Analyse Sous Contraintes dans le cas où il y a une inconsistance entre les contraintes du modèle du centre. Mais un défaut d'autonomie peut être lié à des problèmes plus complexes, y compris lorsque le centre a trop d'autonomie.

L'Analyse Sous Contraintes peut aider à assurer la cohérence des décisions d'un centre en explicitant l'autonomie disponible compte tenu des contraintes issues des centres en amont. Elle peut également aider les centres en amont à prendre des décisions robustes en mettant en évidence un défaut d'autonomie qui conduit à remettre en cause leurs décisions. Mais elle ne permet pas en elle-même de modifier les contraintes comme cela est nécessaire dans un processus de négociation de contraintes entre deux centres de décision. En effet, elle se contente d'analyser un jeu de contraintes donné.

A partir d'une approche de la décision en terme de contraintes, nous avons donc pu mettre en évidence l'existence, pour chaque centre, de deux types de décision : les décisions prises sous contraintes et les décisions prises sur les contraintes. Dans le premier cas, les contraintes issues des décisions prises ailleurs sont respectées; dans le

second elles sont remises en cause selon des processus de négociation que nous avons tenté d'explicitier. La coordination est apparue comme une activité développée en réponse à un défaut d'autonomie.

L'analyse en présence de contraintes est centrale pour le développement d'outils d'aide à la décision qui privilégient une logique d'interaction et de cohérence plutôt qu'une logique de prescription et d'optimisation. En vue d'élaborer ces outils d'aide à la décision, nous avons réalisé une étude ascendante et une étude descendante. Ces deux études, présentées ci-après, s'inscrivent dans un cadre pluridisciplinaire : sociologie et automatique. Elles visent à caractériser un centre de décision appartenant à un réseau et à expliciter les stratégies de coordination entre centres de décision.

3 Mise en évidence et analyse sur site d'un réseau de centre de décision

Dans cette partie, basée sur une étude sur site visant à expliciter les interactions entre centres de décision, nous tenterons d'explicitier les facteurs et les mécanismes de la décision à l'origine du problème de la maîtrise des délais.

3.1 La maîtrise des délais dépend de la pertinence des décisions

L'atelier étudié reçoit des commandes de divers clients, prépare la fabrication (bureau d'études, service des méthodes) et assure la fabrication ainsi que la livraison. Il appartient à une usine qui est l'un des établissements d'un grand groupe industriel. L'atelier reçoit de l'usine d'une part des contraintes (objectifs économiques) et d'autre part des commandes des autres ateliers qui constituent une partie des clients du site étudié, (et qui représente 40% des commandes). Cet atelier comprend 3 centres de décision principaux: le commercial qui transforme la demande en commande et assure le suivi de l'enregistrement de la commande à la livraison; le lancement qui prépare la mise en fabrication; la fabrication qui assure la réalisation des commandes, son contrôle et la livraison.

L'étude réalisée vise à caractériser les décisions prises par chaque centre et à analyser les interactions entre centres de décision. Pour préciser les interactions entre centres de décision, le lancement a été privilégié. Il s'agit d'une fonction intermédiaire entre l'amont (le commercial) et l'aval (la fabrication), complexe car au coeur d'un réseau de décisions dont cette fonction dépend (approvisionnement, méthodes) et qui utilise des données pas toujours formalisées, par exemple pour envisager la faisabilité de la décision prise. Nous avons d'une part suivi la production de cet atelier, semaine par semaine, au cours de 2 années au travers d'indicateurs sur les quantités fabriquées par semaine, compte tenu des délais demandés. Cette étude porte sur la maîtrise des délais, c'est à dire sur l'analyse des facteurs et des mécanismes qui permette de respecter les délais demandés. D'autre part nous avons effectué une analyse de plus de 1500 ordres de fabrication (ou commandes) pour reconstituer la trajectoire temporelle d'une commande. A cela s'ajoute l'analyse des stratégies de lancement effectuée au cours de 4 mois pour 537 ordres de fabrication.

L'étude sur site révèle qu'une grande partie de la production est livrée en retard (70% en moyenne sur l'année). Ces retards correspondent à l'équivalent de 2 semaines de production (en quantité) et ils peuvent se prolonger jusqu'à 1,5 mois, même si la plupart d'entre eux sont résorbés (50%) au bout de 2 semaines. Ils se mesurent par l'écart entre le cycle demandé fixé par le commercial (segment compris entre la date de livraison demandée et la date d'enregistrement de la commande) et le cycle réalisé. Ce cycle réalisé correspond aux durées effectives des différentes phases de production (de l'enregistrement de la commande à la livraison effective) et aux délais des transitions d'un centre à l'autre. Les retards proviennent en partie des décisions prises: dire que le cycle demandé n'a pas été respecté, revient à dire que les décisions prises pour le définir ne sont pas pertinentes. La décision du commercial consiste à accepter (ou à refuser dans certains cas) une commande et à fixer une date de livraison avec le client : le commercial prend la décision de fabriquer le produit demandé et fixe la butée temporelle de cette action. Cette décision est un compromis entre divers facteurs reliés et qui pèsent sur la

décision: (a) la demande du client (produits de complexité différente, quantités très variables - de 1 à 300-, délais parfois très courts - moins de 4 semaines) qu'il faut satisfaire sous peine de voir partir le client, (b) les objectifs économiques qui ont été assignés au commercial pour que l'atelier dispose d'un niveau de charge suffisant, (c) l'estimation des possibilités de réaliser ces produits dans un temps donné, compte tenu de l'état actuel de l'atelier (diagnostic) et de son fonctionnement futur (pronostic). Cette décision est doublement complexe. D'une part au niveau global, la réalisation du plan de charge de l'atelier correspondant à des objectifs économiques est incertaine et l'anticipation sur les commandes à venir difficile: il y a, pour le commercial, la nécessité de gérer une imprévisibilité des commandes et de fortes variations dans leur nature et leur niveau. D'autre part, au niveau particulier d'une commande, son acceptation pour une date demandée suppose une prévision sur la faisabilité de la décision. Cette prévision est nécessairement incomplète, car il y a des événements imprévisibles dans leur nature (la panne d'une machine), des événements connus mais dont la durée est difficile à prévoir, (le temps qu'il faudra aux méthodes pour mettre au point la gamme), ou des événements non pris en compte (le délai du service approvisionnement, la disponibilité des sous-traitants).

Première conclusion: les retards observés au niveau d'un centre résultent des décisions prises par les différents centres situés en amont. La décision, en ce cas, est assimilable au choix d'une action définie dans le contenu et le temps. Ce choix résulte d'une prise en compte de l'ensemble des contraintes qui pèsent sur la décision et d'une prévision sur les possibilités effectives de mise en oeuvre de la décision prise. Si la complexité du système est importante, alors le décideur ne dispose pas de toutes les informations dont il a besoin, ses préférences ne sont pas toujours claires et stables et il n'est pas forcément capable d'envisager toutes les solutions possibles. Dans ces conditions, un retard résulte du processus d'élaboration d'une décision d'un centre qui articule les contraintes qu'il subit (ou se donne) avec les prévisions qu'il fait.

3.2 Les décisions de chaque centre prises sous contraintes

Elles consistent à choisir une date ou des quantités, dans le cadre d'un ensemble de contraintes ou de facteurs qui agissent sur la décision. Décomposons la fonction du lancement: elle consiste d'une part à opérer un choix dans les productions à fabriquer et à les regrouper ou les dédoubler, et d'autre part à choisir une date de début pour engager la fabrication. L'étude sur site a porté sur le suivi temporel de plus de 1500 ordres de fabrication et sur une analyse des stratégies de lancement. Elle montre que cette décision qui porte sur le choix des quantités et sur le choix d'une date envisagée pour l'engagement de la fabrication est bien plus complexe qu'il n'y paraît. En effet, le lanceur ne raisonne pas sur une date, mais sur un **horizon temporel de lancement**, c'est à dire sur un espace compris entre le début de la fabrication souhaité par lui et la date de livraison demandée. La maîtrise des délais dépend de la pertinence de la taille de cet horizon. Lorsqu'il est inférieur à 6 semaines (40 jours), les délais ne sont pas tenus et les retards sont d'autant plus importants que la taille de l'horizon est faible. De plus la taille de cet horizon est variable. Il augmente en fonction de la taille des lots, de l'épaisseur du produit et de l'existence ou non d'option et en fonction de l'état des en-cours.

