



HAL
open science

VERS UNE THÉORIE PROBABILISTE DES SYSTÈMES SENSORI-MOTEURS

Pierre Bessiere

► **To cite this version:**

Pierre Bessiere. VERS UNE THÉORIE PROBABILISTE DES SYSTÈMES SENSORI-MOTEURS. Informatique. Université Joseph Fourier, 2000. <tel-01186970>

HAL Id: tel-01186970

<https://hal.science/tel-01186970v1>

Submitted on 25 Aug 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES

Université Joseph Fourier

28 novembre 2000

PIERRE BESSIÈRE

LABORATOIRE LEIBNIZ - CNRS

VERS UNE THÉORIE PROBABILISTE DES SYSTÈMES SENSORI-MOTEURS

Jury :

- **Pr. Alain Berthoz** - Collège de France
- **Pr. Jacques Demongeot** - Université Joseph Fourier
- **Pr. Stevan Harnad** - University of Southampton (Rapporteur)
- **Pr. Jean-Claude Latombe** - Stanford University (Rapporteur)
- **Dr. Jean-Paul Laumont** - LAAS/CNRS (Rapporteur)
- **Dr. Emmanuel Mazer** - GRAVIR/CNRS
- **Pr. Claude Puech** - Université Joseph Fourier

Pierre Bessière

Laboratoire LEIBNIZ - CNRS
46 avenue Felix Viallet
38031 Grenoble
FRANCE

Téléphone: +33(0)4.76.57.46.73
E-mail : Pierre.Bessiere@imag.fr
www : www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/
www-leibniz.imag.fr/PRASC/

SYNOPSIS

RESPONSABLE SCIENTIFIQUE DU PROJET LAPLACE

MODÈLES ALÉATOIRES POUR LA PERCEPTION, L'INFÉRENCE ET L'ACTION

(2 CNRS, 1 maître de conférence UJF, 1 ingénieur à temps partiel, 2 ATER, 2 thésards, 2 DEA)

CODIRECTEUR AVEC ANDRÉ HOLLEY DU PÔLE RHÔNE-ALPES DE SCIENCES COGNITIVES

THÈME DE RECHERCHE ET PRINCIPAUX RÉSULTATS :

THÈME 1 : RAISONNEMENT BAYÉSIEN POUR LA PERCEPTION, L'INFÉRENCE ET L'ACTION

- Fondements d'une théorie probabiliste des systèmes cognitifs sensori-moteurs.
- Moteur d'inférence probabiliste.
- Application à la CAO robotique.
- Application à la programmation des robots autonomes.

THÈME 2 : ALGORITHMES GÉNÉTIQUES POUR LA PERCEPTION, L'INFÉRENCE ET L'ACTION

- Un algorithme génétique massivement parallèle implanté sur une machine de 128 Transputers.
- Un algorithme de placement de processus sur les processeurs d'une architecture parallèle.
- L'algorithme «Fil d'Ariane» de recherche de trajectoires en environnement dynamique.
- Le pilotage, par l'algorithme «Fil d'Ariane» implanté sur une machine massivement parallèle, d'un bras à 6 degrés de liberté dans un environnement où un autre bras à 6 degrés de liberté sert d'obstacle mobile.
- Diverses applications des algorithmes génétiques.
- Approche évolutionniste de l'émergence des structures sonores dans les langues.

THÈSES ET MÉMOIRES SOUTENUS ET EN COURS :

	Thème 1		Thème 2	
	Soutenus	En cours	Soutenus	En cours
Thèses	5	2	3	
Mémoires			1	
DEA	8	2	3	

PUBLICATIONS :

	Thème 1		Thème 2	
	Parues	A paraître	Parues	A paraître
Reuves	3	3	4	
Parties d'ouvrages	1		5	
Conférences invitées	3			
Conférences	18		14	

Partie I

Rapport et projet de recherche

CHAPITRE 1 : FIL CONDUCTEUR

L'esprit scientifique nous interdit d'avoir une opinion sur des questions que nous ne comprenons pas, sur des questions que nous ne savons pas poser clairement. Avant tout, il faut savoir poser les problèmes. Et quoi qu'on dise, dans la vie scientifique, les problèmes ne se posent pas d'eux-mêmes. C'est précisément ce «sens du problème» qui donne la marque du véritable esprit scientifique. Pour un esprit scientifique, toute connaissance est une réponse à une question. S'il n'y a pas eu de question, il ne peut y avoir connaissance scientifique. Rien ne va de soi. Rien n'est donné. Tout est construit.

Gaston Bachelard¹

Depuis le début de ma thèse de docteur-ingénieur en 1981 mon objet d'étude a été les systèmes sensori-moteurs.

Comment un système vivant ou artificiel peut-il percevoir, agir, raisonner, planifier et décider ? Telle est la question qui, depuis lors, guide mes travaux de recherche.

Cette question a deux versants. Le premier, scientifique, vise à acquérir une meilleure connaissance des êtres sensori-moteurs vivants. Le second, technologique, a pour but de construire des systèmes sensori-moteurs artificiels. Ces deux aspects sont en étroite synergie. Les connaissances sur les êtres sensori-moteurs vivants inspirent les réalisations technologiques. Les expériences sur les systèmes artificiels, facilement réalisables, servent à tester des modèles et à faire progresser la connaissance. L'unité fondamentale entre ces deux aspects de la question passe par l'emploi de modèles mathématiques communs pour interpréter les observations du vivant et pour expérimenter avec les dispositifs artificiels.

Les années 80 consacrées en partie à la recherche (Thèse, SRI² International, NASA³) et en partie à l'industrie (ITMI⁴) m'ont convaincu des limitations sévères des approches logico-symboliques pour les systèmes sensori-moteurs. Les années 90 consacrées entièrement à la recherche (UJF⁵ puis CNRS⁶ depuis 1992) m'ont permis d'identifier clairement ces difficultés, de «construire» les questions pertinentes et de commencer à proposer certains éléments de réponses. Le troisième millénaire permettra, j'espère, d'approfondir ces réponses...

Le problème fondamental qu'un système sensori-moteur a à résoudre est, d'après moi, l'**INCOMPLÉTUDE**.

Tout modèle, toute «représentation» d'un phénomène physique, est irrémédiablement incomplet : il existe toujours des facteurs non pris en compte (variables cachées) qui font que le phénomène et le modèle ne se comportent jamais exactement de la même manière.

-
1. «La formation de l'esprit scientifique» (Bachelard, 1938)
 2. Stanford Research Institute
 3. National Aeronautics and Space Agency
 4. Industrie et Technologie de la Machine Intelligente
 5. Université Joseph Fourier
 6. Centre National de la Recherche Scientifique

Il n'est pas possible de prendre en compte exhaustivement les facteurs influençant le phénomène étudié, pour au moins trois raisons de principe :

- L'idée même d'exhaustivité est en contradiction avec le concept de modèle. Un modèle n'est intéressant que s'il est (beaucoup) plus simple que le phénomène étudié.
- Les lois de la physique font que très rapidement il faudrait tenir compte de l'univers entier pour pouvoir décrire un phénomène physique même en apparence simple.
- Les systèmes dits «chaotiques» prouvent qu'il est impossible de fournir de modèle «simplifié» de certains phénomènes, même élémentaires, dans la mesure où il faut connaître «exactement» leurs conditions initiales pour être capable de prédire leur évolution (Poincaré, 1902).

En pratique, pas besoin d'invoquer ces raisons fondamentales. Un système sensori-moteur, qu'il soit vivant ou artificiel, doit de manière évidente prendre des décisions en n'ayant qu'une connaissance extrêmement partielle de son environnement. Les systèmes vivants, même les plus simples, nous prouvent que cela est possible.

L'inévitable incomplétude des modèles induit directement un sous-problème majeur : l'**incertitude**.

L'influence des variables cachées «brouille» les données sensori-motrices. Pour un même état du modèle, différentes observations sensorielles ou différents effets moteurs sont possibles à cause des facteurs non pris en compte. L'incertitude apparaît et le système sensori-moteur va devoir être capable de raisonner et décider dans ce contexte incertain.

Le diagnostic souvent porté sur ce genre de situation consiste à dire que les données sensori-motrices sont «bruitées», voire «aberrantes». Étrange retournement qui semble considérer le modèle comme exact et imputer au monde physique quelque tare inconnue.

La plupart des très nombreuses objections faites à l'approche logico-symbolique de la cognition, peuvent être relues au jour de ce couple «incomplétude - incertitude». La plupart des solutions proposées (logiques alternatives, approches plausibilistes diverses, connexionismes et réseaux de neurones artificiels), peuvent être réinterprétées avec ce nouvel éclairage.

Nous renvoyons le lecteur au début de l'article [«Interprétation ou Description \(I\) : Proposition pour une théorie probabiliste des systèmes cognitifs sensori-moteurs»](#) (Bessière, 1998a) et à la thèse d'Eric Dedieu intitulée [«La représentation contingente : Vers une réconciliation des approches fonctionnelles et structurelles de la robotique autonome»](#) (Dedieu, 1995a) pour plus de détails à ce sujet.

Pour notre part nous avons choisi de travailler sur une théorie probabiliste des systèmes sensori-moteurs fondée sur PaL (Probability as Logic) proposée par Edwin T. Jaynes dans son livre inachevé intitulé [«Probability theory - The logic of science»](#) (Jaynes, 1995). PaL allie le principe de maximum d'entropie et l'inférence bayésienne.

L'apprentissage et les techniques de maximum d'entropie permettent de rationnellement transformer l'incomplétude (ce qui n'a pas été explicitement modélisé) en incertitude. L'inférence bayésienne prend le relais ensuite et permet de raisonner avec cette incertitude.

Avec Emmanuel Mazer, nous avons construit et développé à partir de là un projet et une équipe de recherche appelé LAPLACE en hommage au mathématicien français, père fondateur de la théorie des probabilités.

La structure globale de ce projet est montrée sur la figure 1.1.

- Le fondement du projet est la théorie probabiliste des systèmes sensori-moteurs dont on vient de présenter la ligne directrice. Nous revenons plus en détail sur cette théorie dans le paragraphe 5 du chapitre 2, ainsi que dans les deux articles d'Intellectica proposés en annexe et intitulés respectivement [«Interprétation ou Description \(I\) : Proposition pour une théorie probabiliste des systèmes cognitifs sensori-moteurs»](#) (Bessière, 1998a) et [«Interprétation ou Description \(II\) : Fondements mathématiques de l'approche F+D»](#) (Bessière, 1998b).

En s'appuyant sur cette théorie, nous avons construit des outils techniques, réalisé des expériences et développé des applications.

- Au centre de tous ces travaux se trouve le moteur d'inférence et d'apprentissage bayésien. Ce moteur a pour ambition d'être capable d'automatiser les raisonnements probabilistes. Il peut être, en cela, comparé aux nombreux moteurs d'inférence logique qui existent et qui permettent d'automatiser le raisonnement symbolique (voir, par exemple, Prolog : Colmerauer, 1986, LogLisp : Robinson, 1983a ou Lolita : Bessière, 1987). Ce moteur peut être utilisé et intégré dans des applications soit à l'aide d'un langage (à la Prolog) soit à l'aide d'une API¹ (à la OpenGL). Nous reviendrons avec plus de détails sur

1. Application Programming Interface

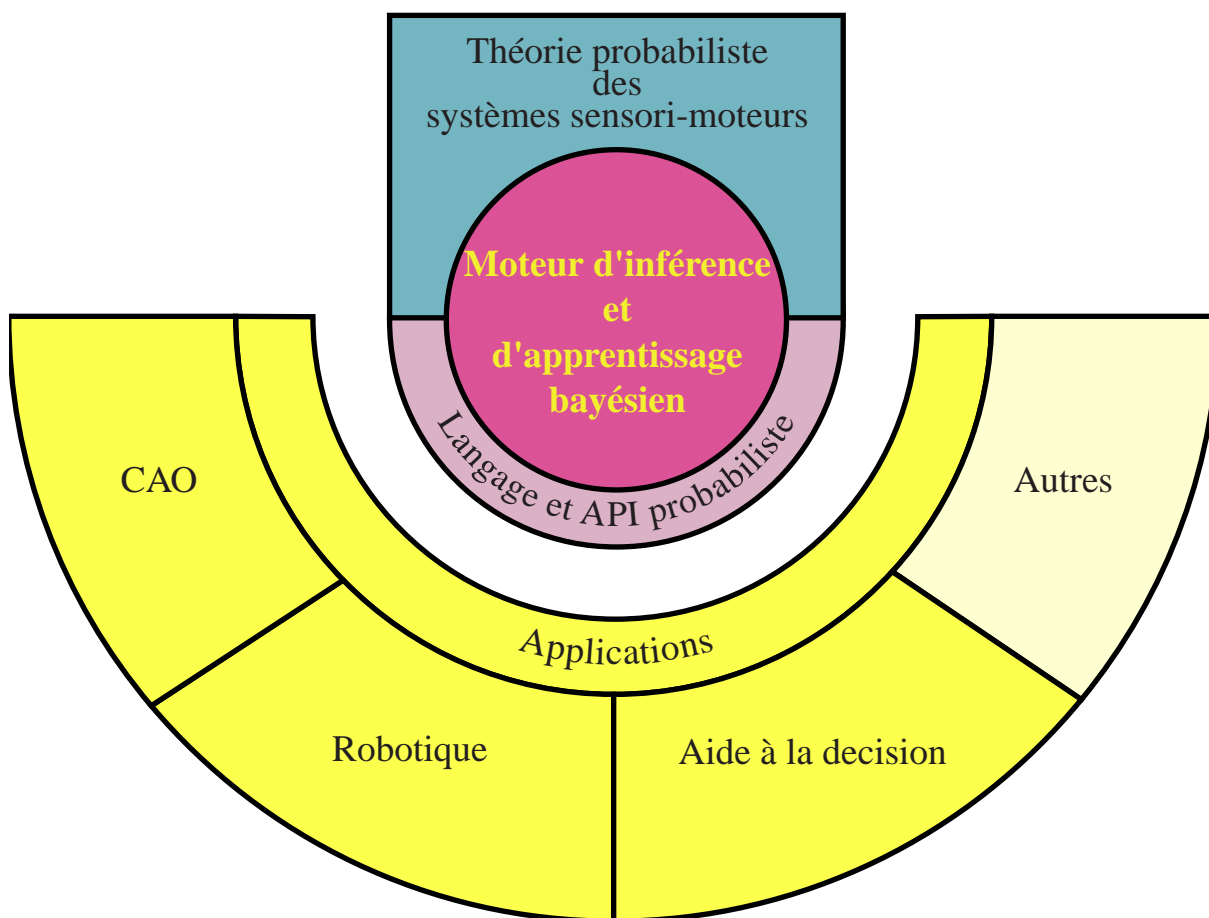


Figure 1.1 : Structure du projet LAPLACE

ces trois composants et sur leur développement dans le paragraphe 2 du chapitre 2.

En utilisant le langage et le moteur d'inférence bayésien, nous avons réalisé des expériences et développé des applications dans deux domaines :

- En CAO, en proposant un outil permettant de modéliser une scène (par exemple de robotique) avec toutes ses incertitudes et offrant la possibilité de résoudre de nombreux problèmes inverses (voir le paragraphe 3 du chapitre 2 et la thèse de Kamel Mekhnacha intitulée «[Méthodes probabilistes bayésiennes pour la prise en compte des incertitudes géométriques : Application à la CAO-robotique](#)» (Mekhnacha, 1999)).
- En robotique, en proposant un système de programmation des robots mobiles autonomes permettant de travailler malgré les incomplétudes et les incertitudes inhérentes à la modélisation d'un environnement «naturel» (voir le paragraphe 4 du chapitre 2, la thèse d'Olivier Lebeltel intitulée «[Programmation bayésienne des robots](#)» (Lebeltel, 1999) et l'article soumis à JAIR¹ intitulé «[Bayesian Robot Programming](#)»).

De nombreuses autres applications nous semblent possibles. Nous discuterons ces perspectives au cours du chapitre 2.

Les problèmes techniques principaux rencontrés pour faire de l'inférence bayésienne sont des problèmes d'optimisation (voir le paragraphe 2 chapitre 2). Pour être plus précis, il ne s'agit pas de chercher LA solution optimale dans un espace de recherche pas trop grand, mais plutôt, de trouver UNE solution acceptable dans des espaces de recherche gigantesques (couramment 2 puissance plusieurs centaines). Les algorithmes évolutionnistes

1. Journal of Artificial Intelligence Research

et plus spécifiquement les algorithmes génétiques sont particulièrement bien adaptés à ce genre d'optimisation.