La taille de l'horizon temporel de lancement dépend de multiple facteurs ou contraintes. Que faut-il entendre par contraintes? Certes premièrement, toutes les **décisions prises en amont** et qui réduisent l'espace des actions possibles en aval, donc l'autonomie des centres situés en aval. Le lancement subit les décisions du commercial qui fixe le carnet de commandes et par voie de conséquence lui assigne de l'extérieur des objectifs (respecter les délais de livraison, et les quantités à fabriquer -taille des lots et grandeur économique-); ajoutons toutes les décisions des méthodes, du bureau d'études ou des approvisionnements. Deuxièmement, il y a les contraintes que se donne le décideur au travers des **objectifs ou des préférences**. Par exemple, le lanceur ne charge pas trop l'atelier au delà des 4 semaines à venir pour pouvoir traiter des commandes urgentes ou bien il fait varier le cycle de lancement (intervalle entre la date d'enregistrement et la date de lancement qui constitue un délai d'attente d'une commande avant le début de sa fabrication) en fonction du client. Enfin il y a les contraintes issues de l'état et du fonctionnement des centres situés en aval telles que le décideur d'un centre se

les **représente** dans le cadre de la **prévision** des actions qu'il compte entreprendre. Les décisions du lanceur d'engagement de la fabrication sont directement liées à la prise en compte d'une part des en-cours. Sur 2 ans, on observe que les quantités de production qu'il engage chaque semaine varient de façon inversement proportionnelle à la production déjà en fabrication.

La deuxième conclusion est que la décision pertinente est celle qui prend en compte l'ensemble des contraintes, les explicite, les analyse et ajuste la solution au contexte réel. Or certaines contraintes, comme celles issues des décisions prises ailleurs, sont explicites, externes et identifiables. En revanche les contraintes internes à un centre (les objectifs ou les préférences) ne sont pas toujours explicites, pas toujours claires, peu stables, pas toujours connues des autres. Il en est de même des contraintes issues de l'aval qui ne sont pas forcément explicitées de manière pertinente pour les décisions prises en amont. La qualité de la décision dépend de la pertinence des contraintes (les objectifs économiques doivent-ils être explicités pour le lancement? La panne des machines doit-elle remonter au niveau du commercial?) et de leur caractère explicite pour qu'elles puissent être identifiées et prises en compte. Elle dépend aussi de la nature des représentations mises en oeuvre qui sert à élaborer une prévision sur la faisabilité et les conséquences de la réalisation, par les autres centres, des actions prévues.

3.3 Les remises en cause des contraintes

Nous avons caractérisé le lancement, les fonctions qu'il remplit, les stratégies qu'il met en oeuvre. Les décisions du lancement ont été présentées jusqu'ici comme des décisions établies dans le cadre du respect des contraintes fixées (par les centres extérieurs ou par le centre). L'observation des stratégies du lanceur sur 4 mois montre que certaines décisions qu'il prend remettent en cause les décisions prises par ailleurs. Deux exemples: l'horizon de lancement et les quantités. L'étude sur site montre que l'horizon de lancement retenu par le lanceur repose sur une modification des dates demandées établies par le commercial dans 50% des cas: soit le lanceur allonge cet intervalle, soit il le raccourcit. Il procède ainsi en fonction, (a) d'une estimation qu'il fait de la durée de la fabrication de tel produit. L'horizon est allongé quand il y a des options, une taille des lots conséquente ou une épaisseur importante. (b) de la taille de l'horizon théorique s'il respectait les dates demandées. Lorsque cet intervalle est compris entre 30 et 45 jours, il ne le modifie pas et dans le cas contraire, il l'allonge ou le raccourcit. Enfin, (c) en fonction du niveau de charge de l'atelier. Lorsque ce niveau est élevé, il a tendance à allonger cet intervalle et à le raccourcir dans le cas contraire. L'étude sur site montre aussi que les quantités demandées sont majorées ou diminuées en fonction du stock (en général faible). Elles sont majorées en moyenne (sur 4 mois, soit 537 commandes), de plus de 20%; on pourrait dire qu'il s'agit d'une anticipation sur les défauts qui pourraient survenir au cours de la fabrication; mais ceci n'est pas tout à fait pertinent puisque les défauts n'affectent que 10% de la production. Il y a en ce cas surestimation des événements pouvant survenir au cours de la fabrication.

Pour procéder à ses décisions, le lanceur analyse l'ensemble des contraintes et dans la mesure où certaines lui paraissent "intenable" et "modifiable", il remet en cause certaines d'entre elles. Il se donne une autonomie additionnelle qui en ce cas dépasse l'autonomie qui lui a été allouée: elle est donc conquise par les acteurs pour gérer les défauts de l'autonomie disponible. Les résultats obtenus confirment la nécessité de pouvoir gérer des défauts dans l'autonomie allouée. Une décision prise en amont peut ne pas être mise en oeuvre soit parce que des événements (non prévus) surviennent au cours de cette phase, soit que le processus de décision ne prend pas (ou ne peut prendre) en compte toutes les données. Mais cette autonomie locale est-elle efficace et ne remet-elle pas en question la cohérence globale? Nous pensons que la qualité d'une décision dépend donc des possibilités de remettre en cause certaines contraintes mais de manière explicite et négociée.

3.4 La négociation dans les organisations

L'entreprise a été considérée comme un réseau de centres de décision. Un centre de décision est une unité de décision c'est à dire de choix d'une action par des acteurs dans le cadre d'un ensemble de contraintes. Les centres sont interdépendants parce

qu'une décision d'un centre est prise sous influence des décisions antérieurement prises par l'amont et fixe des contraintes pour l'aval en limitant ses degrés de liberté. La tâche globale est décomposée et répartie entre différents centres. Cette répartition pose 2 problèmes: un problème de structuration du réseau, c'est à dire de définition des différents centres et de leurs fonctions et un problème de coordination des fonctions distribuées, c'est à dire de formes d'échanges entre les centres que les théories de la décision permettent d'éclairer en mettant l'accent sur les difficultés de l'utilisation de l'information pour la prise de décision: la rationalité limitée et le conflit d'intérêts. La notion de rationalité limitée indique que "tout ne peut être connu, que la prise de décision se fonde sur des informations incomplètes quant aux options possibles et à leurs conséquences", [Marsch, 1987]. La notion de conflit d'intérêts indique que toute organisation est composée de groupes aux intérêts dispersés, voire divergeants. Dans ce contexte de relations d'oppositions, l'information n'est pas neutre; la donner ou la retenir est un choix stratégique visant à influencer les décisions de l'autre [Friedberg, 1993].

L'autonomie est un principe d'organisation ainsi que nous l'avons défini, comme capacité de prendre des décisions en présence de contraintes et comme possibilité de renégocier ces contraintes. Cela signifie tout d'abord que l'on considère que tout centre de décision doit disposer de marge de manoeuvre pour prendre en compte dans ses décisions des événements qui n'ont pas été inclus dans les décisions prises en amont [de Terssac, 1992]. Cela signifie ensuite que dans un schéma d'organisation il est impossible d'allouer une fois pour toute une autonomie pertinente: il est donc nécessaire de donner la possibilité aux décideurs d'un centre de redéfinir l'espace de l'autonomie dont ils ont besoin pour s'adapter aux contextes réels. Enfin cette autonomie additionnelle qui remet en cause des décisions prises en amont ne peut pas être imposée par l'aval si l'on veut maintenir la cohérence d'ensemble du système: elle doit être explicitement négociée par les parties en présence. Cela veut dire que l'autonomie conquise au niveau local ne signifie aucunement se soustraire aux contraintes venant de l'extérieur, mais signifie participation d'un centre à la régulation de l'ensemble du système. Il ne s'agit ni de déroger aux contraintes, ni de tenter d'y échapper, mais d'élaborer par confrontation de points de vue des compromis, faisant de la contrainte non seulement une donnée modifiable, mais une donnée acceptable parce que son élaboration s'est faite à coups de régulations entre acteurs répartis entre plusieurs centres. La théorie de la régulation conjointe [Reynaud, 1989] permet d'analyser les interactions entre centres de décision, en mettant l'accent sur les différences de point de vue entre les centres et sur la possibilité de trouver des solutions acceptables sous réserve de leur élaboration négociée

4 Approche par contraintes pour l'aide à la décision dans un réseau de centres

A partir d'un réseau de centres de décision inspiré de l'étude sur site industriel, nous nous sommes intéressés à la caractérisation d'un centre de décision et à la modélisation de son fonctionnement. Nous avons considéré plus particulièrement un centre de décision, le Lancement.