Nous avons une grande expérience dans ce domaine (dix ans) que nous présentons au chapitre 3.

- Nous avons notamment proposé un algorithme génétique parallèle qui offre des accélérations linéaires en fonction du nombre de processeurs (voir paragraphe 1 du chapitre 3 et la thèse de Talbi (Talbi, 1993)).
- Une variante spécifique à la recherche de trajectoire en robotique, appelé algorithme «FIL D'ARIANE» a été appliqué à la recherche de trajectoire pour un bras de robot à 6 degrés de libertés en environnement dynamique (voir paragraphe 2 du chapitre 3, l'article de JAIR intitulé «[The Ariadne's clew algorithm](#)» (Mazer, 1998) et la thèse de Juan-Manuel Ahuactzin intitulée «[Planification et heuristique en robotique](#)» (Ahuactzin, 1994)).
- Cet algorithme a été appliqué à plusieurs problèmes informatiques, médicaux et militaires (voir paragraphe 3 du chapitre 3).
- Enfin, en marge des applications des algorithmes évolutionnistes aux problèmes d'optimisation, Reda Berrah les a utilisés pour un problème de linguistique. Dans sa thèse (Berrah, 1998), il a étudié le problème de l'émergence des structures sonores dans les langues du monde en simulant l'évolution linguistique d'une société de robots parlants (voir paragraphe 4 du chapitre 3 pour plus de précisions).

Historiquement le premier thème à se développer fut celui des algorithmes évolutionnistes. Actuellement le thème sur l'inférence probabiliste est plus actif dans l'équipe. Cependant, nos deux thèmes de recherche sont en train de fusionner. En effet, d'une part, le moteur d'inférence bayésien utilise en son cœur des algorithmes génétiques (voir paragraphe 2 du chapitre 2) et d'autre part, l'inférence bayésienne conduit à se poser des questions précises et fascinantes sur l'origine des connaissances préalables : nous commençons à les aborder avec une approche évolutionniste (voir paragraphe 5 du chapitre 2).

CHAPITRE 2 : RAISONNEMENT PROBABILISTE POUR LA PERCEPTION, L'INFÉRENCE ET L'ACTION

Ce que nous appelons le hasard n'est, et ne peut être, que la cause ignorée d'un effet connu.

Voltaire

La théorie des probabilités n'est autre que le sens commun fait calcul.

Pierre-Simon de Laplace

1 DÉFINITIONS, POSTULATS ET NOTATIONS

Dans ce paragraphe, nous présentons les quelques concepts, postulats, définitions, notations et règles nécessaires à la compréhension de ce qui est présenté par la suite.

1.1 PROPOSITION, VARIABLE ET PROBABILITÉ

PROPOSITION LOGIQUE

Le premier concept que nous allons utiliser est la notion habituelle de *proposition logique*. Les propositions logiques seront notées avec des noms en minuscules. Les propositions peuvent être composées les unes avec les autres en utilisant les opérateurs habituels de la logique : $a \wedge b$ dénote la conjonction des propositions a et b , $a \vee b$ leur disjonction et $\neg a$ la négation de la proposition a .

VARIABLE

Le concept de *variable discrète* est le deuxième dont nous aurons besoin. Les variables discrètes seront notées avec des noms commençant par une majuscule.

Par définition, une *variable discrète* X est un ensemble de propositions logiques x_i tel que toutes ces propositions soient mutuellement exclusives ($x_i \wedge x_j$ est faux sauf si $i = j$) et exhaustives (au moins une des propositions x_i est vraie). x_i signifie «la variable X prend sa $i^{\text{ème}}$ valeur». $|X|$ dénote le cardinal de l'ensemble X (le nombre de propositions x_i).

La conjonction de deux variables X et Y , dénotée $X \otimes Y$, est définie comme l'ensemble des $|X| \times |Y|$ propositions $x_i \wedge y_j$. $X \otimes Y$ est un ensemble de propositions mutuellement exclusives et exhaustives. En tant que tel, c'est une nouvelle variable¹. Bien entendu, la conjonction de n variables est aussi une variable et peut donc être

1. Par contre, la disjonction de deux variables (notée $X \oplus Y$), définie comme l'ensemble des propositions $x_i \vee y_j$, n'est pas une variable. Ces propositions ne sont pas mutuellement exclusives.

renommée et considérée comme une unique variable quand cela convient.

PROBABILITÉ

Pour pouvoir traiter l'incertitude, nous allons attacher une probabilité aux propositions.

Nous considérons que pour pouvoir attribuer une probabilité à une proposition a , il est nécessaire d'avoir un minimum de *connaissances préalables* qui peuvent être résumées par une proposition π . En conséquence, la probabilité d'une proposition a est toujours conditionnée par π . Pour chaque π , $\mathbf{P}(\cdot | \pi)$ est une application attribuant à chaque proposition a une unique valeur réelle $\mathbf{P}(a | \pi)$ dans l'intervalle $[0, 1]$.

Bien sûr, nous nous intéresserons aux probabilités de conjonction, disjonction et négation de propositions, dénotées respectivement par $\mathbf{P}(a \wedge b | \pi)$, $\mathbf{P}(a \vee b | \pi)$ et $\mathbf{P}(\neg a | \pi)$.

Nous nous intéresserons aussi à la probabilité d'une proposition a conditionnée, à la fois, par les connaissances préalables π et par une autre proposition b . Cela sera noté $\mathbf{P}(a | b \wedge \pi)$.

Pour des raisons de simplicité et de clarté, nous utiliserons des formules et effectuerons des calculs probabilistes avec des variables. Par convention, chaque fois qu'une variable X apparaît dans une formule probabiliste $\Phi(X)$, il faudra comprendre $\forall x_i \in X, \Phi(x_i)$. Par exemple, étant donné trois variables X , Y et Z , $\mathbf{P}(X \otimes Y | Z \otimes \pi) = \mathbf{P}(X | \pi)$ signifie :

$$\forall x_i \in X, \forall y_j \in Y, \forall z_k \in Z \quad \mathbf{P}(x_i \wedge y_j | z_k \wedge \pi) = \mathbf{P}(x_i | \pi) \quad [2.1]$$

1.2 RÈGLES D'INFÉRENCE

Ce paragraphe présente les postulats et les règles nécessaires à l'inférence probabiliste.

POSTULAT DE CONJONCTION ET DE NORMALISATION POUR LES PROPOSITIONS

L'inférence probabiliste ne nécessite que deux règles :

1. La *règle de la conjonction* qui donne un moyen de calculer la probabilité de la conjonction de deux propositions :

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(a \wedge b | \pi) &= \mathbf{P}(a | \pi) \times \mathbf{P}(b | a \wedge \pi) \\ &= \mathbf{P}(b | \pi) \times \mathbf{P}(a | b \wedge \pi) \end{aligned} \quad [2.2]$$

2. La *règle de normalisation* qui exprime que la somme des probabilités de a et $\neg a$ est 1.

$$\mathbf{P}(a | \pi) + \mathbf{P}(\neg a | \pi) = 1 \quad [2.3]$$

Dans le cadre de ce document nous prendrons ces deux règles comme des postulats¹.

Comme en logique, où le principe de résolution (Robinson, 1965 ; Robinson, 1979) est suffisant pour résoudre tout problème d'inférence, ces deux règles ([2.2], [2.3]) sont suffisantes pour n'importe quel calcul probabiliste discret². Toutes les autres règles nécessaires peuvent être dérivées de ces deux règles de base, en particulier celles concernant les variables.

RÈGLE DE LA DISJONCTION POUR LES PROPOSITIONS

Par exemple, la règle concernant la disjonction de propositions :

$$\mathbf{P}(a \vee b | \pi) = \mathbf{P}(a | \pi) + \mathbf{P}(b | \pi) - \mathbf{P}(a \wedge b | \pi) \quad [2.4]$$

peut être dérivée comme suit :

1. Il existe de nombreuses justifications pour ces deux règles. La plus connue est sans conteste le théorème de Cox (Cox, 1961) même si ce résultat a été récemment contesté (Halpern, 1998).
2. L'axiomatique classique des probabilités (Kolmogoroff) rajoute un postulat nécessaire pour le cas continu.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{P}(a \vee b \mid \pi) &= 1 - \mathbf{P}(\neg a \wedge \neg b \mid \pi) \\
 &= 1 - (\mathbf{P}(\neg a \mid \pi) \times \mathbf{P}(\neg b \mid \neg a \wedge \pi)) \\
 &= 1 - (\mathbf{P}(\neg a \mid \pi) \times (1 - \mathbf{P}(b \mid \neg a \wedge \pi))) \\
 &= \mathbf{P}(a \mid \pi) + \mathbf{P}(\neg a \wedge b \mid \pi) \\
 &= \mathbf{P}(a \mid \pi) + (\mathbf{P}(b \mid \pi) \times \mathbf{P}(\neg a \mid b \wedge \pi)) \\
 &= \mathbf{P}(a \mid \pi) + (\mathbf{P}(b \mid \pi) \times (1 - \mathbf{P}(a \mid b \wedge \pi))) \\
 &= \mathbf{P}(a \mid \pi) + \mathbf{P}(b \mid \pi) - \mathbf{P}(a \wedge b \mid \pi)
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

RÈGLE DE LA CONJONCTION POUR LES VARIABLES

$$\begin{aligned}
 \mathbf{P}(X \otimes Y \mid \pi) &= \mathbf{P}(X \mid \pi) \times \mathbf{P}(Y \mid X \otimes \pi) \\
 &= \mathbf{P}(Y \mid \pi) \times \mathbf{P}(X \mid Y \otimes \pi)
 \end{aligned} \tag{2.6}$$

Compte tenu de nos conventions de notations pour les formules probabilistes contenant des variables, cette règle est équivalente à :

$$\begin{aligned}
 \forall (x_i, y_j) \in X \otimes Y \\
 \mathbf{P}(x_i \wedge y_j \mid \pi) &= \mathbf{P}(x_i \mid \pi) \times \mathbf{P}(y_j \mid x_i \wedge \pi) \\
 &= \mathbf{P}(y_j \mid \pi) \times \mathbf{P}(x_i \mid y_j \wedge \pi)
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

qui peut directement être déduite de la règle [2.2].

RÈGLE DE NORMALISATION POUR LES VARIABLES

$$\sum_X \mathbf{P}(X \mid \pi) = 1 \tag{2.8}$$

La règle de normalisation peut directement être dérivée comme suit :

$$\begin{aligned}
 1 &= \mathbf{P}(x_1 \mid \pi) + \mathbf{P}(\neg x_1 \mid \pi) \\
 &= \mathbf{P}(x_1 \mid \pi) + \mathbf{P}(x_2 \vee \dots \vee x_{\lfloor X \rfloor} \mid \pi) \\
 &= \mathbf{P}(x_1 \mid \pi) + \mathbf{P}(x_2 \mid \pi) + \dots + \mathbf{P}(x_{\lfloor X \rfloor} \mid \pi) \\
 &= \sum_X \mathbf{P}(X \mid \pi)
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

la première égalité dérive de la règle [2.3], la seconde de l'exhaustivité des propositions x_i et la troisième, à la fois de l'application de la règle [2.4] et de l'exclusivité mutuelle des propositions x_i .

RÈGLE DE MARGINALISATION POUR LES VARIABLES

$$\sum_X \mathbf{P}(X \otimes Y \mid \pi) = \mathbf{P}(Y \mid \pi) \tag{2.10}$$

La règle de marginalisation est dérivée par l'application successive de la règle de la conjonction [2.6] et de la règle de normalisation [2.8] :

$$\begin{aligned}
 \sum_X \mathbf{P}(X \otimes Y \mid \pi) &= \sum_X (\mathbf{P}(Y \mid \pi) \times \mathbf{P}(X \mid Y \otimes \pi)) \\
 &= \mathbf{P}(Y \mid \pi) \times \sum_X \mathbf{P}(X \mid Y \otimes \pi) \\
 &= \mathbf{P}(Y \mid \pi)
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

1.3 DÉCOMPOSITION, FORME PARAMÉTRIQUE ET QUESTION

DÉCOMPOSITION

Etant donné un ensemble de variables $\{X^1, X^2, \dots, X^n\}$, une partition de cet ensemble en k sous-ensembles et les variables L^1, \dots, L^k respectivement conjonctions des variables appartenant à chacun de ces k sous-ensembles,

la règle de la conjonction ([2.6]) nous permet d'écrire :

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(X^1 \otimes X^2 \otimes \dots \otimes X^n \mid \pi) &= \mathbf{P}(L^1 \otimes L^2 \otimes \dots \otimes L^k \mid \pi) \\ &= \mathbf{P}(L^1 \mid \pi) \times \mathbf{P}(L^2 \mid L^1 \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(L^k \mid L^{k-1} \otimes \dots \otimes L^2 \otimes L^1 \otimes \pi) \end{aligned} \quad [2.12]$$

Des hypothèses d'indépendance conditionnelle peuvent permettre ensuite de simplifier de telles expressions.

Une hypothèse d'indépendance conditionnelle pour la variable L^1 consiste à choisir un certain nombre de variables X^j parmi celles participant à la conjonction $L^{i-1} \otimes \dots \otimes L^2 \otimes L^1$, à appeler R^i la conjonction des variables X^j ainsi choisies et à poser :

$$\mathbf{P}(L^i \mid L^{i-1} \otimes \dots \otimes L^2 \otimes L^1 \otimes \pi) = \mathbf{P}(L^i \mid R^i \otimes \pi) \quad [2.13]$$

On obtient alors :

$$\mathbf{P}(X^1 \otimes X^2 \otimes \dots \otimes X^n \mid \pi) = \mathbf{P}(L^1 \mid \pi) \times \mathbf{P}(L^2 \mid R^2 \otimes \pi) \times \mathbf{P}(L^3 \mid R^3 \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(L^k \mid R^k \otimes \pi) \quad [2.14]$$

Une telle reformulation de la distribution conjointe sous forme d'un produit de distributions plus simples s'appelle une *décomposition*.

FORME PARAMÉTRIQUE

Une distribution de probabilité $\mathbf{P}(L^i \mid R^i \otimes \pi)$ peut être caractérisée par une fonction $f_\mu(L^i)$ dont on exige seulement qu'elle vérifie la contrainte de normalisation :

$$\sum_{L^i} f_\mu(L^i) = 1 \quad [2.15]$$

Nous parlerons alors de *forme paramétrique*, μ étant considéré comme un vecteur de paramètres. Ceux-ci dépendent en général de la variable R^i qui conditionne la distribution de probabilité. Si l'un de ces paramètres a une valeur déterminée, il est dit lié, sinon il est dit libre. Nous précisons au paragraphe 2.1 le rôle de ces paramètres.

QUESTION ET REQUÊTE

Soit une partition de $\{X^1, X^2, \dots, X^n\}$ en trois sous-ensembles (disjoints), celui des variables recherchées, celui des variables connues et celui des variables ignorées, et soient Searched la conjonction de l'ensemble des variables dont on cherche la valeur, Known la conjonction de l'ensemble des variables dont on connaît la valeur et Unknown la conjonction de l'ensemble des variables ignorées. Par convention, nous appellerons *question* - en précisant parfois : question probabiliste - la distribution de probabilité :

$$\mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi) \quad [2.16]$$

Etant donné la distribution conjointe $\mathbf{P}(X^1 \otimes X^2 \otimes \dots \otimes X^n \mid \pi) = \mathbf{P}(\text{Searched} \otimes \text{Known} \otimes \text{Unknown} \mid \pi)$, il est toujours possible de calculer une question :

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi) &= \sum_{\text{Unknown}} \frac{\mathbf{P}(\text{Searched} \otimes \text{Unknown} \mid \text{Known} \otimes \pi)}{\mathbf{P}(\text{Known} \mid \pi)} \\ &= \frac{\sum_{\text{Unknown}} \mathbf{P}(\text{Searched} \otimes \text{Unknown} \otimes \text{Known} \mid \pi)}{\mathbf{P}(\text{Known} \mid \pi)} \\ &= \frac{\sum_{\text{Unknown}} \mathbf{P}(\text{Searched} \otimes \text{Unknown} \otimes \text{Known} \mid \pi)}{\sum_{\text{Searched}} \mathbf{P}(\text{Searched} \otimes \text{Unknown} \otimes \text{Known} \mid \pi)} \\ &= \frac{1}{\Sigma} \times \sum_{\text{Unknown}} \mathbf{P}(\text{Searched} \otimes \text{Unknown} \otimes \text{Known} \mid \pi) \end{aligned} \quad [2.17]$$

La première égalité résulte de la règle de marginalisation [2.10], la seconde de la règle du produit [2.6] et la troisième correspond à une seconde application de la règle de marginalisation. Le dénominateur est un terme de normalisation. En conséquence il sera en général remplacé par le symbole Σ .

Répondre à cette question consiste à décider d'une valeur pour la variable Searched suivant la distribution

$\mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi)$. Différentes politiques de décision sont possibles, par exemple, on peut choisir la meilleure valeur possible (probabilité la plus forte) ou l'on peut tirer cette valeur aléatoirement suivant la distribution. Dans ce qui suit nous utiliserons presque toujours la deuxième politique et nous noterons cette *requête* $\mathbf{Draw}(\mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi))$.

2 MOTEUR D'INFÉRENCE ET D'APPRENTISSAGE BAYÉSIEN

Dans ce paragraphe, nous décrivons le moteur d'inférence et d'apprentissage bayésien qui permet d'automatiser les calculs probabilistes nécessaires.

2.1 ETAT ACTUEL

Le moteur d'inférence bayésien a été développé en LISP. Il fonctionne et est utilisé quotidiennement. Il a notamment été employé pour les deux applications décrites aux paragraphes 3 et 4. On peut utiliser ce moteur soit via un langage probabiliste (à la Prolog), soit via une API¹ (à la OpenGL).

Nous sommes en train de réécrire ce moteur en C++ pour améliorer ses performances et pour qu'il puisse être facilement intégré dans un plus grand nombre d'applications. Cette réécriture devrait être terminée au printemps 2000, elle est relativement aisée, car le programme en LISP sert de spécification rigoureuse.

Résoudre un problème probabiliste procède en quatre phases :

1. Une phase de spécification.
2. Une phase éventuelle d'apprentissage où les paramètres libres sont identifiés à partir de données expérimentales.
3. Une phase d'inférence où l'on calcule la distribution de probabilité correspondant à une question donnée.
4. Une phase de décision où l'on choisit les valeurs des variables recherchées.

SPÉCIFICATION

Spécifier un problème probabiliste nécessite de :

1. Choisir les variables X^j pertinentes.
2. Donner la décomposition de la distribution conjointe sur les variables pertinentes comme un produit de distributions plus simples :

$$\mathbf{P}(X^1 \otimes X^2 \otimes \dots \otimes X^n \mid \pi) = \mathbf{P}(L^1 \mid \pi) \times \mathbf{P}(L^2 \mid R^2 \otimes \pi) \times \mathbf{P}(L^3 \mid R^3 \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(L^k \mid R^k \otimes \pi) \quad [2.18]$$

3. Associer à chacune des distributions apparaissant dans ce produit un moyen permettant de la calculer effectivement, c'est-à-dire, soit une forme paramétrique, soit une question à une autre description.

L'ensemble de ces trois éléments s'appelle les *connaissances préalables* du problème traité. C'est ainsi qu'est caractérisée formellement la proposition π .

APPRENTISSAGE

La phase d'apprentissage consiste, étant donné des connaissances préalables π et un jeu de données expérimentales δ , à identifier les paramètres libres des formes paramétriques.

Une fois tous les paramètres libres identifiés, les formes paramétriques deviennent effectivement calculables. Leur produit, la distribution conjointe, devient donc, elle aussi, effectivement calculable. Cette distribution s'appelle une *description*. La description est l'élément central de l'inférence probabiliste. Elle contient la totalité de l'information disponible et nécessaire. Elle permet de répondre à n'importe quelle question probabiliste.

Le *principe de maximum d'entropie* est le fondement théorique de cette étape d'apprentissage. Étant donné un ensemble de connaissances préalables et un jeu de données, la distribution de probabilité qui représente le «mieux» ce couple est celle qui maximise l'entropie \mathbf{H} :

-
1. Application Programming Interface

$$\mathbf{H}(\mathbf{P}(X | \delta \otimes \pi)) = - \sum_{x_i \in X} \mathbf{P}(x_i | \delta \otimes \pi) \times \log(\mathbf{P}(x_i | \delta \otimes \pi)) \quad [2.19]$$

L'entropie donne un sens précis, mathématique et quantifiable, à la «qualité» des distributions.

Les justifications théoriques du principe de maximum d'entropie sont nombreuses. Les plus rigoureuses sont données par les théorèmes de «concentration d'entropie» (voir Jaynes, 1982 ; Robert, 1990 ; Robert, 1991) mais celles reposant sur des bases axiomatiques sont aussi intéressantes (voir par exemple, Shore & Johnson, 1980).

Dans les années récentes, de nombreuses applications et outils mathématiques ont été développés sur cette base, notamment par les physiciens (voir Smith & Grandy, 1985 ; Tarentola, 1987 ; Bretthorst, 1988 ; Erickson & Smith, 1988a ; Erickson & Smith, 1988b ; Mohammad-Djafari & Demoment, 1992 ; Kapur & Kesavan, 1992).

Nous reviendrons sur la signification du principe de maximum d'entropie dans le paragraphe 5. C'est aussi le sujet de l'article «[Interprétation ou Description \(II\) : Fondements mathématiques de l'approche F+D](#)» (Bessière, 1998b) proposé en annexe.

Cependant la mise en œuvre pratique du principe de maximum d'entropie peut s'avérer très difficile. En conséquence, le moteur n'accepte, pour l'instant, que des formes paramétriques simples dont on sait aisément identifier expérimentalement les paramètres.

INFÉRENCE

Etant donné une description et une question, la phase d'inférence calcule la distribution correspondant à la question.

Le problème de l'inférence bayésienne est un problème difficile. Cooper a démontré que l'inférence bayésienne exacte est un problème NP-difficile (Cooper, 1990). Le problème général de l'inférence approchée l'est, lui aussi (Dagum & Luby, 1993).

Cependant, le domaine des réseaux bayésiens (Pearl, 1988) et celui des «modèles graphiques»¹ (Lauritzen & Spiegelhalter, 1988 ; Lauritzen, 1996 ; Jordan, 1998 ; Frey, 1998), qui abordent ce problème de l'inférence bayésienne, ont fait de gros progrès au cours de ces dernières années. De nombreuses solutions heuristiques applicables pour divers cas particuliers ou simplifications données ont été proposées (voir par exemple Saul et al., 1996 ; Zhang & Poole, 1996 ; Delcher et al., 1996 ; Darwiche & Provan, 1997 ; Ruiz et al., 1998 ; Jaakola & Jordan, 1999 ; Jordan et al., 1999).

L'approche que nous préconisons pour ce problème et que nous avons implantée dans le moteur d'inférence diffère notablement de celles qui viennent d'être citées. Notamment parce que nous abordons l'inférence bayésienne de manière similaire à l'inférence logique, ce qui permet une phase de calcul et de simplification symbolique. Notamment, aussi, car nous attachons une importance fondamentale aux indépendances conditionnelles exprimées dans la décomposition de la distribution conjointe qui sont d'après nous le moyen essentiel de permettre, en pratique, l'inférence en un temps acceptable.

Etant donné une description définie par :

1. L'ensemble des variables pertinentes : $\{X^1, X^2, \dots, X^n\}$
2. Une décomposition de la distribution conjointe en un produit de distributions plus simples :

$$\mathbf{P}(X^1 \otimes X^2 \otimes \dots \otimes X^n | \pi) = \mathbf{P}(L^1 | \pi) \times \mathbf{P}(L^2 | R^2 \otimes \pi) \times \mathbf{P}(L^3 | R^3 \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(L^k | R^k \otimes \pi) \quad [2.20]$$

3. Les formes paramétriques correspondantes

Etant donné une question définie par une partition de $\{X^1, X^2, \dots, X^n\}$ et les variables Searched, Known et Unknown correspondantes.

Le moteur doit calculer ou estimer la distribution :

$$\mathbf{P}(\text{Searched} | \text{Known} \otimes \pi) \quad [2.21]$$

Nous avons vu ([2.17]) que la solution est donnée par :

1. Graphical models

$$\mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi) = \frac{1}{\Sigma} \times \sum_{\text{Unknown}} \mathbf{P}(\text{Searched} \otimes \text{Unknown} \otimes \text{Known} \mid \pi) \quad [2.22]$$

Ce qui donne, en remplaçant la distribution conjointe par sa décomposition :

$$\begin{aligned} & \mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi) \\ &= \frac{1}{\Sigma} \times \sum_{\text{Unknown}} \mathbf{P}(\text{L}^1 \mid \pi) \times \mathbf{P}(\text{L}^2 \mid \text{R}^2 \otimes \pi) \times \mathbf{P}(\text{L}^3 \mid \text{R}^3 \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(\text{L}^k \mid \text{R}^k \otimes \pi) \end{aligned} \quad [2.23]$$

Calculer ou même estimer cette distribution peut être, en pratique, un problème très difficile. A cela deux raisons :

- Searched peut être la conjonction d'un grand nombre de variables X^j , chacune d'entre elles pouvant prendre un grand nombre de valeurs. Le nombre de cas à envisager peut donc devenir rapidement gigantesque (il croît exponentiellement en fonction du nombre de variables recherchées).
- De plus, Unknown peut être, aussi, la conjonction d'un grand nombre de variables, chacune d'entre elles pouvant prendre un grand nombre de valeurs. Le nombre de cas à envisager pour calculer chacune des sommes (une somme différente pour chaque valeur de Searched) peut donc devenir, lui aussi, rapidement très grand (il croît exponentiellement en fonction du nombre de variables inconnues).

Pour tenter d'estimer cette distribution le moteur va procéder en deux phases :

1. Une phase de simplification symbolique
2. Une phase de calcul numérique

Dans la phase de simplification symbolique, l'expression

$$\begin{aligned} & \mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi) \\ &= \frac{1}{\Sigma} \times \sum_{\text{Unknown}} \mathbf{P}(\text{L}^1 \mid \pi) \times \mathbf{P}(\text{L}^2 \mid \text{R}^2 \otimes \pi) \times \mathbf{P}(\text{L}^3 \mid \text{R}^3 \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(\text{L}^k \mid \text{R}^k \otimes \pi) \end{aligned} \quad [2.24]$$

est transformée pour obtenir une expression plus simple de la forme :

$$\begin{aligned} & \mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi) \\ &= \frac{1}{\Sigma} \times \mathbf{P}(\text{L}^i \mid \text{R}^i \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(\text{L}^j \mid \text{R}^j \otimes \pi) \times \sum_{\text{Simplified-Unknown}} \mathbf{P}(\text{L}^k \mid \text{R}^k \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(\text{L}^1 \mid \text{R}^1 \otimes \pi) \end{aligned} \quad [2.25]$$

Certaines des distributions $\mathbf{P}(\text{L} \mid \text{R} \otimes \pi)$ ont pu être simplifiées par application de la règle de normalisation, d'autres ont été incorporées à la constante de normalisation Σ car elles étaient constantes pour la question, d'autres, encore, sont sorties de la somme car elles étaient indépendantes des variables sommées, etc.

Plus important, au cours de ce processus le nombre de variables sommées se réduit. La difficulté d'évaluer la somme a donc diminué. La conjonction des variables qui restent à sommer est une nouvelle variable appelée Simplified – Unknown.

Dans certains cas favorables, la réduction de la difficulté du problème peut être considérable.

Dans la phase de calcul numérique, le moteur va construire une représentation estimée de l'expression simplifiée [2.25].

$\mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi)$ peut être vue comme une fonction de la variable Searched. Cette fonction étant une probabilité nous nous intéressons essentiellement à ses maximums. Nous avons donc à faire à un problème d'optimisation (rechercher les maximums de $\mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi)$) dans un espace éventuellement très grand (le nombre de cas possibles pour Searched). Le moteur aborde ce problème d'optimisation à l'aide d'un algorithme génétique parallèle développé précédemment dans l'équipe LAPLACE et déjà utilisé pour de nombreuses applications (voir chapitre 3).

Malheureusement, comme nous venons de le voir ([2.25]), le calcul de la fonction d'évaluation lui-même, suppose de calculer une très grande somme. $\mathbf{P}(\text{L}^k \mid \text{R}^k \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(\text{L}^1 \mid \text{R}^1 \otimes \pi)$, l'expression sommée, peut être vue comme une fonction de la variable Simplified – Unknown. Comme nous recherchons l'intégrale (discrète) de cette fonction, nous nous intéressons essentiellement à ses maximums. Nous avons donc à faire à un second problème d'optimisation (rechercher les maximums de $\mathbf{P}(\text{L}^k \mid \text{R}^k \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(\text{L}^1 \mid \text{R}^1 \otimes \pi)$) dans un espace très grand (le nombre de cas possible de Simplified – Unknown). Ce problème est abordé, comme le précédent, à l'aide de l'algorithme génétique parallèle.

Nous avons développé une représentation multi-résolution des distributions appelé «Multi Resolution Binary Tree» (MRBT). Un des buts des MRBT est de représenter plus finement les parties de forte probabilité. Au cours

du déroulement de l'algorithme génétique, on construit incrémentalement le MRBT approximant $\mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi)$.

DÉCISION

La phase de décision consiste pour le moteur à fixer une valeur pour la variable Searched.

Comme il a déjà été dit, on peut soit prendre la valeur de Searched la plus probable, soit en tirer une au hasard suivant la distribution $\mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi)$.

La structure des MRBT a été conçue pour qu'il soit facile et très efficace de répondre aux deux requêtes possibles: **Best**($\mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi)$) et **Draw**($\mathbf{P}(\text{Searched} \mid \text{Known} \otimes \pi)$).

API BAYÉSIENNE

L'API (Application Programming Interface) bayésienne est composée de 29 fonctions seulement :

- Dix-sept pour définir les descriptions, connaissances préalables, variables, décompositions, formes paramétriques et questions.
- Six pour créer et manipuler les jeux de données.
- Deux pour l'apprentissage (**Identify** et **Learn**), la première pour l'identification des paramètres libres de la description (comme décrit au paragraphe sur l'apprentissage) et la deuxième pour remettre à jour incrémentalement ces paramètres quand de nouvelles données arrivent.
- Une, appelée **Simplify**, pour accéder à la simplification symbolique d'une question.
- Enfin, trois pour les requêtes, **Best** et **Draw** pour la décision et **Compute** qui permet d'obtenir la probabilité associée à une valeur donnée de Searched.

Le faible nombre des fonctions de l'API traduit sa simplicité et assure la rapidité de sa compréhension et de sa prise en main.

2.2 POINTS FORTS ET CONTRIBUTIONS

Il faut retenir de ce moteur d'inférence bayésien les points suivants :

- C'est un outil générique qui permet d'aborder n'importe quel problème d'inférence probabiliste. Il peut être vu comme une généralisation des réseaux bayésiens et des «modèles graphiques».
- L'API correspondante est simple à utiliser et rigoureuse dans son formalisme.
- La diversité de ses applications potentielles est, donc, très grande (nous en verrons deux exemples aux paragraphes 3 et 4).

2.3 DISCUSSIONS, PERSPECTIVES ET STRATÉGIE DE DÉVELOPPEMENT

Il est évident que la difficulté principale à laquelle le moteur doit faire face est le problème du temps de calcul. Le problème de l'inférence bayésienne est et restera NP-difficile. Cela n'exclut pas, cependant, que de nombreux problèmes puissent être, en pratique, traités. Comme le montrent les deux applications décrites aux paragraphes suivants, on peut répondre à des questions intéressantes portant sur des descriptions d'une centaine de variables en des temps compatibles avec l'usage souhaité. Augmenter les performances est, cependant, un objectif prioritaire.

L'implantation effective du moteur sur machine parallèle nous semble être la voie privilégiée pour atteindre cet objectif. En effet, le moteur, même s'il tourne pour l'instant sur machine séquentielle, utilise un algorithme génétique parallèle qui a déjà été implanté avec succès sur diverses machines parallèles (voir le paragraphe 1 du chapitre 3).

L'implantation du moteur d'inférence sur machine parallèle ne devrait donc pas poser de problème et devrait pouvoir être réalisée rapidement.

Par exemple, l'implantation sur «grappe de calcul» en utilisant une librairie telle que PVM¹ semble aisée, elle a d'ailleurs été déjà expérimentée.

Cependant, les machines SMMP², vus leurs faibles coûts et leurs disponibilités, apparaissent comme une cible privilégiée. Nous étudions donc la possibilité de développer une machine d'inférence bayésienne fondée sur une architecture SMMP éventuellement accélérée par des coprocesseurs spécialisés. L'aide d'équipes de recherche et d'industriels compétents sera évidemment nécessaire pour mener un tel projet à bonne fin.

1. Parallel Virtual Machine

2. Single Memory Multiple Processors

Comme il a déjà été dit la partie apprentissage du moteur est pour l'instant assez rudimentaire. Un objectif à moyen terme est donc de l'améliorer. Pour cela, nous comptons implanter effectivement des outils de maximum d'entropie.