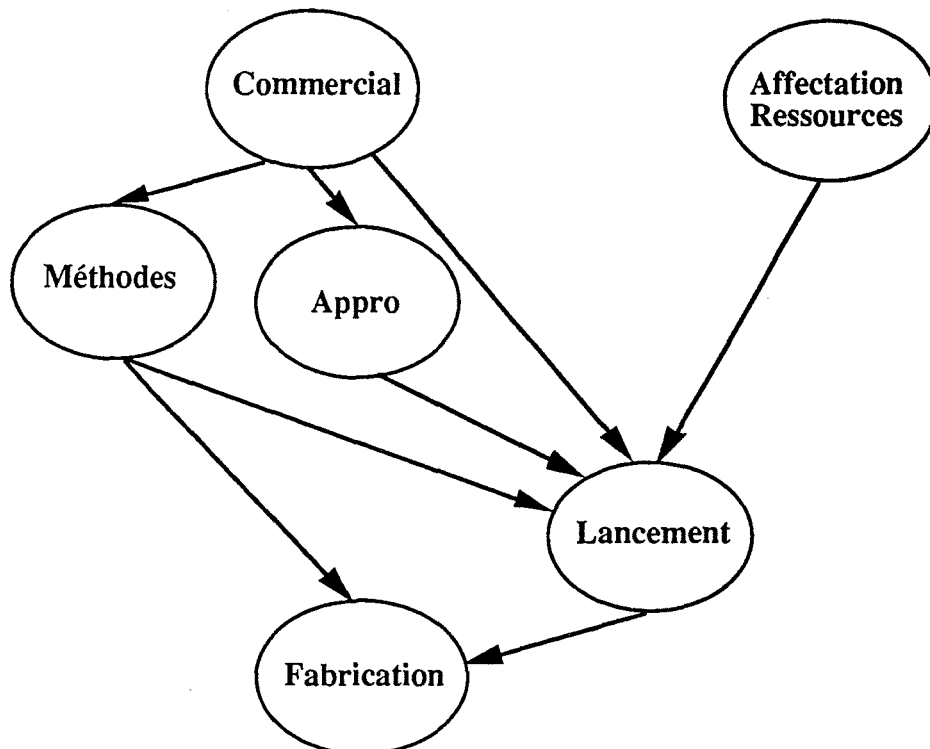
L'approche retenue consiste à analyser le problème de décision formulé exclusivement en termes de contraintes, ce qui permet d'explicitier l'autonomie localement disponible, compte tenu des contraintes qui résultent de décisions prises par d'autres centres (on parlera dans ce cas de décisions sous contraintes). Cette analyse peut également être utilisée pour valider ou remettre en cause ces contraintes et jouer ainsi un rôle dans la coordination entre centres de décision (on parlera alors de décisions sur les contraintes).

4.1 Décomposition en un réseau de centres de décision

Un réseau de centres de décision peut être modélisé par un graphe dont les sommets représentent les centres et les arcs orientés l'action de la prise de décision d'un centre sur les contraintes d'un autre centre.

Ainsi, la décision dans un centre est contrainte par les décisions des centres en amont ; elle contraint les décisions des centres en aval.

A partir de l'étude sur site nous nous sommes intéressés au réseau de centres de décision suivant :



On peut noter que le graphe associé au réseau peut comporter des circuits. En particulier un centre peut être à la fois en amont et en aval d'un autre centre.

Dans ce réseau de centres, nous avons donc considéré plus en détail le centre de décision de Lancement dont le rôle est d'organiser la mise en fabrication des produits dans l'atelier.

4.2 Caractérisation de la notion de centre de décision

Un centre de décision a un fonctionnement dynamique pouvant être synchrone ou asynchrone. Lors du mode de fonctionnement synchrone, le centre prend des décisions à intervalles réguliers en tenant compte de l'état réel du système. Ces décisions sont valides pour un horizon temporel appelé horizon de décision. Ce mode correspond au fonctionnement normal du centre. Le mode de fonctionnement asynchrone permet, lorsqu'un événement important survient, de le prendre immédiatement en compte en déterminant de nouvelles décisions intégrant cet événement. Ce mode correspond à un fonctionnement perturbé du centre.

La prise de décision dans un centre est modélisée par des variables de décision. Une variable de décision peut prendre ses valeurs dans un domaine discret ou continu (décisions possibles). La prise de décision correspond à l'instanciation d'une ou plusieurs de ces variables. De plus, des contraintes relient entre elles ces variables. Il s'agit de relations formelles (égalités ou inégalités, linéaires ou non linéaires) qui limitent les valeurs admissibles des variables.

Le modèle associé au centre est donc constitué par des variables de décision et des contraintes reliant les variables entre elles. Il permet de caractériser le fonctionnement propre du centre.

Les contraintes du modèle font intervenir des facteurs d'origine différente :

- des facteurs issus de décisions prises par les centres en amont
- des facteurs liés à la prévision de mise en oeuvre d'une décision par le centre en aval).
- des facteurs liés à l'état réel du système physique (facteurs dynamiques)

Les mécanismes de coordination entre centres de décision vont porter sur ces différents facteurs qui pourront ou non être remis en cause lorsqu'il y a un défaut d'autonomie.

Nous nous sommes intéressés à la modélisation d'un centre particulier, le Lancement issu du réseau de centres de décision précédent. Le modèle associé à ce centre est un modèle à temps discret; les variables de décision représentent les quantités des différents produits à lancer en fabrication pour chacune des périodes de l'horizon de décision. Les contraintes sont des contraintes classiques de gestion de production (satisfaction de la demande, équation d'état, évolution des stocks, limitation de la capacité de production, ...) [Giard, 81]. Pour le Lancement les différents facteurs intervenant dans les contraintes de son modèle sont :

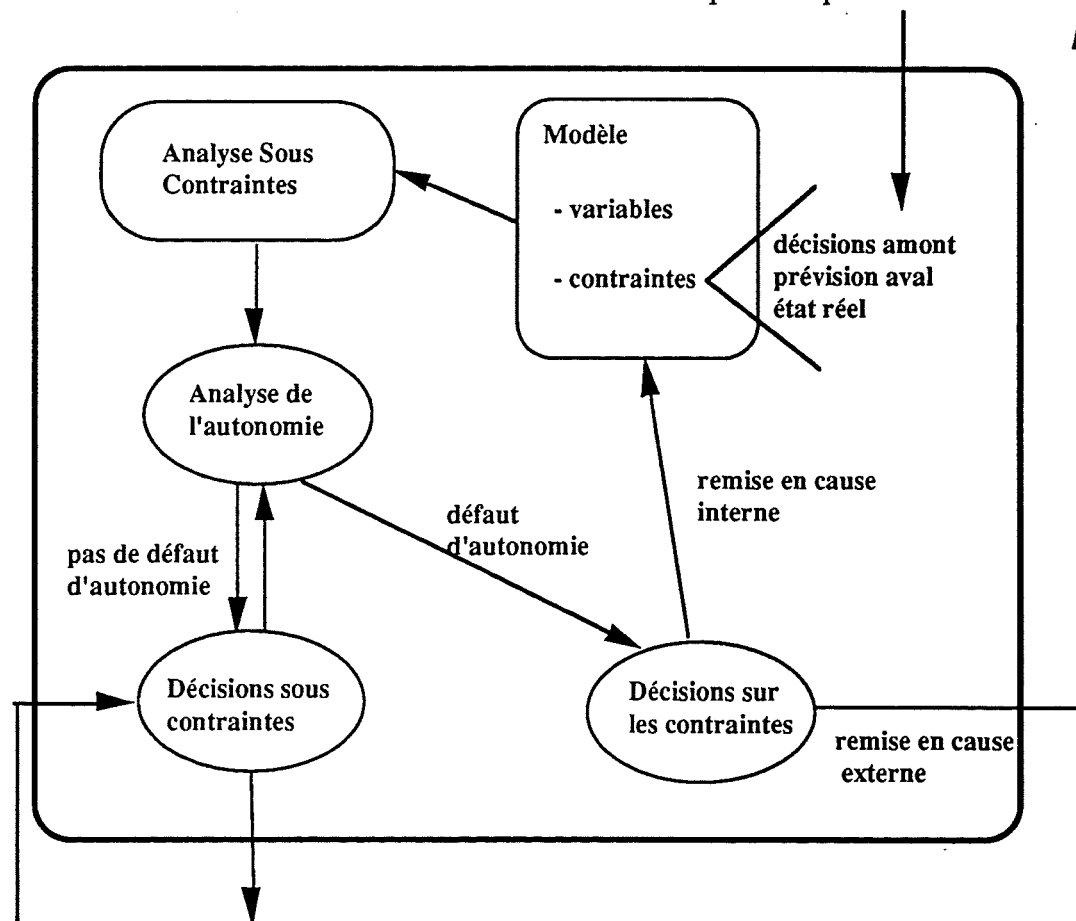
- les quantités des différents produits commandés et les dates dues provenant des décisions du Commercial; les capacités de production de l'atelier issues du centre d'Affectation des Ressources, les dates de lancement au plus tôt déterminées par les centres des Méthodes et des Approvisionnements. Ces données constituent les facteurs liés à des décisions prises par des centres en amont.