Finalement, bien qu'issu d'un projet de recherche fondamentale, nous pensons que le moteur d'inférence bayésienne est arrivé à une maturité suffisante pour que son utilisation industrielle et sa diffusion commerciale soient envisagées à brève échéance. Un tel développement devra obligatoirement passer soit par la création d'une structure industrielle adéquate, soit par un accord avec un (ou plusieurs) industriel compétent.

La stratégie exacte à suivre pour réussir cette opération est en cours d'élaboration. L'état actuel de ces réflexions nous donne le calendrier approximatif suivant :

2000 (été)	Diffusion de la version C++ de l'API bayésienne.
2000	Développement d'applications industrielles ¹
2001	Machine d'inférence bayésienne (version SMMP sans coprocesseur)
2002	Intégration d'algorithmes d'apprentissage MaxEnt
2002	Machine d'inférence bayésienne (avec coprocesseur)

A beaucoup plus long terme reste une question de recherche fondamentale très ambitieuse : au-delà du modèle de Turing, est-il possible de concevoir et de construire des machines bayésiennes aptes à traiter l'information incertaine et incomplète ?

3 CAO²

3.1 ETAT ACTUEL

Dans sa thèse, intitulée «[Méthodes probabilistes bayésiennes pour la prise en compte des incertitudes géométriques : Application à la CAO-robotique](#)» (Mekhnacha, 1999), Kamel Mekhnacha s'est intéressé à l'application de l'inférence bayésienne au problème de CAO robotique avec incertitude.

Un modèle CAO peut se résumer à un ensemble de *chaînes cinématiques* appelé *graphe cinématique*. Une chaîne cinématique est une chaîne orientée de matrices permettant de passer d'un repère à un autre. Chacune de ces matrices est caractérisée par six variables, trois de translation et trois de rotation.

Les repères ainsi positionnés les uns par rapport aux autres peuvent être de natures variées. Par exemple, il peut s'agir :

- De repères absolus utilisés comme références fixes.
- De repères liés aux robots permettant de décrire leurs positions et leurs géométries.
- De repères liés aux objets permettant de décrire leurs positions et leurs géométries.
- De repères liés à des mesures capteurs permettant de caractériser le résultat de celles-ci.

Plusieurs chaînes cinématiques peuvent déterminer la position d'un même objet. Un cycle apparaît alors dans le graphe cinématique.

En CAO sans incertitude, on sait parcourir ces chaînes dans leur sens direct pour calculer la position de certains de ces repères par rapport aux autres. On sait, dans certains cas, inverser ce processus pour remonter les chaînes cinématiques.

1. Une application au calcul de coût de revient du fret maritime est en cours de négociation avec la société Sud Cargos (filiale du groupe Chargeurs Réunis).
2. Conception Assistée par Ordinateur

L'objectif de la thèse étant de prendre en compte globalement l'ensemble des incertitudes d'un modèle de CAO robotique, une représentation bayésienne du graphe cinématique a été adoptée et spécifiée par :

1. L'ensemble des variables pertinentes constitué de :
 1. L'ensemble des q variables Q_{jh}^i (vecteur de pose) caractérisant les q liens connus entre un repère j et un repère h . Chacune de ces variables peut être considérée comme la conjonction des six variables nécessaires pour chacun des liens.
 2. Un ensemble de k variables booléennes K^l , chacune caractérisant la fermeture d'un des k cycles présents dans le graphe, vraie si le cycle est fermé, fausse sinon.
2. La décomposition de la distribution conjointe :

$$\begin{aligned} & \mathbf{P}(Q_{ij}^1 \otimes \dots \otimes Q_{lm}^q \otimes K^1 \otimes \dots \otimes K^k \mid \pi) \\ &= \mathbf{P}(Q_{ij}^1 \mid \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(Q_{lm}^q \mid \pi) \times \mathbf{P}(K^1 \mid Q_{ij}^1 \otimes \dots \otimes Q_{lm}^q \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(K^k \mid Q_{ij}^1 \otimes \dots \otimes Q_{lm}^q \otimes \pi) \end{aligned} \quad [2.26]$$

traduisant que les liens entre repères ne dépendent les uns des autres que par les contraintes de fermeture des cycles.

3. Les formes paramétriques associées à chacune de ces qxk distributions dépendant du problème.

N'importe quelle question peut être posée à cette description. On peut ainsi formuler, par exemple, les problèmes suivants :

- *Inversion cinématique* : On cherche les valeurs des paramètres de commande d'un bras robotique (les angles $\{\alpha_1, \dots, \alpha_j\}$ de ses articulations) pour que son extrémité atteigne une position donnée dans l'espace. Si $Known1$ est la conjonction de toutes les variables connues avec certitude pour ce problème et $Unknown1$ celle de toutes les variables incertaines, la question correspondante est :

$$\begin{aligned} & \mathbf{P}(\alpha_1 \otimes \dots \otimes \alpha_j \mid Known1 \otimes \pi) \\ &= \frac{1}{\Sigma} \times \sum_{Unknown1} \mathbf{P}(Q_{ij}^1 \mid \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(K^k \mid Q_{ij}^1 \otimes \dots \otimes Q_{lm}^q \otimes \pi) \end{aligned} \quad [2.27]$$

- *Calibration* : On cherche certains paramètres géométriques du robot (par exemple, les longueurs $\{l_1, \dots, l_k\}$ des axes) en réalisant une série d'expériences de positionnement relativement à des points de référence. La question correspondante est :

$$\begin{aligned} & \mathbf{P}(l_1 \otimes \dots \otimes l_k \mid Known2 \otimes \pi) \\ &= \frac{1}{\Sigma} \times \sum_{Unknown2} \mathbf{P}(Q_{ij}^1 \mid \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(K^k \mid Q_{ij}^1 \otimes \dots \otimes Q_{lm}^q \otimes \pi) \end{aligned} \quad [2.28]$$

- *Reconstruction* : On cherche certains paramètres géométriques des objets entourant le robot (par exemple, la position $\{X, Y, Z\}$ de l'un de ces objets) en réalisant une série d'expériences de mesure sur ces objets. La question correspondante est :

$$\begin{aligned} & \mathbf{P}(X \otimes Y \otimes Z \mid Known3 \otimes \pi) \\ &= \frac{1}{\Sigma} \times \sum_{Unknown3} \mathbf{P}(Q_{ij}^1 \mid \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(K^k \mid Q_{ij}^1 \otimes \dots \otimes Q_{lm}^q \otimes \pi) \end{aligned} \quad [2.29]$$

Kamel Mekhnacha a développé une version spécifique du moteur d'inférence générique décrit au paragraphe précédent pour pouvoir répondre à ces différentes questions en un temps raisonnable. Cette version spécifique tire partie des particularités des problèmes géométriques pour optimiser les calculs.

Il a aussi développé un prototype de système de CAO couplé avec ce moteur d'inférence (voir figure 2.1). Les questions probabilistes sont automatiquement engendrées à partir de leurs formulations géométriques.

Une démonstration de ce système peut être trouvée dans l'annexe «[Bayesian CAD modelling](#)».

3.2 POINTS FORTS ET CONTRIBUTIONS

Les principales contributions de cette thèse sont les suivantes :

- Réalisation effective d'une maquette de système CAO bayésien démontrant la faisabilité d'un tel projet.

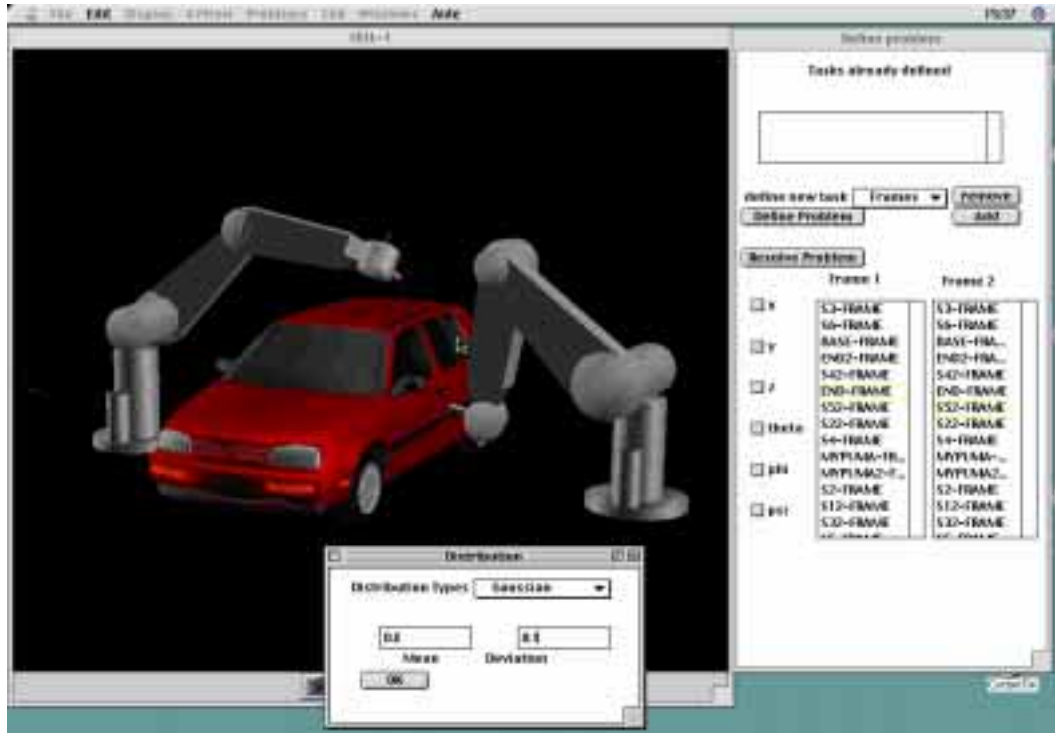


Figure 2.1 : Une copie d'écran du modèleur géométrique bayésien. Dans ce modèleur toutes les valeurs sont données sous forme de distributions de probabilité : longueurs des axes, zéros des articulations, position de la base des robots, des objets et des capteurs. Il permet de résoudre de façon homogène les problèmes d'inversion, de calibration et de positionnement habituellement rencontrés en robotique.

- L'homogénéité des représentations permettant de spécifier de manière unique la géométrie de l'environnement, la position, la forme, la précision et la commande des robots, la position, la forme et la précision des objets et, enfin, le fonctionnement et la précision des capteurs.
- L'homogénéité des questions probabilistes permettant d'exprimer et de résoudre de manière unique des problèmes aussi divers que l'inversion cinématique, la calibration ou la reconstruction.
- Le développement d'une méthode d'inférence probabiliste dédiée à la géométrie suffisamment efficace pour traiter en un temps raisonnable des problèmes géométriques de grande taille (de l'ordre de la minute pour une centaine de variables).

3.3 DISCUSSIONS, PERSPECTIVES ET STRATÉGIE DE DÉVELOPPEMENT

Un article sur le sujet de cette thèse est en court d'écriture. Notre objectif à court terme (été 2000) est la publication de cet article.

Notre objectif à moyen terme est d'étendre ces capacités de modélisation et d'inversion vers la planification de trajectoire.

Nous comptons aborder concrètement ces questions dans le cadre d'un Post-Doc sur la planification automatique de trajectoires. Ce Post-Doc fera suite, à la fois, aux travaux menés sur la planification avec l'algorithme «fil d'Ariane» dans la thèse de Juan-Manuel Ahuactzin (Ahuactzin, 1994) (voir le paragraphe 2 du chapitre 3), et à ceux sur la CAO probabiliste de la thèse de Kamel Mekhnacha (Mekhnacha, 1999) qui viennent d'être décrits. Une demande dans ce sens a été faite au Ministère pour permettre à Juan-Manuel Ahuactzin de revenir faire un séjour de longue durée en France.

L'idée de base est de généraliser ce qui vient d'être décrit à un modèleur à n dimensions (n -D). L'intuition générale étant de penser pouvoir modéliser les plans par des objets n -D et de concevoir le problème de la planification comme un problème de conception sous contraintes géométriques. Il s'agit donc de vérifier l'hypothèse selon laquelle l'inférence bayésienne peut résoudre des problèmes inverses en grande dimension sur un problème

concret de planification de trajectoire. Nous espérons, ainsi, pouvoir exprimer explicitement les incertitudes sur les paramètres de position des objets et les prendre en compte dans la planification. Nous souhaitons de même étudier l'utilisation de connaissances préalables dans le processus de planification. Cela devrait nous permettre d'aborder la question, peu étudiée, de l'utilisation des capteurs dans la stratégie de recherche de solutions.

Un autre objectif à moyen terme est d'étendre ces travaux aux problèmes du tolérancement. Kamel Mekhna-cha actuellement en poste ATER¹ dans l'équipe conduit un travail exploratoire sur ce sujet.

4 PROGRAMMATION BAYÉSIENNE DES ROBOTS

4.1 ETAT ACTUEL

Dans sa thèse intitulée «[Programmation bayésienne des robots](#)» (Lebeltel, 1999) et dans l'article intitulé «[Bayesian Robot Programming](#)», Olivier Lebeltel a proposé un système de programmation des robots entièrement fondé sur une approche bayésienne.

La démarche majoritairement suivie en robotique est présentée caricaturalement par la figure 2.2.

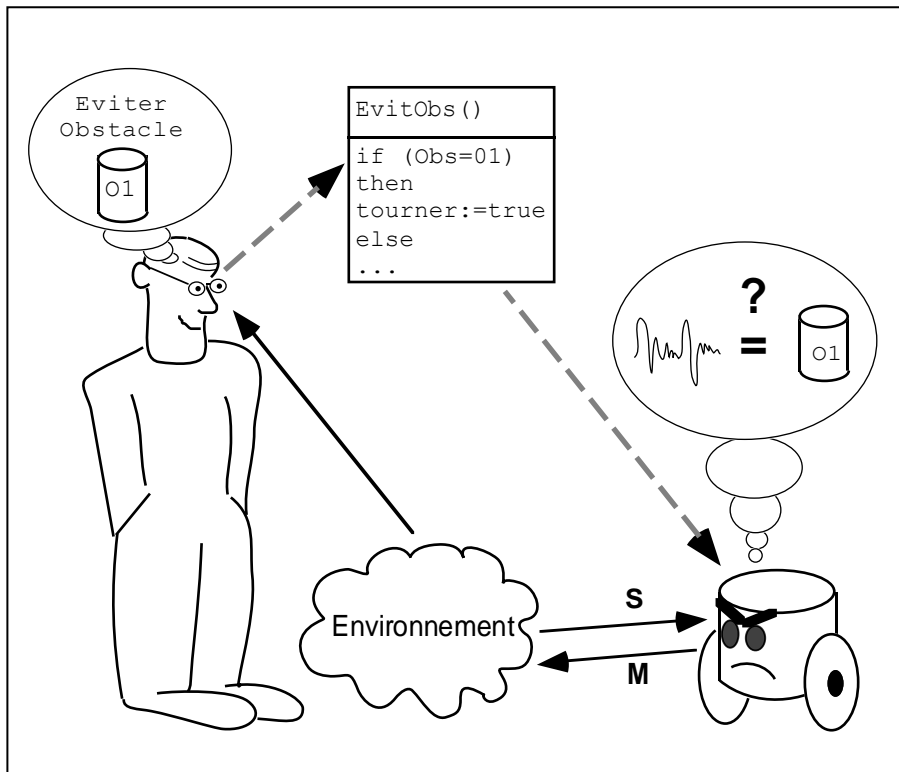


Figure 2.2 : Le paradigme dominant en programmation des robots

Le programmeur du robot a une conception (un modèle) abstraite de l'environnement. Conception en termes géométriques car il est capable de décrire la forme des objets et des lieux, en termes analytiques car il est capable de donner les lois de la physique qui régissent cet environnement, et en termes logiques et ensemblistes car il peut nommer les objets et les classer suivant leurs caractéristiques pertinentes.

Le programmeur utilise cette formalisation pour programmer le robot. Ses programmes utilisent ces notions géométriques, fonctionnelles et logiques. Ainsi, il «impose» au robot sa propre conception de l'environnement.

Les difficultés de cette démarche apparaissent lorsque le robot doit faire le lien entre les signaux de bas niveau

1. Attaché Temporaire d'Enseignement et de Recherche

qu'il reçoit de ses capteurs et qu'il envoie à ses actionneurs et les concepts abstraits employés par le programmeur. Ce type de difficultés a été depuis longtemps identifié et analysé en intelligence artificielle et est notamment connue sous le nom de «problème de l'ancrage perceptif des symboles»¹ (Harnad, 1990).

L'origine fondamentale de ces difficultés est, d'après nous, l'irréductible **INCOMPLÉTUDE** des modèles employés.

En effet, quelle que soit la qualité du modèle fourni par le programmeur, il existe toujours des facteurs influençant le phénomène physique (l'interaction robot - environnement) qui n'ont pas été pris en compte. Les physiciens appellent ces facteurs des «variables cachées». Ces variables cachées «brouillent» les données sensori-motrices.

Une première possibilité est d'essayer d'améliorer le modèle pour qu'il prenne en compte les variables cachées gênantes. Cependant, quoi qu'on fasse, un modèle ne peut jamais être complet. L'incomplétude est fondamentalement irréductible. Il existe toujours des facteurs non pris en compte qui, dans certain cas, peuvent soudain prendre une grande importance et occasionner de graves dysfonctionnements.

La parade habituelle pour pallier cette difficulté consiste à contraindre l'environnement dans lequel évolue le robot et les fonctions qu'il doit remplir. Le roboticien cherche les causes de ces «bruits» et modifie soit le robot, soit l'environnement, afin de supprimer ces «défauts». Défauts signifiant ici que le monde physique a le mauvais goût de ne pas vouloir correspondre au modèle mathématique supposé le décrire ! L'environnement est donc contraint afin de correspondre au modèle mathématique qu'on en a. Cette démarche est légitime d'un point de vue ingénierie. Dans le cadre de développement d'applications robotiques industrielles, l'ingénieur se permet de contrôler étroitement l'environnement et de spécifier précisément les tâches que doit accomplir le robot. C'est cela qui assure la pertinence du modèle employé et le bon fonctionnement de ces applications.

Contrôler et contraindre l'environnement n'est cependant pas toujours possible. Dans sa thèse, Olivier Lebellet s'est justement intéressé à la robotique en environnement «naturel», c'est-à-dire dans des environnements donnés au robot indépendamment de sa propre conception et ne pouvant être que partiellement décrits. Il faut alors imaginer un mode de programmation des robots entièrement nouveau.

Une première voie dans ce sens, appelée approche constructiviste (voir figure 2.3), initiée en robotique par Brooks (Brooks, 1986), consiste à essayer d'inverser la démarche qui voit le programmeur «imposer» son modèle au robot. Les aspects symboliques et *top-down* sont remplacés par une approche basée sur l'interaction avec l'environnement et fondamentalement *bottom-up*.

L'idée est de mettre le robot en situation pour qu'il construise ses propres représentations internes de son interaction avec l'environnement (définies dans ses termes sensoriels et moteurs). Le robot modifie ses représentations en tenant compte de son expérience. Il propose ensuite ces représentations au programmeur en vue d'un développement incrémental du robot. C'est au programmeur de faire le lien entre les représentations du robot et les siennes. En inversant ainsi la démarche, le problème difficile est maintenant à la charge du programmeur et non plus à celle du robot.

Dans cette approche, une grande importance est donnée aux capteurs et aux actionneurs, ainsi qu'au traitement pertinent des informations. Elle a le mérite de s'attaquer aux problèmes de bas niveaux en montrant des résultats sur des robots réels et des tâches non triviales. Les systèmes robotiques proposés sont généralement réactifs et modulaires. Leur rapidité de réponse leur offre la capacité d'évoluer dans des environnements très dynamiques et, par la parallélisation et l'indépendance relative des modules, on leur accorde souvent une certaine robustesse. Leur fonctionnement repose sur un traitement adéquat des informations provenant du monde et nécessite des capteurs spécifiques à chaque tâche.

Cependant, comme la caricature de cette approche le suggère (Figure 2.3), les expériences ainsi conduites ont montré que le programmeur n'arrivait généralement pas à résoudre de manière satisfaisante le lien entre symboles et représentations internes du robot. Le problème principal de l'utilisation de symboles, critiqué par cette approche, n'est pas résolu. Finalement, la possibilité de complexifier les systèmes de contrôle reste très limitée.

L'approche bayésienne de la programmation des robots, proposée ici, est présentée par la figure 2.4.

Nous proposons une approche intermédiaire entre les deux précédentes. Notre spécificité est de se focaliser sur la notion de représentation interne et sur son statut inévitablement incomplet. Ainsi nous ne rejetons pas la notion de représentation, mais nous en modifions la nature et l'utilisation.

1. Symbol grounding problem

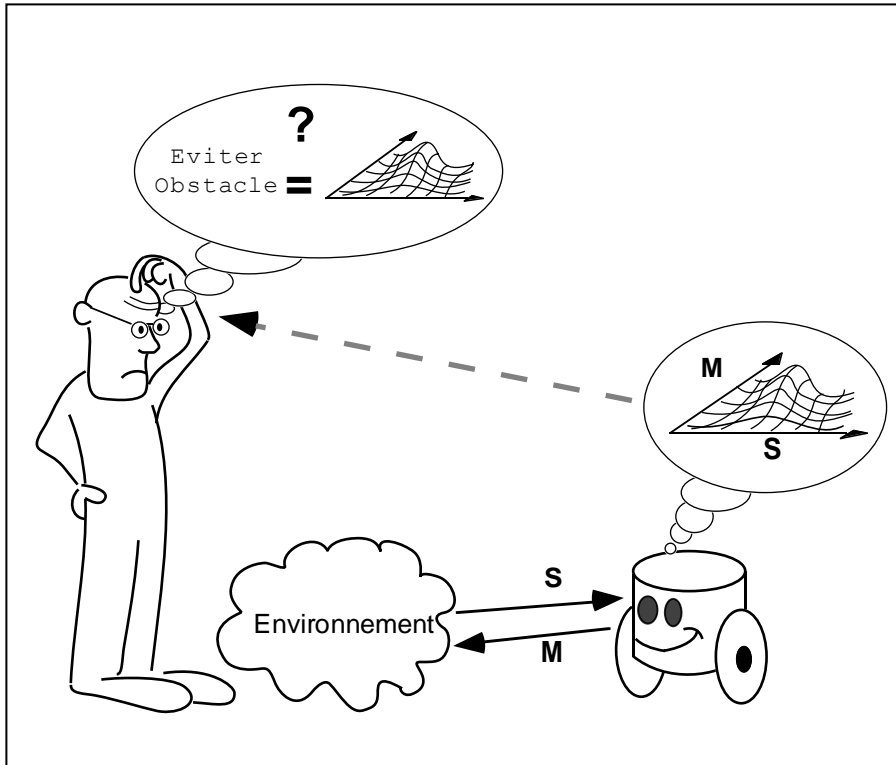


Figure 2.3 : Le paradigme constructiviste en programmation des robots

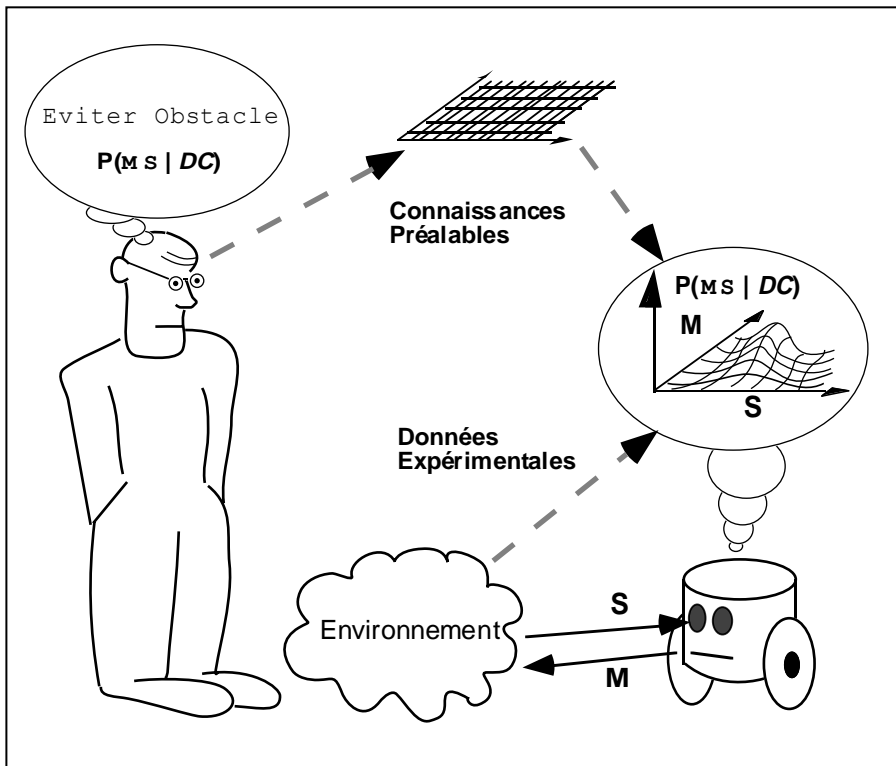


Figure 2.4 : Le paradigme bayésien de la programmation des robots

L'idée de base est de confronter les connaissances préalables fournies par le programmeur à des données expérimentales pour construire les éléments de programmation que nous avons appelés descriptions. Notre démarche

est ensuite de proposer ces descriptions comme outils de base pour la programmation.

L'acquisition de représentations internes passe par une phase de modélisation et par une phase expérimentale où les données sont confrontées aux connaissances formalisées du concepteur. Cela permet de construire des structures de données représentant les dépendances entre variables sensorielles et variables motrices.

Le programmeur propose donc des connaissances préalables qui donnent au robot des indications sur ce qu'il peut s'attendre à observer lorsqu'il interagit avec son environnement. Ces connaissances préalables ne sont plus un modèle figé et rigide, prétendant à la complétude comme dans l'approche symbolique. Ce sont des indices, des hypothèses qui pourront être confrontés à des données expérimentales en vue d'obtenir des descriptions.

À la différence des approches classiques, les descriptions sont le résultat d'un apprentissage qui «fusionne» connaissances préalables et données. Par ce biais nous pouvons prendre en compte les spécificités du robot et l'influence des variables cachées. Notre méthode permet d'obtenir des représentations qui traduisent notre connaissance mais aussi notre ignorance des phénomènes d'interaction entre le robot et son environnement.

À la différence de la démarche constructiviste expliquée précédemment, le programmeur n'est plus totalement démuné pour comprendre les descriptions construites par le robot puisqu'il a fourni les hypothèses de base de ces descriptions avec les connaissances préalables. Il peut programmer le robot par le biais de questions probabilistes.

Les connaissances préalables peuvent être clairement et formellement explicitées en termes probabilistes. Il est possible de construire automatiquement les descriptions à partir des connaissances préalables et des données expérimentales. Il est aussi possible de tenir des raisonnements complexes avec ces descriptions en utilisant le moteur d'inférence bayésien décrit au paragraphe 2. Tout l'intérêt de cette approche vient de ce qu'il existe tous les outils mathématiques et informatiques nécessaires pour la rendre opérationnelle.

Un *programme bayésien* pour la robotique est défini comme un couple (Description , Question) (voir figure 2.5).

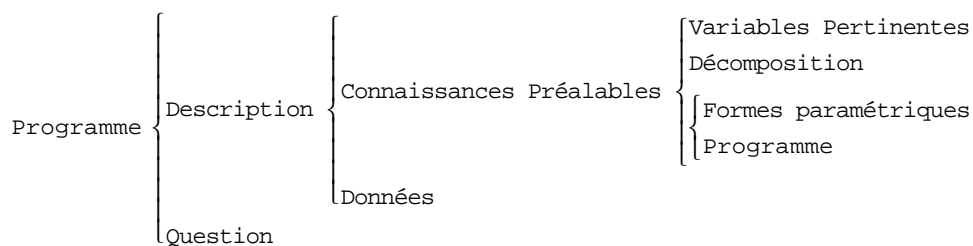


Figure 2.5 : Structure d'un programme bayésien

Une Description est elle même, définie comme un couple (Connaissances Préalables , Données).

Enfin, les Connaissances Préalables sont spécifiées par trois éléments :

les Variables Pertinentes

la Décomposition

les Formes paramétriques ou Programme associés à chaque distribution apparaissant dans la décomposition.

La méthode suivie pour programmer un robot découle directement de cette structure de programme. Elle est systématique et se décompose selon trois phases :

- Phase de spécifications où le programmeur donne les connaissances préalables par :
 - Le choix des variables pertinentes ;
 - Le choix de la décomposition de la distribution conjointe en distributions élémentaires ;
 - Le choix de la forme paramétrique ou du programme associé à chacune de ces distributions élémentaires.
- Phase d'identification où les valeurs des paramètres libres des différentes distributions élémentaires sont déterminées. Ces valeurs sont, soit le résultat d'une identification à partir de données expérimentales, soit fixées a priori, soit, éventuellement, le résultat de l'interrogation d'une autre description.
- Phase d'utilisation où la description est interrogée en posant des questions probabilistes. Par exemple, dans le cas du contrôle moteur, nous calculons la probabilité des valeurs de différentes variables motrices connaissant les valeurs de variables sensorielles. Nous obtenons ainsi une distribution de probabilité sur les valeurs de ces variables et appliquons une décision afin de déterminer les ordres à transmettre au robot. Généralement la décision consiste à tirer au hasard selon la distribution de probabilité obtenue.

Cette structure de programme bayésien est souple et générique. Elle a été utilisée sur un petit robot mobile Khepera, pour apprendre et programmer les tâches robotiques suivantes :

- Tâches réactives (éviter les obstacles, pousser des objets, suivre des contours, aller vers la lumière);
- Combinaison de tâches réactives pour obtenir des tâches plus complexes (rentrer à la base) ;
- Fusion d'informations capteurs et d'informations multi-modales (détection de la position d'une source lumineuse) ;
- Composition hiérarchique de tâches (phototaxie) ;
- Reconnaissance de situations (reconnaissance d'objets, reconnaissance de la base) ;
- Séquencement temporel de tâches.

Finalement, l'ensemble de tous ces programmes bayésiens a été intégré en un seul programme qui donne au Khepera un comportement de «veilleur de nuit». Le Khepera patrouille son environnement en s'arrêtant de temps en temps pour détecter d'éventuels intrus, il reconnaît les objets quand on le lui demande, il rentre à sa base soit qu'on lui en ait donné l'ordre soit qu'il vienne à manquer d'énergie, finalement il détecte les incendies, donne l'alarme et essaye de les éteindre.

Des démonstrations filmées de ces expériences peuvent être trouvées dans l'annexe électronique [«Semaine de la Science»](#).

Il n'est pas possible de décrire ici en détail toutes ces expériences, nous invitons donc le lecteur à se reporter à la thèse et à l'article soumis à JAIR joints en annexes et déjà cités. Chacune de ces expériences y est décrite en détail : méthode, hypothèses, résultats et surtout leçons à retenir.

4.2 POINTS FORTS ET CONTRIBUTIONS

Dans ce paragraphe, nous nous efforçons de recenser, commenter et discuter les avantages de la méthode de programmation des robots proposée ici :

- *Fondements théoriques simples et solides* : l'approche proposée s'appuie sur des fondements théoriques très simples et mathématiquement solides. C'est pour nous un avantage fondamental. Ces fondements théoriques permettent de poser clairement et formellement les questions essentielles et d'envisager d'y répondre par le raisonnement mathématique. Ils permettent de mettre le raisonnement bayésien sur un pied d'égalité avec la logique et donc de l'envisager comme une alternative plausible en tant que modèle du raisonnement. Ils permettent d'analyser et de comprendre en détail les résultats expérimentaux, que ce soit des succès ou, plus enrichissant, des échecs. Ils guident les développements informatiques à effectuer, comme, par exemple, celui du moteur d'inférence bayésienne. Ils suggèrent les voies de recherche futures.
- *Méthode de programmation simple, systématique et générique* : l'approche proposée repose sur une méthode de programmation simple, systématique et générique. Simple, cette méthode peut être acquise et maîtrisée facilement et rapidement. Systématique, elle peut être appliquée avec rigueur et efficacité. Générique, elle s'applique non seulement à tous les problèmes de programmation des robots autonomes envisagés pour l'instant mais aussi à de nombreux autres domaines comme, par exemple, celui de la CAO abordé dans le paragraphe précédent.
- *Homogénéité des représentations et des méthodes de résolution* : notre méthode repose sur une seule structure de données, la description, associée à deux règles de manipulation (équations [E2.6] et [E2.10]). Cette homogénéité permet des développements d'outils informatiques simples et génériques. Elle favorise aussi la clarté et la compréhension des programmes robotiques produits.
- *Obligation d'explicitation des connaissances et des hypothèses* : le choix de la description comme unique structure de données pour spécifier les problèmes robotiques et l'adoption d'une méthode systématique pour cette spécification obligent le programmeur à expliciter complètement et exhaustivement ses connaissances sur le problème. Tout ce qu'il y a à savoir sur un problème robotique se trouve dans sa description, c'est-à-dire dans l'union des connaissances préalables et des éventuelles données expérimentales. Aucune connaissance dépendant du problème n'est «cachée» dans les programmes permettant raisonnement et décision.
 - *Capacité à communiquer et comparer les modèles* : il en résulte une très grande facilité à communiquer ou partager un modèle puisque la description résume tout. Les mêmes raisons permettent de discuter et comparer les différentes hypothèses d'un même problème avec une grande rigueur.
 - *Nouveau point de vue sur le dilemme «biais versus variance» et sur les problèmes de «généralisation»* : la mise en avant des connaissances préalables, comme seul moyen d'exprimer ce que

l'on sait *a priori* du problème traité, permet de trancher de nombreuses questions dans le débat «biais versus variance» (Geman, Bienenstock & Doursat, 1992) ou dans celui sur la «généralisation». De notre point de vue, tout biais, toute capacité à la généralisation ne peut provenir que des connaissances préalables. Un biais n'est que la traduction du point de vue subjectif du programmeur sur les données qu'il analyse. À ce titre, le programmeur, et lui seul, a la responsabilité de ce biais. En contrepartie, il a la liberté d'imposer un biais aussi grand qu'il veut dans la mesure où celui-ci traduit ce qu'il pense effectivement, a priori, du phénomène observé. La situation est sensiblement la même pour la généralisation qui, d'après nous, n'est possible que dans la mesure où les règles pour généraliser ont été exprimées dans les connaissances préalables.