- une estimation des temps de cycle nécessaire pour la réalisation des différents produits dans l'atelier ainsi qu'une estimation de la quantité de ressource nécessaire à cette réalisation. Ces données permettent au Lancement d'établir une prévision du fonctionnement du centre en aval qui doit mettre en oeuvre ses décisions, la Fabrication.

- les quantités de produits en cours dans l'atelier et leur stade de fabrication afin de caractériser l'état réel du système physique.

4.3 Fonctionnement d'un centre de décision

Le fonctionnement d'un centre de décision est représenté par le schéma suivant :



A partir du modèle du centre, un module d'Analyse Sous Contraintes détermine, à l'aide de mécanismes de propagation de contraintes, les conditions d'admissibilité des décisions pouvant être prises par le centre. Sauf dans des cas simples, la complétude du processus de propagation n'est pas garantie, c'est-à-dire que les conditions

d'admissibilité explicitées sont nécessaires, mais non suffisantes. Le module d'Analyse Sous Contraintes permet donc d'expliciter l'autonomie disponible pour le centre considéré. Cette autonomie peut être exprimée sous différentes formes, une des plus triviales étant les domaines associés à chaque variable de décision.

Une fonction d'Analyse de l'Autonomie détermine ensuite si l'autonomie allouée est satisfaisante pour le centre, c'est à dire s'il y a ou non défaut d'autonomie. De manière générale, il y a défaut d'autonomie lorsque le centre dispose de trop ou trop peu d'autonomie pour pouvoir prendre des décisions. Une incohérence entre les contraintes du modèle est un cas particulier de défaut d'autonomie. La présence ou non de défaut d'autonomie joue un rôle moteur pour le fonctionnement du centre de décision. En effet en l'absence de défaut d'autonomie, le centre prend ses décisions dans le cadre de l'autonomie dont il dispose. En présence d'un défaut d'autonomie le centre doit engager une action de régulation de l'autonomie visant à lever ce défaut. Lorsqu'un défaut d'autonomie est détecté, le module d'Analyse de l'Autonomie établit un diagnostic pour déterminer les informations du centre à l'origine de ce défaut ainsi que les actions correctives possibles.

Lorsque l'autonomie allouée est jugée satisfaisante pour le centre considéré, une fonction de Décisions sous Contraintes permet d'instancier les variables de décision du modèle. Cette fonction de décision doit prendre en compte de manière plus ou moins formelle différentes stratégies d'instanciation possibles ainsi que des conditions de robustesse vis à vis de l'aval.

La fonction de Décisions sous Contraintes peut aussi être sollicitée par l'aval lorsqu'elle a généré des décisions qui s'avèrent ne pas être robustes. Dans ce cas, cette fonction de décision cherche à établir de nouvelles décisions, compte tenu de l'autonomie allouée dont elle dispose, des stratégies précédentes utilisées et des informations provenant de l'aval. Lorsqu'elle ne peut pas prendre de nouvelles décisions, l'information est transmise à la fonction d'Analyse de l'Autonomie qui peut soit aider la fonction de Décision sous Contraintes par une meilleure explicitation de l'autonomie allouée, soit diagnostiquer un défaut d'autonomie.

Lorsqu'un défaut d'autonomie a été détecté dans l'autonomie disponible, une fonction de Décisions sur les Contraintes doit permettre au centre de le supprimer par des actions de régulation. Pour cela des remises en cause sont nécessaires, elles vont porter sur les différents facteurs intervenant dans les contraintes du modèle du centre :

- pour les facteurs liés à des décisions prises en amont, des remises en cause sont possibles avec le(s) centre(s) concerné(s) notamment par des processus de négociation.

- pour les facteurs liés à la prévision de la mise en oeuvre des décisions par l'aval, des remises en cause peuvent être réalisées. Elle consistent, soit à des affinements du modèle que se fait le centre de l'aval, soit à des négociations avec l'aval pour qu'il obtienne un comportement satisfaisant pour l'amont.

- pour les facteurs liés à l'état réel du système physique, aucune remise en cause n'est possible.

Un mécanisme de coordination doit permettre de gérer ces remises en cause. Le rôle de ce mécanisme de coordination est :

- de choisir les facteurs à remettre en cause et donc avec qui les remettre en cause et comment. Ce choix s'effectue en fonction du diagnostic élaboré par la fonction d'Analyse de l'Autonomie et du pronostic qu'il peut faire sur les résultats de ces remises en cause

- lorsque les remises en cause correspondent à des négociations entre centres, de choisir une stratégie de négociation (degré de coopérativité, temps accordé à la négociation, information nécessaire pour cette négociation,...)

- de contrôler le résultat des remises en cause pour savoir s'il permet ou non de supprimer le défaut d'autonomie ou s'il faut lancer d'autres processus de remises en cause.

La négociation apparaît alors comme un moyen de coordination entre centres de décision. Un processus de négociation entre centres de décision se déroule donc dans les deux cas suivants :

- lorsque le centre décide de remettre en cause des décisions prises en amont. Par exemple, lorsque le Lancement demande au Commercial de retarder le délais de livraison de tel produit ou alors de diminuer la quantité à livrer.

- lorsque le centre décide de remettre en cause ses prévisions du fonctionnement de l'aval en demandant à l'aval un nouveau comportement. Dans le cas du Lancement ceci peut se produire lorsque par exemple le Lancement demande à la Fabrication d'assurer la fabrication d'un produit donné en 15 jours au lieu des 2 mois nécessaires pour satisfaire un client particulier.

Un processus de négociation entre deux centres de décision suppose un référentiel commun à ses centres, un mécanisme de contrôle de la négociation permettant d'assurer la terminaison et la convergence de la négociation, etc. Différentes stratégies de négociation ont été étudiées dans [Rosenschein, 93], [Sycara, 88], [Smith, 80].

Ces 3 fonctions de décisions, Analyse de l'Autonomie, Décisions sous Contraintes et Décisions sur les Contraintes, doivent être conçus comme des systèmes Homme/Machine. Pour cela il faut : étudier les interactions possibles entre l'opérateur humain et un outil informatique d'aide à la décision (dans lequel le module d'Analyse Sous Contraintes joue un rôle central), déterminer les informations nécessaires à l'opérateur pouvant être fournies par la machine, spécifier un interface [Thuriot, Torres, 92], [Thuriot, Lompré, 93].

5 Conclusion

Nous venons de présenter un schéma d'organisation d'un réseau de centres de décision basé sur les concepts d'autonomie et de cohérence. Ces concepts induisent une capacité de prendre des décisions sous contraintes ainsi que la possibilité de remettre en cause ces contraintes. Dans ce schéma d'organisation l'homme conserve une part importante dans la prise de décisions et dans la négociation des contraintes, les outils d'aide ayant un rôle de traitement et d'explicitation des aspects formalisables du problème de décision et de coordination. Pour élaborer ce schéma, nous avons développé une étude ascendante, basée sur une analyse sur site, et une étude descendante, basée sur l'usage de modèles formels. En même temps les théories de l'organisation, de la décision ou de la régulation conjointe ont servi à situer les concepts utilisés. La spécificité de ce schéma réside dans le fait qu'il ne vise pas à remplacer l'homme par des dispositifs techniques, ni à reproduire les caractéristiques du fonctionnement des organisations observées; au contraire, ce schéma modifie la façon dont les décideurs prennent leurs décisions et vise à modifier leur attitude à l'égard de l'information.

Il reste maintenant à approfondir le modèle par une explicitation des processus de négociation et à le valider. De même, la structuration des échanges entre centres de décisions sera explicitée, en particulier du point de vue de la nature des informations dont doit disposer chaque centre pour communiquer avec les autres, mais aussi de leur niveau d'agrégation. A plus long terme, nous aurons à réfléchir à la structuration du réseau de centres de décision et aux fonctions de chacun d'eux.