- *Pouvoir d'expression* : la description offre un très grand pouvoir d'expression aussi bien pour la spécification de modèles robotiques que pour leur interrogation.
 - *Pouvoir de spécification* : la variété des types de modèles spécifiés démontre largement le pouvoir d'expression des descriptions. Rappelons qu'ainsi nous avons pu faire de la modélisation de capteurs, de la fusion d'informations capteurs, de la programmation de comportements réactifs, de la combinaison de comportements réactifs, de la composition hiérarchique de descriptions probabilistes, de la reconnaissance et classification de situations, de la construction de séquences temporelles et, enfin, de la programmation de tâches complexes.
 - *Pouvoir d'interrogation* : rappelons aussi que la distribution conjointe permet de répondre à n'importe quelle question portant sur les variables apparaissant dans cette distribution. La variété des questions auxquelles on peut répondre par l'inférence bayésienne est donc très grande. Toutes les variables apparaissant dans la description conjointe jouent un rôle mathématique identique. Elles peuvent toutes, indifféremment, être soit considérées comme connues, soit inconnues, soit recherchées. La notion de «problème direct ou inverse» (Tarentola, 1987) n'a plus lieu d'être. Cette caractéristique a été utilisée à plusieurs reprises dans les expériences réalisées où le modèle a été défini dans un sens pour être interrogé dans un autre. La notion de «problème mal posé», c'est-à-dire admettant plusieurs solutions, très souvent liée à celle de problème inverse, n'a plus lieu d'être non plus. En effet, l'inférence bayésienne traite naturellement ces cas en donnant comme réponse des distributions réparties sur ces différentes solutions.
- *Capacité de développement incrémental des robots* : comme il a déjà été indiqué, les approches constructivistes se heurtent au développement incrémental des robots. L'approche que nous proposons, grâce à ses fondements théoriques solides et à sa méthodologie claire, est capable d'aller très loin dans ce sens. L'expérience finale («veilleur de nuit»), résultat de l'intégration de toutes les descriptions précédemment développées, est là pour le démontrer.
 - *Capacité à combiner les descriptions* : le premier outil de développement incrémental est donné par la capacité à combiner les descriptions. Cet outil permet de définir un nouveau comportement comme un mélange pondéré de comportements acquis précédemment.
 - *Capacité à composer les descriptions* : le deuxième outil de développement incrémental est donné par la capacité à faire des compositions hiérarchiques comme démontré par exemple dans l'expérience de fusion d'informations capteurs.
 - *Description = ressource* : plus généralement, la description, en tant que représentation interne d'un phénomène physique, peut être considérée, une fois acquise, comme une nouvelle ressource de programmation. Par exemple, une description peut fournir de nouvelles variables pouvant être utilisées dans d'autres descriptions. Pour enrichir la gamme de possibilités d'un robot de nombreuses autres façons d'utiliser les descriptions sont envisageables. Plusieurs d'entre elles sont décrites dans la thèse d'Eric Dedieu (Dedieu, 1995a) où l'on trouvera, en plus, une analyse en profondeur de ces idées avec notamment la notion de «contingence».

4.3 DISCUSSIONS, PERSPECTIVES ET STRATÉGIE DE DÉVELOPPEMENT

A moyen terme, notamment sous l'impulsion d'Olivier Lebeltel qui est actuellement en poste ATER dans l'équipe, ce travail devrait se poursuivre par l'application de ces techniques de programmation à divers type de «robots» :

- Le projet «DogBot» est la continuation directe du travail décrit ici. Il s'agit sur la base d'un robot Koala de développer un robot domestique capable d'évoluer dans le laboratoire en ayant un ensemble de comportements inspirés de ceux que peut avoir un chien (viabilité, obéissance, jeux, chasse, garde, dressage). Le Koala est un robot à six roues beaucoup plus gros que le Khepera et surtout doté de plus de capacités sensorielles et motrices. Le nôtre a, notamment, des capteurs de lumière et de proximité, une

caméra vidéo orientable, une boussole et un nez simulé. L'objectif scientifique est d'approfondir toutes les questions abordées avec le Khepera et de tester la méthode bayésienne de programmation sur un cas beaucoup plus riche et complexe.

- Ruben Garcia vient de commencer une thèse pour appliquer cette méthode de programmation à la robotique d'assemblage et de manipulation.
- En collaboration avec l'INRIA¹ Rhône-Alpes, un projet vient de commencer, dans le domaine des jeux vidéo, pour appliquer ces outils à la programmation des agents sous contrôle informatique (avatars).
- Un domaine d'application privilégié pour la programmation bayésienne est, sans conteste, celui de la fusion multi-capteurs et multi-modale. Dans le cadre du projet européen «car sense», en collaboration avec l'INRIA¹, nous venons de commencer un travail consistant à fusionner des informations venant de capteurs de diverses natures embarqués sur des véhicules automobiles.
- Enfin, en collaboration avec l'ICP², dans le cadre du projet «talking baby», nous allons chercher à appliquer ces méthodes à leur «robot parlant», un simulateur du système articulaire humain. L'objectif est de modéliser la phase précoce de l'apprentissage de la langue chez le bébé âgé de 6 à 12 mois (babillage).

L'apprentissage est devenu une notion essentielle en robotique. Pour beaucoup d'applications, le recours à des modèles analytiques (i.e. géométriques ou logiques) peut être avantageusement remplacé par des modèles paramétriques génériques (par exemple, connexionnistes ou bayésiens) dont les paramètres sont identifiés expérimentalement. Afin d'étendre les capacités d'autonomie d'un robot, nous voulons de plus développer l'idée que la structure même des modèles puisse en partie être construite, en utilisant des méthodes évolutionnistes.

Dans cette voie, un aspect important de l'évolution animale a rarement été pris en compte pour inspirer des systèmes artificiels : le «changement de fonction dans la continuité de structure». Chez les insectes, comme le montre Gould (Gould, 1991), les ailes n'ont pas été conçues pour voler ; à l'origine, il s'agissait sans doute de structures de régulation thermique qui ont changé de fonction à la suite d'un accroissement global de taille. L'adaptation de cette idée à la robotique a été entreprise dans la thèse d'Eric Dedieu (Dedieu, 1995a). Un des enjeux est la possibilité de tirer parti de la nouveauté et de l'imprévu, de façon éventuellement opportuniste.

L'avancée du travail de formalisation probabiliste (en particulier la mise en évidence de l'importance et du rôle des connaissances préalables) a donné un nouvel élan à cette étude. Les connaissances préalables spécifient la structure de nos modèles probabilistes et sont pour l'instant données par le programmeur. Leur formalisation permet d'envisager d'appliquer des méthodes évolutionnistes pour rechercher certaines d'entre elles automatiquement. En cas de réussite de cette approche, un nouveau pas vers l'autonomie sera alors franchi dans la mesure où l'intervention du programmeur se sera encore réduite.

Un étudiant en DEA (Ludovic Mauconduit) a commencé un travail sur ce sujet en 1997. Ce travail exploratoire s'est poursuivi en 1998 par les travaux d'Anne Gérodolle, en année sabbatique du CNET, sur la programmation génétique, puis avec le DEA de Julien Diard en 1999. Ce dernier vient de commencer une thèse provisoirement intitulée «Evolution et apprentissage en robotique autonome».

Ce sujet intègre ainsi tous les thèmes majeurs de l'équipe : robotique autonome, algorithmes génétiques et méthodes probabilistes. Ce sera certainement un axe de recherche très important de l'équipe LAPLACE pour les prochaines années. Cet axe étant plus fondamental, moins appliqué et moins avancé que les autres, il est, cependant, plus difficile d'en planifier l'évolution.

5 THÉORIE PROBABILISTE DES SYSTÈMES SENSORI-MOTEURS

Les connaissances en très rapides progrès sur le fonctionnement du cerveau et du système nerveux des êtres vivants indiquent-elles une plausibilité biologique du traitement probabiliste de l'information ?

Répondre à cette question fondamentale, au centre de nos préoccupations, est l'un des enjeux essentiels de notre programme scientifique pour les années à venir.

Cette question se décompose en deux sous-questions d'égale importance :

- **A l'échelle macroscopique, le fonctionnement de l'apprentissage et l'inférence bayésien est-il**

1. Institut National de Recherche en Informatique et Automatique
2. Institut de la Communication Parlée

compatible avec les théories biologiques actuelles sur la structure et le fonctionnement du système nerveux ?

- A l'échelle microscopique, les neurones et assemblées de neurones sont-ils une implantation plausible des mécanismes de l'apprentissage et de l'inférence bayésien ?

5.1 ECHELLE MACROSCOPIQUE

Nous fondons notre réflexion en cours sur la première question sur la conception suivante des systèmes sensori-moteurs :

Un système sensori-moteur est constitué de trois éléments :

- Un système physique fait de capteurs et d'actionneurs.
- Une *description* modélisant de manière probabiliste l'interaction du système physique avec son environnement.
- Un *moteur d'apprentissage et d'inférence bayésien*.

Une *description* est une distribution de probabilité.
Cette distribution de probabilité est obtenue par apprentissage à partir d'un ensemble de *connaissances préalables* π et à partir d'un *jeu de données* δ .

Les *connaissances préalables* π sont constituées de trois éléments :

- Un ensemble de variables $\{X^1, X^2, \dots, X^n\}$.
- Une *décomposition* de la distribution conjointe sur l'ensemble de variable en un produit de distributions plus simples :

$$\mathbf{P}(X^1 \otimes X^2 \otimes \dots \otimes X^n \mid \pi) = \mathbf{P}(L^1 \mid \pi) \times \mathbf{P}(L^2 \mid R^2 \otimes \pi) \times \mathbf{P}(L^3 \mid R^3 \otimes \pi) \times \dots \times \mathbf{P}(L^k \mid R^k \otimes \pi) \quad [2.30]$$

- Un ensemble de *formes paramétriques* ou de *questions à d'autres descriptions* permettant d'effectivement calculer chacune des distributions apparaissant dans la décomposition.

Un *jeu de données* δ est une collection de valeurs pour certaines des variables.

Un *moteur d'apprentissage et d'inférence bayésien* doit être capable :

- étant donné un ensemble de *connaissances préalables* π et étant donné un *jeu de données* δ d'identifier les paramètres libres de π (apprentissage).
- étant donné une *description* et une *question*, de calculer la distribution de probabilité répondant à la question (inférence) et de procéder à un tirage suivant cette distribution (décision).

En robotique, le système physique (le robot) et les connaissances préalables sont données par le programmeur. Pour un système vivant, sa morphologie et ses connaissances préalables sont déterminées génétiquement et résultent de millions d'années d'évolution. Elles expriment l'adéquation du système à son environnement en lui indiquant le type d'interaction auquel il peut s'attendre avec cet environnement. Perception, raisonnement et action ne se construisent pas à partir d'une *tabula rasa*, mais résultent d'un point de vue très *subjectif* du système sur son environnement. Chaque espèce (vivante ou robotique) aborde l'environnement avec sa propre subjectivité qui détermine ce qu'elle va être capable d'accomplir, ce qu'elle va pouvoir observer, ce qu'elle va pouvoir mémoriser et les raisonnements qu'elle va pouvoir tenir. Cette subjectivité, ces *a priori*, sont capitaux car c'est grâce à eux que le système pallie l'incomplétude et est capable de prendre des décisions «viables» malgré toutes les informations qui lui manquent.

- Les variables pertinentes sensorielles et motrices correspondent étroitement à la morphologie retenue pour le système considéré. Ce choix est bien évidemment capital, la morphologie du système conditionnant le type d'environnement auquel il sera adapté. La sélection naturelle n'a laissée survivre que des systèmes sensori-moteurs biologiques dont la morphologie est remarquablement bien adaptée à leur niche écologique. Ce choix de variables et les prétraitements morphologiques ou neuronaux correspondants (arcs réflexes) est un premier élément de réponse à un problème crucial : la réduction du nombre d'informations à traiter et du nombre de degrés de libertés à commander. En robotique, ce choix est entièrement à la charge du concepteur-programmeur et est en général l'étape de conception la plus difficile.
- La décomposition code la structure du système de traitement de l'information. Elle spécifie quelles

variables doivent être mises en relation avec quelles autres. Elle détermine, surtout, quelles variables il est inutile de mettre en relation avec quelles autres (indépendance conditionnelle). Ce choix est essentiel car il conduit à une réduction drastique de la complexité du problème à traiter. Les systèmes nerveux ne sont pas quelconques, ils sont fortement structurés, certaines aires, colonnes ou assemblées de neurones se projettent avec précision sur d'autres. Ces projections remplissent la même fonction que la décomposition : mettre des informations en relation avec d'autres ou empêcher que des informations soient en relation.

- A chacune des distributions apparaissant dans la décomposition est associée soit une forme paramétrique soit une question à une sous-description plus simple (portant sur un sous-ensemble des variables de la description principale).
 - Une forme paramétrique est un «gabarit», prête à recevoir et «interpréter» des données expérimentales pour acquérir sa forme définitive par identification de ses paramètres libres au cours d'un apprentissage. Elle peut, éventuellement, garder une certaine plasticité et s'adapter en permanence aux nouvelles données qu'elle reçoit. Elle fonctionne comme une mémoire, d'autant plus difficile à modifier qu'elle a été profondément et fortement imprégnée sans, toutefois, se figer complètement. *L'a priori* que représente cette forme paramétrique garantit son efficacité mais limite ses capacités d'apprentissage. Trop peu contrainte la forme paramétrique aura besoin d'énormément de données pour devenir pertinente, trop contrainte, elle ne pourra jamais rien apprendre.
 - Une question à une sous-description est un moyen privilégié pour structurer la connaissance. Le problème que modélise la description principale peut, ainsi, être subdivisé en sous-problèmes plus simples à résoudre. Proche de la périphérie (sensorielle ou motrice) ou du végétatif, les descriptions se décomposent en un produit de formes paramétriques aux formes en grande partie déterminées par les *a priori* (dûs au programmeur ou à l'évolution). Plus proches du centre ou plus abstraites les descriptions se décomposent en produit de descriptions plus périphériques et acquièrent ainsi une plus grande plasticité, de plus grandes capacités d'apprentissage et d'adaptation et éventuellement des capacités d'organisation temporelle. Proches de la périphérie, les descriptions peuvent être vues comme les «synergies» proposées par Bernstein (Bernstein, 1967), plus centrales, certaines ressemblent aux «stratégies» de Berthoz (voir, Berthoz, 1997, et l'exemple du séquençement temporel dans la thèse d'Olivier Lebeltel). Effectivement, comme ces deux auteurs le suggèrent, cet emboîtement hiérarchique de descriptions est un second élément de réponse au problème de la réduction du nombre de degrés de liberté et donc de la taille des problèmes à résoudre et des espaces à explorer.