6 Bibliographie

[Erschler, Esquirol, 86]

Decision-aid in job-shop scheduling : a knowledge based approach
IEEE international conference on robotics and automation, pp 1651-1656
San-Francisco, California, 1986

[Erschler, Lopez, Esquirol, 92]

Ordonnancement de tâches sous contraintes : une approche énergétique
APII 1992 (26), pp 453-481

[Friedberg, 93]

Le pouvoir et la règle
Paris, Seuil, 1993

- [Giard, 81]
Gestion de la production. Calcul économique
Edition Economica, 1981
- [March, 87]
Systèmes d'information et prise de décision: des liens ambigus
Accounting, Organization and society, 1987, (12), pp 153-168
- [Mélèse, 72]
Analyse modulaire des systèmes de gestion
Edition Hommes et techniques, 1972
- [Reynaud, 89]
Les règles du jeu. L'action collective et la régulation sociale
Paris, A Colin, 1989
- [Rosenschein, 93]
Consenting agents : negotiation mechanisms for multi-agent systems
13th International Joint Conference on Artificial Intelligence
Chambéry (France) 1993
- [Smith, 80]
The contract net protocol : high level communication and control in a distributed problem solver
IEEE transactions on computers, Décembre 1980
- [Sycara, 88]
Resolving goal conflicts via negotiation
7th National Conference on Artificial Intelligence
Saint Paul (Minnesota), 1988
- [Thuriot, Torres, 92]
Interface graphique pour l'aide à la décision de répartition de la charge de travail
Congrès Ergo'IA, Biarritz (France), Octobre 1992
- [Thuriot, Lompré, 93]
A graphical and ergonomic module for decision of workload regulation aid in systems of discrete and diversified production : MARGE
IEEE S.M.C, Le Touquet (France), Octobre 1993
- [de Terssac, 92]
Autonomie dans le travail
Paris, PUF, 1992
- [de Terssac, Erschler, Huguet, Lompré, 93]
Analyse des interactions entre deux centres de décision dans des secteurs de production discrète et diversifiée : interprétation de l'analyse en terme de négociation de contraintes
Rapport Final sur le projet M.R.E. n°90.P.0899, 1993

VERS DES JEUX SPECULATIFS EVOLUTIONNISTES ARTIFICIELS

Une Introduction par l'Exemple

Frédéric Leroy

Banque de France
Centre d'Intelligence Artificielle
2, avenue Pierre Mendès France
77186 Noisiel
Tel : 64 80 27 07 - Fax : 64 80 29 45

Ecole des Hautes Etudes en Sciences Sociales
Centre d'Analyse et de Mathématique Sociales
54 blv Raspail, 75006 Paris
Tel : 49 54 25 25

1 - INTRODUCTION

La théorie économique des marchés spéculatifs est dominée depuis vingt cinq ans par la théorie des marchés efficients. Cette dernière suppose que le marché est un système hétéronome non prévisible car sans cesse arbitré par des agents économiques identiques, doués de capacité d'apprentissage instantanée et d'anticipations rationnelles. Face aux nombreuses difficultés que soulève cette approche nous proposons une approche nouvelle, centrée sur les concepts de diversité des comportements, d'autonomie du marché, et de coévolution des stratégies.

Cet article présente un modèle de marché spéculatif inspiré de la théorie des jeux "évolutionnistes". Le processus de formation des prix résulte des interactions entre des individus ayant des comportements différents et une rationalité limitée. Le modèle prend ainsi explicitement en compte le local (les représentations des agents) et le global (l'évolution émergente du prix de marché). Les stratégies spéculatives rentrent en compétition dans l'exploitation des régularités d'un environnement (l'évolution du prix de marché) qu'ils contribuent à créer par leurs actions. Ces interactions explicites local/global donnent lieu à des interactions implicites local/local du type de celle de la biologie des populations (symbiose et parasitisme).

Sur la base des caractéristiques génériques de ce modèle, nous discuterons brièvement des possibilités et des conditions de construction de modèles plus réalistes.

2. MARCHE ALEATOIRE OU ANALYSE TECHNIQUE

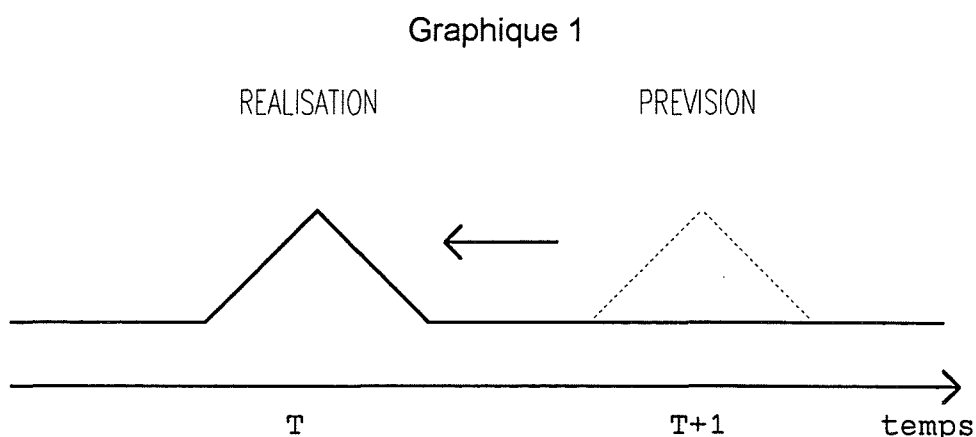
2.1. L'efficience Des Marchés

Les trois conditions nécessaires pour qu'un marché soit **efficient** sont : (1) il n'y a pas de coût de transaction, (2) l'information gratuite est disponible pour tout les participants au marché et, (3) tous les agents partagent le même modèle de détermination du prix en fonction des informations disponibles (hypothèse d'anticipations rationnelles, Muth, 1961). Un tel marché est dit **efficient** dans le sens où les prix actuels doivent refléter toute l'information disponible (cf. Fama, 1970). Etudions maintenant une conséquence étonnante de cette hypothèse.

Considérons un modèle à deux périodes : T (aujourd'hui) et T+1 (demain). Supposons que sur la base des informations disponibles en T, il est prévisible que les prix montent demain (prévision H). Ayant connaissance de cette prévision, les spéculateurs vont agir de la façon suivante :

- Achat en T
- Vente en T+1

Si cette prévision est partagée par l'ensemble des intervenants, les prix vont effectivement monter, mais aujourd'hui et non demain (il même probable qu'ils baissent demain). Ce processus est résumé par le graphique ci-dessous :



Selon ce mécanisme, tout ce qui est prévisible aujourd'hui pour demain se réalise aujourd'hui. En conséquence, l'évolution réelle des prix demain est due à des événements non prévisibles aujourd'hui. On retrouve le résultat classique de la théorie des marchés efficients : sur un tel marché, **les rendements des actifs suivent une marche aléatoire.**

Selon les théoriciens, les prix de marchés ne peuvent pas révéler de régularités persistantes car si cela était le cas, les spéculateurs, financièrement intéressés, les découvriraient et les exploiteraient les faisant par là même disparaître. Ainsi, les fondamentalistes interviennent sur le marché lorsque le prix de l'actif leur paraît sous-évalué (achat) ou sur-évalué (vente) au vu des informations pertinentes disponibles (les fondamentaux de marché). Ce type de comportement concourt à l'efficacité du marché.

Remarquons que si l'on exploite toutes les conséquences de l'hypothèse d'anticipations rationnelles, le raisonnement d'un agent rationnel devrait être le suivant : *si je prévois H alors H va se produire aujourd'hui et non demain car le "marché" aussi prévoit H. Par conséquent, il n'y a plus d'intérêt à spéculer sur l'évolution future du prix de marché. Mais si les autres spéculateurs font le même raisonnement, alors le marché n'anticipera pas H aujourd'hui et H se produira bien demain... La théorie ne fonctionne que si les fondamentalistes continuent à croire que demain est prévisible bien qu'elle prétende le contraire !*

2.2. Tests Empiriques et Analyse Technique

Comme il n'est pas possible de prouver que le marché est efficient, nous devons nous contenter d'accumuler des preuves selon lesquelles il n'est pas inefficent. C'est à

dire que nous devons mettre en oeuvre des tests qui permettent de rejeter l'hypothèse d'inefficience. De même, il n'est pas aisé de prendre en compte toute l'information disponible à la fois, nous devons nous contenter de sous-ensembles. La série des valeurs passées constituent un tel sous-ensemble.

Une conséquence immédiate de la théorie des marchés efficients est que **les variations de prix n'ont pas de corrélation sérielle** (Efficience faible). Par conséquent les stratégies de trading préconisées par l'analyse technique (ou chartiste), qui cherchent à exploiter la corrélation sérielle des prix, ne peuvent pas "battre le marché" de façon durable. Les **tests de filtre** ont été utilisés pour tester cette hypothèse. Une stratégie de filtre consiste à choisir un seuil x (homogène à une variation de prix) et à appliquer la règle suivante :

- Acheter si le taux augmente de plus de $x\%$ par rapport à son dernier minima.
- Vendre si le taux baisse de plus de $x\%$ par rapport à son dernier maxima.

Le test consiste à rechercher la stratégie x^* qui réalise la meilleure performance sur une période passée (performance ex-post). A titre d'exemple, Fama et Blume (1966) ont appliqué la règle du filtre à la bourse de New York en utilisant des filtres s'étalant de 0.5 à 50%. Pour la plupart des titres considérés, ils sont arrivés à la conclusion qu'une stratégie "buy and hold" engendrait des profits supérieurs à ceux de la technique des filtres.

2.3. Diversité, Autonomie et Coévolution

La théorie de l'efficience des marchés spéculatifs et la théorie des anticipations rationnelles peuvent faire l'objet de trois critiques principales.

Premièrement, on comprend mal comment des **échanges** peuvent avoir lieu sur un marché où les agents forment les mêmes anticipations. Par définition même, l'échange n'est possible que si les co-échangistes évaluent différemment la "valeur" du bien échangé. A la fiction de l'individu représentatif, on doit donc substituer la réalité de la **diversité des comportements**.

Deuxièmement, Frankel et Froot (1990) estiment (sur la base de données de la Federal Reserve Bank de New York) que 95% des transactions réalisées sur les marchés des changes ont lieu entre des institutions financières pour leur propre compte, c'est à dire à des fins spéculatives. De plus, il existe de nombreuses évidences qui montrent que ces opérations sont majoritairement fondées sur des techniques chartistes. A titre d'exemple, le magazine *Euromoney* rapporte, qu'en 1985, parmi 18 agences privées de prévisions de taux de changes, 12 utilisaient des techniques chartistes (fondées sur les prix passés) et seulement 3 avaient une approche fondamentaliste (cf. Frankel et Froot, 1990). Par conséquent, **le point de vue de l'autonomie** paraît plus pertinent que le point de vue de l'hétéronomie (cf. Varela, 1989).

Enfin, les tests empiriques utilisés pour réfuter l'hypothèse d'inefficience des marchés sont tous fondés sur la non existence d'une stratégie de trading à **structure invariante** (par exemple, une stratégie de filtre à seuil x constant) significativement meilleure qu'une stratégie "buy and hold" sur longue période. Il est frappant de constater que ces tests prennent le contre-pied de l'hypothèse d'anticipations rationnelles (apprentissage instantané) en présupposant que les agents économiques ont des comportements figés (pas d'apprentissage). Or, le spectre des processus cognitifs possibles ne se limitent pas à ces deux cas limites (cf. Walliser, 1993). Les trois paradigmes de l'apprentissage les

plus couramment utilisés en théorie des jeux sont : l'apprentissage cognitif (sur les représentations), adaptatif (sur les règles de comportements), et "évolutionniste" (sur la distribution des stratégies sur la population d'agents). Ce dernier paradigme correspond à une hypothèse faible de la rationalité individuelle (imitation) qui est cependant bien adaptée aux situations d'interactions socio-économiques complexes dans lesquels les agents sont nombreux et "isolés" (voir par exemple : Hirshleifer 1977, Orlean 1989, Sinclair 1990 et Friedman 1991).

3. UN MODELE INTRODUCTIF

3.1. Espèces, Stratégies et Formation des Prix

Notre jeu spéculatif est un jeu dynamique entre **deux espèces de spéculateurs** intervenant sur un marché dont le prix d'équilibre de long terme est P .

Un spéculateur de type "**Mouton**" anticipe un prolongement de la tendance du marché. Partagée par un nombre suffisant de spéculateurs, à une date donnée, cette anticipation a un caractère auto-réalisateur et durable (les Moutons ont un comportement proche des chartistes).

Un spéculateur de type "**Ours**" anticipe un retournement de la tendance du marché. Partagée par un nombre suffisant de spéculateurs, à une date donnée, cette anticipation a un caractère auto-réalisateur et ponctuel (les Ours ont un comportement proche fondamentalistes).

Pour chaque type de spéculateurs, **une stratégie (pure) est un seuil d'intervention fonction de la tendance actuelle du prix de marché** (la tendance depuis le dernier point de retournement). Une stratégie est donc un réel positif $s \in \mathbb{R}^+$, qui est homogène à une variation absolue du prix.

Soit S le type du spéculateur, s sa stratégie, P_t le prix actuel, P_r le prix du dernier retournement ($r < t$). Son anticipation A est donné par l'algorithme suivant :

DEBUT

CALCULER $\delta_t = |P_t - P_r|$

SI $\delta_t = s$ **ALORS :**

SI (($S = \text{MOUTON ET } P_t \geq P_r$) **OU** ($S = \text{OURS ET } P_t \leq P_r$))
ALORS $A = \text{Haussier}$

SI (($S = \text{MOUTON ET } P_t \leq P_r$) **OU** ($S = \text{OURS ET } P_t \geq P_r$))
ALORS $A = \text{Baissier}$

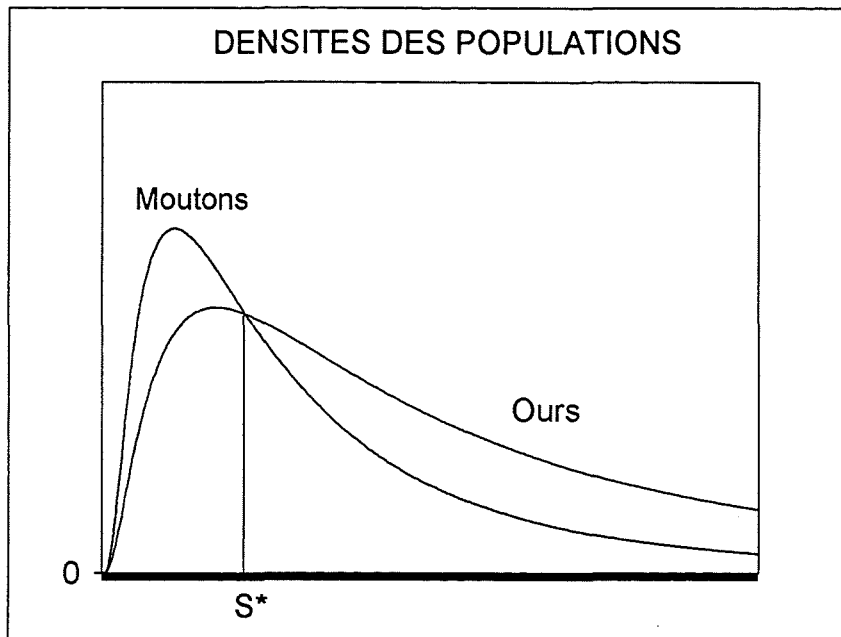
SINON $A = \text{Rien}$

FIN

En fonction de son anticipation, on suppose que chaque spéculateur intervient sur le marché pour l'achat ou la vente d'une seule unité du bien considéré. Pour les deux types de spéculateurs, le marché se retourne lorsque $d\delta/dt = 0$.

Dans la suite, on supposera que les spéculateurs n'utilisent que des stratégies pures et on utilisera des densités des populations d'Ours et de Moutons sur l'espace des stratégies pures (hypothèse des grandes populations). Soient $D_{\text{MOUTON}}(s)$ et $D_{\text{OURS}}(s)$, les densités respectives des populations de Moutons et d'Ours. On fait une **hypothèse de viabilité du marché**, c'est à dire que $D_{\text{MOUTON}}(s) > D_{\text{OURS}}(s)$ pour tout $s \in [0, s^*[$ où s^* est le plus petit s vérifiant $D_{\text{MOUTON}}(s) = D_{\text{OURS}}(s)$, et $D_{\text{MOUTON}}(0) > D_{\text{OURS}}(0) > 0$. Le Graphique 2 présente un exemple de densités des populations d'Ours et de Moutons respectant l'hypothèse de viabilité de marché.

Graphique 2



Plaçons nous à l'instant t et supposons que $P_t > P_r$. A cette date, et compte tenu des comportements respectifs des Ours et des Moutons, l'offre Offre_t et la demande Demande_t sont données par les formules :

$$\text{Offre}_t = D_{\text{OURS}}(\delta_t) \quad \text{et} \quad \text{Demande}_t = D_{\text{MOUTON}}(\delta_t)$$

L'offre et la demande permettent de calculer la variation instantanée du prix δ_t selon la formule :

$$d\delta/dt = G(\text{Demande}_t - \text{Offre}_t)$$

G est une fonction impaire monotone croissante afin que le prix augmente (resp. diminue) lorsque l'offre est inférieure (resp. supérieure) à la demande (pratiquement on prendra $G(x) = \mu \cdot x$ où μ est une constante positive).

Le volume d'échange est égal au minimum entre l'offre et la demande. Il existe donc un certain nombre d'ordres non satisfaits dont on fait l'hypothèse qu'ils ne sont pas maintenus.

3.2. Evolution des Prix, Fonction de Gain et Interactions

Nous pouvons maintenant étudier la dynamique du prix de marché. On distingue trois phases importantes :

En phase de marché haussier : $s^* > \delta_t > 0$. Par hypothèse, on a $D_{\text{MOUTON}}(x) > D_{\text{OURS}}(x)$ pour tout $x \in [0, s^*]$. Les Moutons sont acheteurs tandis que les Ours sont vendeurs. En conséquence, $d\delta/dt > 0$: les prix montent.