A un moment donné de son «acquis», l'état de connaissance d'un système sensori-moteur peut être entièrement représenté par une description portant sur toutes les variables dont il dispose (sensorielles, motrices et internes). Cette description unique peut cependant être extrêmement complexe, portant sur un très grand nombre de variables et se décomposant en de très nombreuses sous-descriptions réparties en de nombreux niveaux hiérarchiques. Ainsi, l'expérience bien modeste de la tâche de surveillance du paragraphe précédent porte sur quarante-deux variables, quatorze descriptions et quatre niveaux hiérarchiques.

Cette description est, comme il a déjà été dit, le résultat conjoint des connaissances préalables et de la somme de toutes les expériences «vécues» par le système. Elle continue à évoluer au gré des nouvelles expériences, même si, peu à peu, le poids de l'acquis se fait de plus en plus lourd et a tendance à réduire ou, tout au moins, à ralentir ces capacités d'adaptation.

L'organisation hiérarchique des descriptions impose un ordre pour leur acquisition. Les descriptions les plus basiques, les plus périphériques devant être nécessairement acquises avant celles qui reposent sur elles. Plusieurs exemples de ce mécanisme sont donnés dans la thèse d'Olivier Lebeltel (Lebeltel, 1999) et dans le DEA de Julien Diard (Diard & Lebeltel, 1999). Une chronologie d'apprentissage par couches de compétences successives, à la Piaget, se dessine et ouvre d'intéressantes perspectives pour des recherches à venir.

Si l'on appelle M la conjonction des variables motrices, S la conjonction des variables sensorielles et I, celle des variables internes du système, la question fondamentale à laquelle le système sensori-moteur doit répondre est *in fine* :

$$P(M | S \otimes I \otimes \delta \otimes \pi) \quad [2.31]$$

Répondre à cette question suppose de répondre à toutes les sous-questions apparaissant éventuellement dans la décomposition. Ces sous-questions peuvent être de natures très diverses, par exemple :

- Il peut apparaître des questions de même type, adressées à des descriptions correspondant à des sous-

systèmes du système global :

$$P(M^1 | S^1 \otimes I^1 \otimes \delta^1 \otimes \pi^1) \quad M^1 \subset M, S^1 \subset S, I^1 \subset I \quad [2.32]$$

- Il peut apparaître des questions cherchant à prédire les conséquences sensorielles d'un jeu d'ordres moteurs (simuler une action) :

$$P(S^2 | M^2 \otimes I^2 \otimes \delta^2 \otimes \pi^2) \quad [2.33]$$

- Il peut apparaître des questions cherchant à déterminer la valeur de certaines des variables internes :

$$P(I^3 | M^3 \otimes S^3 \otimes \delta^3 \otimes \pi^3) \quad [2.34]$$

- etc.

Nous avons vu que mathématiquement toutes les variables de la distribution conjointe d'une description jouent le même rôle. La représentation d'une interaction entre système et environnement par une description n'a pas de sens direct ou inverse. Le moteur d'inférence peut répondre à n'importe quelle question et, seule, la question détermine quelles variables sont connues, inconnues ou recherchées.

Le calcul de la réponse à une question est recherche de «cohérence» (Berthoz, 1997) dans le sens mathématique précis de la recherche des valeurs les plus probables de certaines variables en connaissant certaines autres. Recherche de cohérence non seulement pour la perception, entre variables sensorielles, mais plus globalement, recherche de cohérence cognitive entre variables sensorielles, internes et motrices.

Il serait intéressant d'essayer d'interpréter de nombreuses expériences de psychophysique et de neuropsychologie dans ce cadre bayésien, qui nous le croyons apporte un éclairage nouveau. A l'ICP¹, par exemple, une explication bayésienne de l'illusion perceptive appelée «effet McGurk» a été proposée par Rafaël Laboissière et Arturo Galvan-Rodriguez (Galván-Rodriguez, 1997).

Finalement, résumons nous pour voir comment l'approche bayésienne des systèmes sensori-moteurs répond au problème fondamental de l'INCOMPLÉTUDE (voir figure 2.6).

Dans une première étape, l'irréductible incomplétude est transformée en incertitude par apprentissage. Partant de connaissances préalables et de données expérimentales, cette première étape construit les distributions de probabilités, appelées descriptions, qui codent l'état de connaissance du système.

Dans une deuxième étape, ces distributions de probabilités sont utilisées par le système sensori-moteur pour percevoir, raisonner et *in fine* décider de ses actions.

Les connaissances préalables codent ce que le système sait *a priori* à propos d'un phénomène qu'il va observer. Les données expérimentales sont le résultat de ces observations. A partir de ces deux éléments, le système construit, dans l'étape d'apprentissage, une représentation interne probabiliste du phénomène. Cette construction est théoriquement fondée sur le principe de maximum d'entropie.

Prenons deux exemples extrêmes pour mieux comprendre comment le maximum d'entropie fonctionne :

- Supposons qu'on cherche à modéliser un phénomène formel, sans variable cachée, pour lequel un modèle complet puisse être fourni. Si l'on prend comme connaissances préalables ce modèle et n'importe quel jeu d'observations de ce phénomène on obtiendra alors par apprentissage un ensemble de distributions de type Dirac qui traduiront les certitudes qu'on a sur ce phénomène. Les probabilités se réduisent alors à la logique qui apparaît comme un cas particulier des probabilités (voir Cox, 1979).
- Supposons à l'opposé que les connaissances préalables soient de très mauvaises hypothèses concernant le phénomène observé. L'apprentissage conduit alors à des distributions de probabilités très «plates» qui ne permettent de rien décider, si ce n'est au hasard.

Les cas intéressants sont les cas intermédiaires, où les connaissances préalables bien qu'imparfaites expriment une information pertinente sur le phénomène. Les distributions obtenues par apprentissage ne sont alors ni des Diracs ni uniformes. On n'a pas de certitudes sur le phénomène modélisé, mais on a des connaissances qui peuvent être utilisées pour décider au mieux des conduites à tenir.

La deuxième étape consiste à tenir des raisonnements avec les distributions de probabilités obtenues par la première étape pour finalement arriver à une décision motrice. Cette deuxième étape répond aux questions adressées aux différentes descriptions et est fondée théoriquement sur les deux règles d'inférence [E2.6] et [E2.10].

1. Institut de la Communication Parlée

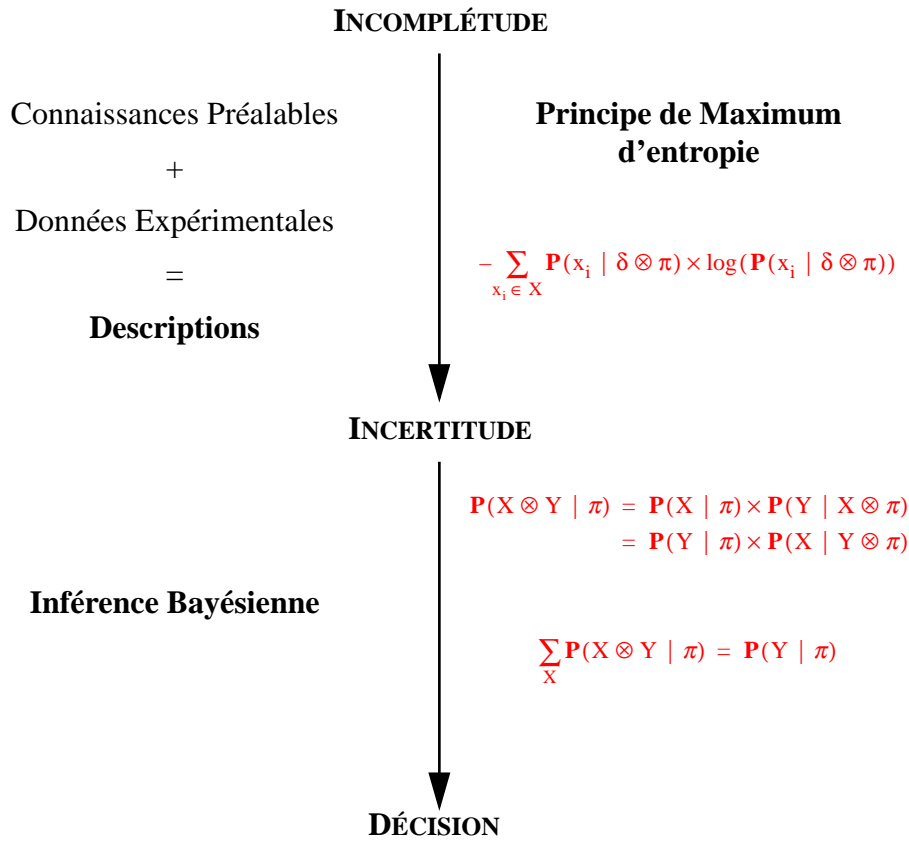


Figure 2.6 : De l'incomplétude à l'incertitude, de l'incertitude à la décision.

5.2 ECHELLE MICROSCOPIQUE

Notre réflexion sur la deuxième question¹ est moins avancée que celle sur la première question.

Cependant, nous pensons pouvoir progresser rapidement car de nombreux modèles sensori-moteurs actuels s'avèrent avoir des fondements mathématiques probabilistes. C'est le cas par exemple en automatisme et traitement du signal avec les filtres de Kalman ou dans le domaine des réseaux de neurones formels où la plupart des types de réseaux ont vu leur fonctionnement expliqué en termes probabilistes et même, parfois, en faisant appel au principe de maximum d'entropie.

A la question «Le cerveau contient-il des filtres de Kalman ?», Berthoz répond «Nous n'en savons rien.» (Berthoz, 1997). A la question plus générale «Le cerveau est-il une machine bayésienne ?» nous ferons, pour l'instant, la même réponse. Cependant, nous pensons que c'est une question qui, d'une part, est du plus grand intérêt et dont, d'autre part, la réponse n'est peut-être pas hors de portée.

5.3 DISCUSSIONS, PERSPECTIVES ET STRATÉGIE DE DÉVELOPPEMENT

A court terme, notre objectif est de publier un article proposant cette théorie bayésienne des systèmes sensori-moteurs. La rédaction de cet article est relativement avancée. Le journal cible est BBS² car son système de *peer commentaries* nous paraît ouvrir la perspective d'un passionnant débat.

La théorie que nous proposons pour les systèmes sensori-moteurs suscite, pour l'instant, plus de questions qu'elle ne fournit de réponse. Elle a le mérite, cependant, de poser ces questions clairement, précisément, voire

1. «à l'échelle microscopique, les neurones et assemblées de neurones sont ils une implantation plausible des mécanismes de l'apprentissage et de l'inférence bayésien ?»
 2. Behavioral and Brain Science

mathématiquement. Des questions incontestablement «construites» qui devraient pouvoir trouver des réponses à moyen terme si nous nous attelons efficacement à la tâche.

CHAPITRE 3 : ALGORITHMES ÉVOLUTIONNISTES POUR LA PERCEPTION L'INFÉRENCE ET L'ACTION

1 ALGORITHME GÉNÉTIQUE MASSIVEMENT PARALLÈLE

1.1 ETAT ACTUEL

Nous avons conçu, développé et implanté sur des machines massivement parallèles à base de Transputers (128 processeurs) un algorithme génétique parallèle (voir, par exemple, Bessière, 1996a, Talbi, 1991c & Bessière, 1995b). Cet algorithme a montré des performances impressionnantes et surtout une accélération considérable comparée à la version séquentielle (voir Talbi, 1991a).

Le principe de l'algorithme génétique parallèle est présenté sur la figure 3.1.

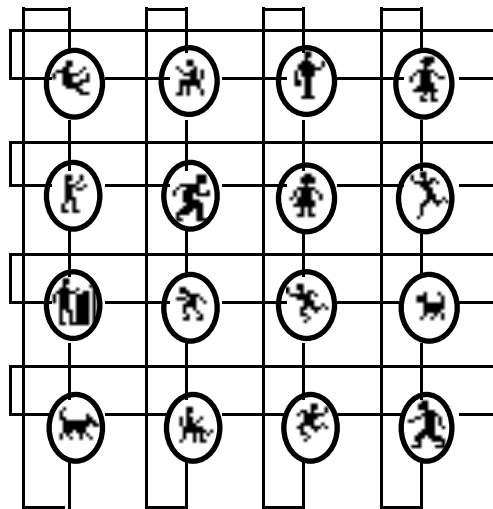


Figure 3.1 : Principe de l'algorithme génétique parallèle

Pour chaque individu de la population, on crée un processus. Les processus sont organisés sous forme de tore où chaque processus a 4 voisins. À chaque génération, tous les individus, en parallèle, choisissent parmi leurs 4 voisins avec qui ils veulent se reproduire puis effectuent cette reproduction. L'algorithme génétique parallèle itère les 4 étapes suivantes jusqu'à ce qu'un optimum satisfaisant soit atteint.

1. **Évaluation** : la fonction à optimiser F est calculée, en parallèle, pour chaque individu, de manière à classer toute la population du moins bon jusqu'au meilleur.
2. **Sélection** : des paires d'individus sont sélectionnées, en parallèle, parmi les 4 voisins, les individus les

meilleurs ayant plus de chances d'être sélectionnés que les autres (un individu peut être éventuellement sélectionné plusieurs fois).

3. **Reproduction** : De nouveaux individus (appelés "descendants") sont produits, en parallèle, à partir de ces paires.
4. **Remplacement** : Une nouvelle population est engendrée en remplaçant, en parallèle, certains des individus de la vieille population par des jeunes venant d'être créés.

1.2 POINTS FORTS ET CONTRIBUTIONS

Il faut retenir de cet algorithme génétique parallèle les points suivants :

- En 1991, cet algorithme fut un des premiers algorithmes génétiques massivement parallèles à être proposé et effectivement implanté.
- Le gain de performance obtenu est remarquable. Ceci s'explique aisément car les communications sont purement locales (un processeur communique avec ses 4 voisins) et ne croissent donc que linéairement quand le nombre de processeurs croit. Dans certains cas on obtient même une accélération super-linéaire, le temps de calcul est divisé par plus de 2 quand le nombre de processeurs est multiplié par 2 (voir Talbi, 1991a).
- Contrairement aux algorithmes génétiques séquentiels, pour l'algorithme massivement parallèle, aucun paramètres (taux de *crossing-over*, taux de mutation, etc...) ne doit être fixé empiriquement. Par exemple, la mutation n'a lieu que si un individu constate que ses 4 voisins lui sont identiques (dans ce cas le *crossing-over* serait inopérant). C'est un avantage important car le choix des valeurs de ces paramètres pour les algorithmes séquentiels est toujours délicat. De ce fait, nous utilisons une émulation de l'algorithme parallèle même quand nous n'avons à notre disposition qu'une machine mono-processeur.

1.3 DISCUSSIONS, PERSPECTIVES ET STRATÉGIE DE DÉVELOPPEMENT

En 1998 un étudiant stagiaire en mastère d'informatique (Paulo Pereira) a implanté avec succès cet algorithme sur une grappe de calcul en utilisant la librairie PVM (Parallel Virtual Machine). Dans le cadre de l'utilisation de cet algorithme pour l'inférence bayésienne (voir paragraphe 2.3 du chapitre 2), nous pensons l'implanter dans le courant de l'année qui vient sur une machine SMMP (Single Memory Multiple Processors).

2 ALGORITHME «FIL D'ARIANE» DE RECHERCHE DE TRAJECTOIRE EN ENVIRONNEMENT DYNAMIQUE

2.1 ETAT ACTUEL

L'algorithme "Fil d'Ariane" est une méthode générale de planification.

Cette méthode a été appliquée principalement au problème de la planification automatique de trajectoires.

La recherche de trajectoire est un sujet très vaste en robotique. Une analyse des planificateurs de trajectoires existants peut être trouvée dans le livre de Jean-Claude Latombe (Latombe, 1991) ou dans l'article de synthèse de Hwang (Hwang, 1992). Parmi toutes ces méthodes, celle que nous proposons peut être rapprochée de méthodes telles que celles d'Overmars (Overmars, 1993), de Svestka (Svestka, 1992), de Barraquand (Barraquand, 1990) et celle du planificateur SANDROS (Chen, 1992).

L'originalité du "fil d'Ariane" réside dans son adaptation automatique à la complexité du problème posé. La planification automatique de trajectoires est transformée en un problème d'optimisation d'une fonctionnelle dans l'espace des plans de R^+ . Cette optimisation permet d'explorer les positions accessibles à partir d'une configuration initiale. La méthode ne construit pas l'espace des configurations, par contre, à mesure que le temps passe, une approximation de plus en plus fine de l'espace accessible est élaborée.