En phase de retournement : $d\delta/dt = 0$ et $\delta_t = s^*$. Les prix vont monter jusqu'au point s^* où $D_{\text{MOUTON}}(s^*) = D_{\text{OURS}}(s^*)$ et $d\delta/dt = 0$. A cette date $t' > t$, les spéculateurs considèrent que le marché est en train de ce retourner, $P_{t'}$ devient le nouveau prix de retournement et $\delta_{t'} = 0$. A ce point, on a $D_{\text{MOUTON}}(0) > D_{\text{OURS}}(0)$ et le marché se retourne effectivement et rentre dans une phase baissière (En un point de retournement, on passe directement de $\delta_t = s^*$ à $\delta_t = 0$).

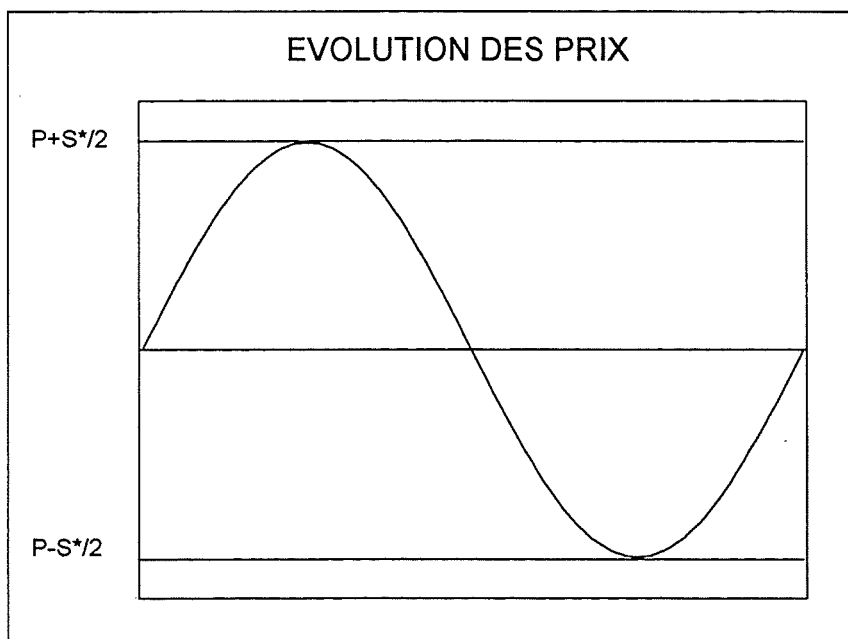
En phase baissière : $s^* > \delta_t > 0$. Par hypothèse, on a toujours $D_{\text{MOUTON}}(s) > D_{\text{OURS}}(s)$ pour tout $x \in]0, s^*]$. Les moutons sont vendeurs tandis que les Ours sont acheteurs. En conséquence, $d\delta/dt < 0$: les prix baissent jusqu'au point s^* où $D_{\text{MOUTON}}(s^*) = D_{\text{OURS}}(s^*)$ et $d\delta/dt = 0$ (phase de retournement).

Entre un point de retournement haussier et un point de retournement baissier, le prix de marché croît ou décroît de s^* . On a donc obtenu le résultat suivant :

Résultat 1 : La courbe des prix est une fonction périodique d'amplitude s^* .

Le prix de marché évolue donc de façon cyclique autour de son prix d'équilibre dans l'intervalle $[P - s^*/2, P + s^*/2]$ (Voir Graphique 3).

Graphique 3



Connaissant l'évolution du prix de marché ainsi que le comportement des spéculateurs, il est possible d'en inférer une fonction de gain définie sur un cycle pour les Ours et les Moutons. Pour cela, on considère successivement la phase haussière et la phase baissière.

En phase de prix haussier, les Moutons achètent tandis que les Ours vendent à un prix égal à $P_r + s = P - s^*/2 + s$ (lorsque $\delta_t = s$). En phase de prix baissier, les Moutons vendent (l'unité de bien acheté précédemment) tandis que les Ours rachètent (l'unité de bien vendue précédemment) à un prix égal à $P_r - s = P + s^*/2 - s$ (lorsque $\delta_t = s$).

Sur le cycle, le gain d'un Mouton est donc égal à la différence entre le prix de vente et le prix d'achat c'est à dire $s^* - 2*s$. Par symétrie, le gain d'un Ours est égal à $2*s - s^*$. Enfin, les spéculateurs des deux types tels que $s > s^*$ ne peuvent pas intervenir dans le marché, leur gain est nul.

Résultat 2 : Sur un cycle de marché, les fonctions de gain $G_{OURS}(s)$ et $G_{MOUTON}(s)$ des Ours et des Moutons, pour lesquels $s \leq s^*$, sont :

- Pour les Ours, $G_{OURS}(s) = 2*s - s^*$

- Pour moutons qui réalisent l'aller-retour, $G_{MOUTON}(s) = s^* - 2*s$

Pour les spéculateurs des deux espèces tels que $s > s^*$, on a $G(s) = 0$.

Ce résultat n'est valable que pour les spéculateurs qui réalisent l'aller-retour sur le cycle. En effet, puisque $D_{MOUTON}(s) > D_{OURS}(s)$ pour tout $s \in [0, s^*[,$ seule une proportion $D_{OURS}(s)$ des Ours réalisent l'aller-retour. Pour les autres, le gain est nul sur le cycle. Ceci nous permet de vérifier que le marché spéculatif est un jeu à somme nulle :

$$G_{OURS}(s) = -G_{MOUTON}(s) \quad \implies \quad \int_0^{s^*} [G_{OURS}(s) + G_{MOUTON}(s)] D_{OURS}(s) ds = 0$$

Nous allons maintenant discuter de la nature des interactions entre les spéculateurs. Ces interactions se produisent globalement entre les Ours et les Moutons mais aussi entre des spéculateurs de même types.

Résultat 3 : Le marché spéculatif est "opérationnellement clos", il existe un couplage dynamique entre les comportements des Ours et de Moutons réalisé à travers leur environnement commun (l'évolution du prix de marché) qui peut s'interpréter comme une symbiose.

On remarque que les conditions d'activations d'un type de spéculateurs sont créées par les actions réalisées par l'autre type de spéculateurs. Cette affirmation est évidente pour les Ours qui rentrent en action lorsque le prix de marché suit une dynamique tendancielle persistante en raison du comportement "mimétique" des Moutons. En ce qui concerne ces derniers et compte tenu de leur comportement, ils ne peuvent réaliser des

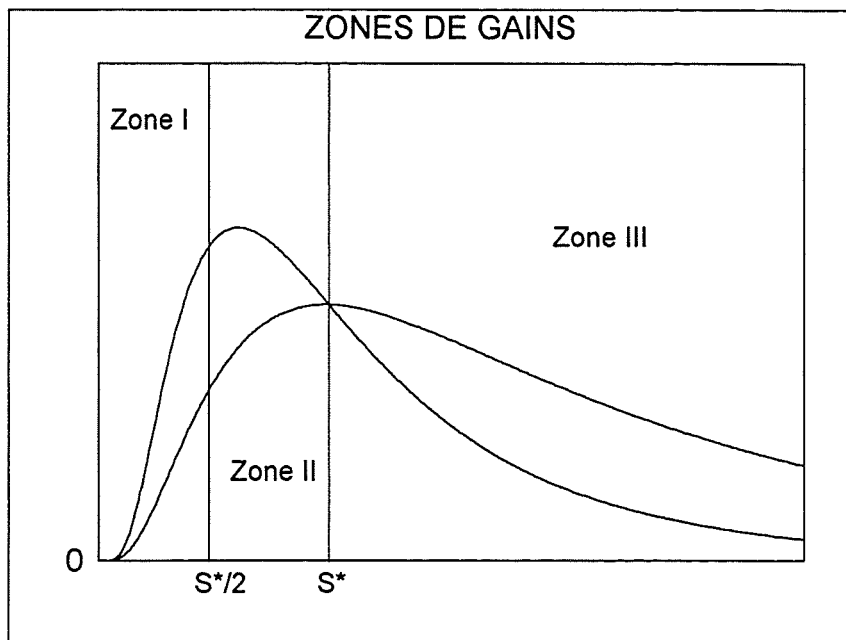
aller-retours profitables que si le prix évolue de façon cyclique. Ce qui est le cas du fait de l'intervention des Ours qui sont à l'origine des retournements de tendances.

Cependant, la caractéristique globale du marché spéculatif (jeu à somme nulle) masque des disparités locales importantes au sein de chaque espèce.

Résultat 4 : Les spéculateurs qui ont le bon "timing" (tels que $s < s^*/2$ pour les Moutons et tels que $s > s^*/2$ pour les Ours) parasitent les spéculateurs qui ont un mauvais "timing" (tels que $s > s^*/2$ pour les Moutons et tels que $s < s^*/2$ pour les Ours).

De l'examen des fonctions de gain des spéculateurs on peut conclure que les gagnants sont évidemment ceux qui achètent moins cher qu'ils ne revendent (c'est à dire qui achètent lorsque $s < P - s^*/2$ et qui revendent lorsque $s > P - s^*/2$). Les Ours agissent avant le retournement (Graphique 4 - Zone I) tandis que les Moutons agissent après le retournement (Zone II). Les autres spéculateurs sont perdants.

Graphique 4



On remarque que le gain d'un spéculateur dépend explicitement de sa stratégie s et implicitement des deux distributions de stratégies D_{MOUTON} et D_{OURS} par l'intermédiaire de s^* .

3.3. Dynamique "Evolutionniste"

Il est possible de construire un processus d'apprentissage "évolutionniste" Ψ de la façon suivante :

$$(D_{\text{MOUTON}}, D_{\text{OURS}})_{k+1} = \Psi(D_{\text{MOUTON}}, D_{\text{OURS}})_k$$

En effet, la donnée des densités D_{MOUTON} et D_{OURS} permet de déterminer les fonctions de gains G_{MOUTON} et G_{OURS} et par suite, il est toujours possible de construire un processus

d'apprentissage "évolutionniste" des distributions de spéculateurs Ψ qui soit "rationnel", pour lequel les stratégies, dont les gains associés sont positifs, (resp. négatifs) s'accroissent (resp. décroissent) :

$$[D_{\text{TYPE}}^{k+1}(s) - D_{\text{TYPE}}^k(s)] * G_{\text{TYPE}_k}(s) \geq 0 \quad \text{TYPE} = \text{MOUTON ou OURS et } s \geq 0$$

Avant d'étudier l'influence de ce mécanisme d'apprentissage "évolutionniste" sur la dynamique du prix de marché, montrons que ce mécanisme permet au marché de rester dans son domaine de viabilité :

Résultat 5 : Pour tout k , il existe un $\alpha_k > 0$ tel que $D_{\text{MOUTON}}^k(x) > D_{\text{OURS}}^k(x)$ pour tout $x \in [0, \alpha_k[$. En particulier, $s_{k-1}^*/2$ constitue un tel α_k .

Supposons que pour $k=0$, on ait : $D_{\text{MOUTON}}^0(s) > D_{\text{OURS}}^0(s)$ pour tout $s \in [0, s^*[$ et montrons que $D_{\text{MOUTON}}^1(s) > D_{\text{OURS}}^1(s)$ pour tout $s \in [0, s^*/2[$. Selon le processus d'apprentissage, on a :

$$[D_{\text{TYPE}}^{k+1}(s) - D_{\text{TYPE}}^k(s)] * G_{\text{TYPE}_k}(s) \geq 0 \quad \text{TYPE} = \text{MOUTON ou OURS et } s \geq 0$$

Sur l'intervalle $I = [0, s^*/2[$, on a $G_{\text{MOUTON}}^0(s) \geq 0$ et $G_{\text{OURS}}^0(s) \leq 0$. D'où :

$$D_{\text{MOUTON}}^1(s) \geq D_{\text{MOUTON}}^0(s) \text{ et,}$$

$$D_{\text{OURS}}^0(s) \geq D_{\text{OURS}}^1(s).$$

Grâce à l'hypothèse de viabilité en $k=0$, on déduit que : $D_{\text{MOUTON}}^1(s) > D_{\text{OURS}}^1(s)$ pour tout $s \in [0, s^*/2[$. Un raisonnement par récurrence permet d'obtenir le résultat général.

Résultat 6 : Sous l'hypothèse d'un processus d'apprentissage "évolutionniste" "rationnel", on montre que la suite réelle (s_k^*) est strictement décroissante, minorée et donc convergente.

Plaçons nous en $k = 0$, pour tout $s \geq 0$ on a :

$$[D_{\text{MOUTON}}^1(s) - D_{\text{MOUTON}}^0(s)] * G_{\text{MOUTON}}^0(s) \geq 0$$

$$[D_{\text{OURS}}^1(s) - D_{\text{OURS}}^0(s)] * G_{\text{OURS}}^0(s) \geq 0$$

Remplaçons s par s_0^* et sommions les deux équations en remplaçant les fonctions de gain par leurs valeurs en ce point, on obtient :

$$D_{\text{MOUTON}}^1(s_0^*) < D_{\text{OURS}}^1(s_0^*)$$

Or, on sait par le résultat 5 qu'il existe un s_1^* tel que $D_{\text{MOUTON}}^1(s) > D_{\text{OURS}}^1(s)$ pour tout $s \in [0, s_1^*[$. Par conséquent, $s_1^* < s_0^*$. Un raisonnement par récurrence permet d'obtenir le résultat général.

La convergence de la suite (s_k^*) est obtenue en remarquant que pour tout k , $s_k^* > 0$ (par construction).

4. CONCLUSION ET PROLONGEMENTS

Le modèle que l'on vient de présenter est trop simple pour pouvoir faire figure de modèle explicatif de la dynamique des marchés spéculatifs, mais suffisamment riche pour servir d'exemple paradigmatique au développement de modèles plus réalistes.

La particularité principale de cette modélisation est la distinction faite entre les modèles des agents (point de vue local) et le modèle de l'économiste (point de vue global). Appelons s_t^{OPT} la stratégie optimale d'un point de vue global à la date t (c'est l'argument du maximum de la fonction de gain G_t). Dans notre modèle, $s_t^{\text{OPT}} = 0$ pour les Moutons pour tout t , et $s_t^{\text{OPT}} = s_t^*$ pour les Ours, avec s_t^* qui converge. C'est essentiellement cette simplicité des dynamiques des stratégies optimales qui permet un apprentissage "évolutionniste" convergent. Ce résultat est à rapprocher des travaux actuels sur la "stabilité des équilibres d'anticipations rationnelles" (cf. Blume, Bray et Easley, 1982), dans lesquels cependant, les processus d'apprentissages sont utilisés moins pour leur réalisme cognitif que pour justifier le bien fondé des équilibres vers lesquels on essaye de les faire converger.

Contrairement à ces "modèles d'équilibres", nous pensons que la réalité et l'existence même des marchés spéculatifs se situe "hors équilibre" (ce que nous avons appelé le domaine de viabilité du marché). Cette hypothèse théorique a une conséquence importante : la dynamique du marché ne peut rester "hors équilibre" que si la stratégie s_t^{OPT} suit une dynamique non convergente (cyclique ou chaotique).

Nos travaux actuels portent sur la construction, l'analyse et la simulation de modèles plus réalistes vérifiant cette hypothèse. Nos préoccupations s'inscrivent donc dans le domaine général des "sciences de l'artificiel" (Simon, 1981) et plus spécifiquement dans le domaine naissant de l'économie artificielle (cf. Bourguine et Fuhs, 1993).

Bibliographie

- BLUME L.E., BRAY M.M., EASLEY D. (1982), "Introduction to the stability of rational expectation equilibrium", *Journal of Economic Theory*, Vol. 26.
- BOURGINE P., FUHS T. (1993), "Artificial economics as a new field", in *Artificial Economics Workshop - IJCAI'93* (Chambéry, France).
- FAMA E.F. (1970), "Efficient capital markets : a review of theory and empirical works", *Journal of Finance*.
- FAMA E.F., BLUME M. (1966), "Filter rules and stock-market trading", *Journal of Business*, vol. 39, n°1 (janvier).
- FRANKEL J.A., FROOT K.A. (1990), "Chartists, fundamentalists, and trading in the foreign exchange market", *American Economic Review*, vol. 80, N°2.
- FRIEDMAN D. (1991), "Evolutionary games in economics", *Econometrica*, vol 59, n°3.
- HIRSHLEIFER J. (1977), "Economic from a biological viewpoint", *Journal of Law and Economics*, 20.
- MUTH J. (1961), "Rational expectation and the theory of price movements", *Econometrica*, vol 29, n°3, July.
- ORLEAN A. (1989), "Mimetic contagion and speculative bubbles", *Theory and Decision*, vol 27.
- SIMON H.A. (1981), *The Sciences of Artificial*. MIT Press.
- SINCLAIR P.J.N. (1990), "The economics of imitation", *Scottish Journal of political Economy*, vol 37, n°2, May.
- VARELA F.J. (1989), *Autonomie et connaissances*, Seuil.
- WALISER B. (1993), "A spectrum of cognitive processes in game theory", Second European Conference on Systems Science (Prague).