Cette approximation est faite par un premier algorithme appelé EXPLORE qui garantit la complétude du «Fil d'Ariane» pour une résolution donnée. D'autre part, un deuxième algorithme, l'algorithme SEARCH, permet d'accélérer la recherche d'un chemin et d'atteindre la configuration objectif. SEARCH et EXPLORE sont tous

deux des algorithmes d'optimisation implantés grâce à l'algorithme génétique parallèle précédemment décrit. En résumé, la méthode proposée permet de construire un planificateur complet pour une résolution donnée qui exploite d'une manière efficace l'espace des plans pour explorer l'espace des configurations.

Nous avons implanté deux planificateurs basés sur l'algorithme «Fil d'Ariane» : le premier est un planificateur de trajectoires pour un robot mobile holonome, et le deuxième un planificateur de trajectoires pour un bras manipulateur à 6 degrés de liberté. Pour ce dernier, nous avons réalisé une implantation de notre algorithme sur une machine massivement parallèle et planifié les mouvements d'un bras à 6 degrés de liberté dans un espace dynamique où un autre bras qui se déplace fait office d'obstacle mobile.

Les informations principales concernant les différents aspects de l'algorithme «Fil d'Ariane» et de son application à la recherche de trajectoires peuvent être trouvées, soit dans la thèse de Juan-Manuel Ahuactzin intitulée «[Planification et heuristique en robotique](#)» (Ahuactzin, 1994), soit dans l'article de JAIR¹ intitulé «[The Ariadne's clew algorithm](#)» (Mazer, 1998). De nombreux autres articles (voir bibliographie) décrivent en détail les différents aspects de cet algorithme. Concernant plus spécifiquement l'implantation parallèle, on pourra se référer au mémoire d'ingénieur CNAM² de Thierry Chatroux (Chatroux, 1993). Enfin, des films démontrant les capacités de l'[Algorithme «Fil d'Ariane»](#) sont proposés en annexe électronique à ce document.

2.2 POINTS FORTS ET CONTRIBUTIONS

Les points à retenir à propos de l'algorithme «fil d'Ariane» sont les suivants :

- Une expérimentation avec des robots industriels, supposant la mise en œuvre de nombreux logiciels et machines et, notamment, une implantation de l'algorithme sur une machine parallèle à 128 processeurs a été menée jusqu'à son terme pour prouver les réelles capacités de l'algorithme.
- Un travail théorique approfondi a permis de montrer la complétude de l'algorithme pour une résolution donnée.
- C'est un algorithme efficace :
 - Les expériences montrent que l'algorithme est capable de trouver un plan pour un bras robotique à six degrés de liberté assez rapidement pour qu'il puisse se déplacer dans un environnement dynamique où un autre bras robotique sert d'obstacle mobile.
 - L'algorithme est intrinsèquement prévu pour une implantation parallèle et ses performances s'améliorent de manière significative quand le nombre de processeurs augmente.
- C'est un algorithme général :
 - Il peut être utilisé pour une large gamme d'applications en robotique avec peu d'effort d'adaptation pour passer de l'une à l'autre
 - Il peut être adapté à tout un ensemble de problèmes de recherche dans des espaces continus y compris pour des problèmes non-robotiques.

2.3 DISCUSSIONS, PERSPECTIVES ET STRATÉGIE DE DÉVELOPPEMENT

L'algorithme «Fil d'Ariane» n'est plus actuellement un des sujets de recherche prioritaire de l'équipe LAPLACE. Juan-Manuel Ahuactzin, maintenant professeur à l'UDLAP³ continue les travaux à ce sujet. Il a su susciter un grand intérêt pour cet algorithme, si bien que diverses équipes à travers le monde (Canada, France, Mexique, USA) continuent les travaux à ce sujet (voir, par exemple, Scheuer, 1996, Rosa, 1996 & Ahuactzin, 1998).

1. Journal of Artificial Intelligence Research
2. Conservatoire National des Arts et Métiers
3. Universidad De Las America Puebla (Mexique)

3 APPLICATIONS

3.1 ETAT ACTUEL

Plusieurs applications de cet algorithme génétique parallèle ont été développées et implantées. Elles sont décrites dans les paragraphes suivants.

SYSTÈMES D'EXPLOITATION POUR MACHINES MASSIVEMENT PARALLÈLES

Dans le cadre de la conception de systèmes d'exploitation pour machines massivement parallèles, étudiés dans le projet ESPRIT SUPERNODE II, les algorithmes génétiques ont été utilisés pour traiter plusieurs problèmes d'optimisation. Par exemple, le problème du placement d'un graphe de processus sur un graphe de processeurs peut être conceptualisé sous la forme du problème NP-complet de pliage de graphe. Ce problème a été résolu avec succès en optimisant, avec les algorithmes génétiques, une fonction objectif traduisant que l'on cherche, d'une part, à équilibrer la charge des différents processeurs et, d'autre part, à minimiser le nombre de messages transitant sur les liens physiques.

Ce travail a donné lieu à la soutenance d'une thèse au printemps 1993 (voir Talbi, 1993) et la publication de nombreux articles et communications (voir notamment, Talbi, 1991b).

RADIOTHÉRAPIE INVERSE

Dans le domaine médical se posent souvent des problèmes inverses pour lesquels on connaît une certaine fonction directe F . On ne sait pas inverser explicitement cette fonction et on est, pourtant, intéressé par résoudre un problème pratique avec F^{-1} .

C'est notamment le cas pour le problème de la radiothérapie inverse. Il s'agit de trouver l'emplacement des sources radioactives autour d'un malade de manière à traiter au mieux une tumeur cancéreuse. La fonction directe F permet très facilement de calculer, étant donné l'emplacement des sources, la quantité de radiation reçue par les tissus de l'organisme. Les médecins sont intéressés par le problème inverse qui consiste à trouver l'emplacement des sources qui maximisent la quantité de radiation reçue par les tissus cancéreux tout en minimisant celle reçue par les tissus sains (voir figure 3.2). Ce problème est un problème d'optimisation et a été abordé avec les algorithmes génétiques.

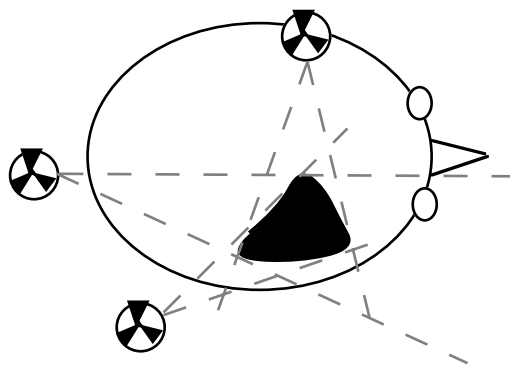


Figure 3.2 : Le problème de la radiothérapie inverse

Ce travail a été accompli dans le cadre d'une collaboration avec le laboratoire TIMC¹.

FUSION DE DONNÉES

Le problème est de construire, à partir de six images partielles, inexactes et incohérentes d'une situation aérienne autour d'un bâtiment équipé de nombreux capteurs (radars, détecteurs de radars, détecteurs de transmis-

1. Techniques de l'Imagerie, de la Modélisation et de la Cognition

sions et détecteurs infrarouges), une image globale, exacte, cohérente et fiable de cet environnement.

Ce problème a été exprimé comme un problème d'optimisation et traité à l'aide des algorithmes génétiques. Une implantation sur machine massivement parallèle a permis de quasiment atteindre les contraintes de temps très sévères imposées pour le traitement informatique. Ce travail a été accompli dans le cadre d'un contrat avec la DGA /CPM¹ (rapport confidentiel).

PRÉPARATION DE L'ACTION À COURT TERME

Une application militaire de l'algorithme «Fil d'Ariane» a été réalisée dans le cadre d'un contrat avec la DGA/CPM¹.

Le problème était de trouver la ou les manœuvres que doit accomplir un bâtiment de défense anti-aérienne au cours d'une attaque aérienne afin d'optimiser l'emploi de ses armes (armes dures, lance-leurres et brouilleurs). Par manœuvre, on entend soit un changement de cap soit un changement de vitesse. L'algorithme «Fil d'Ariane» a été légèrement adapté dans la mesure où il s'agissait, non pas de trouver des trajectoires sans collisions, mais des trajectoires satisfaisant au mieux un certain nombre de contraintes (rapport confidentiel).

LINGUISTIQUE

Les algorithmes génétiques sont utilisés en linguistique pour expliquer la morphologie des langues du monde. On montre que, par exemple, les voyelles existant dans les différentes langues du monde ne sont pas choisies au hasard. L'ensemble des voyelles d'une langue forme un tout cohérent qui optimise une certaine fonction d'évaluation universelle qui traduit notamment que les sons des différentes voyelles d'une langue doivent être les plus distincts possibles les uns des autres tout en étant les plus "économiques" possibles à prononcer. Ce problème d'optimisation a été traité avec les algorithmes génétiques. Ce travail de DEA² a été accompli dans le cadre d'une collaboration avec l'ICP³, il a été suivi d'une thèse avec un sujet légèrement différent (voir paragraphe 4).

3.2 POINTS FORTS ET CONTRIBUTIONS

- La diversité des applications développées

3.3 DISCUSSIONS, PERSPECTIVES ET STRATÉGIE DE DÉVELOPPEMENT

Pas de perspective de développer de nouvelles applications de l'algorithme génétique parallèle, si ce n'est son application à l'inférence probabiliste (voir paragraphe 2.3 du chapitre 2). Ce travail se poursuit à Lille, au laboratoire LIFL⁴ ou El-Ghazali Talbi a été recruté comme Maître de Conférence.

4 APPROCHE ÉVOLUTIONNISTE DE L'ÉMERGENCE DES STRUCTURES SONORES DANS LES LANGUES

4.1 ETAT ACTUEL

Un des enjeux de l'étude de la Communication Parlée est la justification des tendances universelles des systèmes phonologiques des langues du monde.

Il s'agit d'expliquer les principes gouvernant la distribution des briques de base qui permettent la construction du langage. Ces éléments sonores sont désignés par le nom de phonèmes.

Une approche novatrice qui consiste à simuler une société d'agents communicants a été utilisée. Le but est d'analyser dans quelle mesure un code linguistique commun est établi dans une telle société par le jeu de la communication parlée, et dans quelle mesure également les inventaires phonétiques émergent des principes d'interac-

1. Direction Générale à l'Armement / Centre de Programmation de la Marine
2. Diplôme d'Etude Approfondie
3. Institut de la Communication Parlée
4. Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille

tion entre agents communicants.

Un modèle d'échanges perceptifs de voyelles au sein d'une communauté d'agents de parole a été développé. Ce modèle, appelé ESPECE, a été validé par une application à la prédiction des systèmes vocaliques. Après confrontation aux données connues sur les inventaires phonétiques des langues du monde, les résultats de ces simulations se sont avérés encourageants.

De plus, ESPECE a été étendu pour l'étude du principe du MUAF¹. Ce principe permet d'expliquer l'apparition de traits supplémentaires dans les larges systèmes vocaliques.

La thèse de Reda Berrah intitulée «ÉVOLUTION D'UNE SOCIÉTÉ ARTIFICIELLE D'AGENTS DE PAROLE : UN MODÈLE POUR L'ÉMERGENCE DES STRUCTURES PHONÉTIQUES» soutenue en 1998 donne tous les détails à ce sujet (Berrah, 1998). Ce travail a donné lieu à quatre communications dans des conférences internationales (voir Berrah, 1995, Berrah, 1996a, Berrah, 1997a & Berrah, 1997b).

4.2 POINTS FORTS ET CONTRIBUTIONS

- La nouveauté de l'approche

4.3 DISCUSSIONS, PERSPECTIVES ET STRATÉGIE DE DÉVELOPPEMENT

Une suite directe de ce travail n'est pas envisagée pour l'instant. Par contre, la collaboration avec l'ICP³ continue dans une direction nouvelle plus proche des travaux sur l'inférence et l'apprentissage bayésien. Il s'agit du projet *Talking Babies* dont l'objectif est d'étudier les processus d'apprentissage des langues (voir paragraphe 4.3 du chapitre 2).

1. Maximum Use of Available distinctive Features

Partie II

Annexes

CHAPITRE 4 : ACTIVITÉS ANNEXES (1992->1998)

1 RESPONSABILITÉS SCIENTIFIQUES ET ADMINISTRATIVES

1.1 PÔLE RHÔNE-ALPES DE SCIENCES COGNITIVES

JE CODIRIGE AVEC ANDRÉ HOLLEY LE PÔLE RHÔNE-ALPES DE SCIENCES COGNITIVES.

Cette structure est l'un des pôles régionaux du programme «cognitique». Elle regroupe sur Rhône-Alpes 55 laboratoires (33 français et 22 suisses) couvrant tout le champ des sciences cognitives.

Le [Rapport d'activité du pôle Rhône-Alpes de sciences cognitives](#) est fourni en annexe. On peut aussi pour en savoir plus consulter les pages «Web» du pôle à l'adresse <http://www-leibniz.imag.fr/PRASC> ou sur le CD-ROM joint à ce rapport.

1.2 COMITÉ DE PROGRAMME ET DE LECTURE

COMITÉ DE PROGRAMME

- | | |
|--------------|---|
| 2000 -> | MaxEnt : Bayesian and Maximum Entropy Inference Meeting in Science and Engineering ¹ |
| 1999 -> | UAI : International conference on Uncertainty in Artificial Intelligence ² |
| 1999 -> | CEC : Congress on Evolutionary Computation ³ |
| 1999 -> | GECCO : Genetic and Evolutionary Computation Conference ⁴ |
| 1999 -> | Journées Jeunes Chercheurs en Sciences Cognitives |
| 1998 -> | FUSION : International Conference on Information Fusion ⁵ |
| 1994 -> 1998 | NEURAP : International conference on Neural Networks and their Applications |

1. <http://www.supelec.fr/lss/MaxEnt2000/>

2. <http://uai99.iet.com/>

3. <http://pcgipseca.cee.hw.ac.uk/cec2000/>

4. <http://www-illigal.ge.uiuc.edu/gecco/>

5. <http://www.inforfusion.org/fusion99/>

1993 -> EA : Journées Evolution Artificielle

COMITÉ DE LECTURE

Je participe à la sélection d'articles pour 3 revues et 7 conférences internationales.

1.3 DIVERS

1999 : JFMIA99 ; Première Journée Franco-Mexicaine en Informatique et Automatique ; voyage d'une semaine au Mexique d'une large délégation française visant à donner un cadre général aux nombreuses collaborations existant entre la France et le Mexique.

1998 ->1999 Commission de spécialistes de l'UJF (Université Joseph Fourier), section 27.

2 ENSEIGNEMENT

1999 -> DEA ISC (Information, Systèmes et Communication) et IVR (Image, Vision, Robotique) de Grenoble : **Inférence et apprentissage bayésien**

1991 -> DEA de sciences cognitives de Grenoble : **Eléments de logique et d'Intelligence Artificielle**

1991 -> 1994 DEA de Sciences Cognitives de Grenoble : **Architectures parallèles et VLSI neuromimétiques**

1991 -> 1993 EPFL (Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne), Cours Post Grade : **Algorithmes Génétiques**

3 ENCADREMENT DE CHERCHEURS

En cours: **Julien Diard** ; *Evolution et apprentissage en robotique autonome* ; Coencadrement avec Emmanuel Mazer

Ruben Garcia ; *Plannification bayésienne en robotique de manipulation* ; Coencadrement avec Emmanuel Mazer

1999: **Olivier Lebeltel** ; [Programmation bayésienne des robots](#) ; Thèse de doctorat INPG¹ (félicitations du jury) ; Coencadrement avec Emmanuel Mazer ; (Lebeltel, 1999)

Kamel Mekhnacha ; [Méthodes probabilistes bayésiennes pour la prise en compte des incertitudes géométriques : Application à la CAO-robotique](#) ; Thèse de doctorat INPG¹ (félicitations du jury) ; Coencadrement avec Emmanuel Mazer ; (Mekhnacha, 1999)

1998: **Reda Berrah** ; *Évolution d'une société artificielle d'agents de parole : un modèle pour l'émergence des structures phonétiques* ; Thèse de troisième cycle UJF ; Coencadrement avec L.J. Boé de l'ICP² ; (Berrah, 1998)

1996: **Remis Balaniuk** ; *Identification structurelle* ; Thèse de troisième cycle INPG¹ ; Coencadrement avec Emmanuel Mazer ; (Balaniuk, 1996)

1. Institut National Polytechnique de Grenoble
2. Institut de la Communication Parlée

- 1995: **Eric Dedieu** ; [La représentation contingente : Vers une réconciliation des approches fonctionnelles et structurelles de la robotique autonome](#) ; Thèse de troisième cycle INPG¹ (félicitations du jury) ; Coencadrement avec Emmanuel Mazer ; (Dedieu, 1995a)
- 1994: **Juan-Manuel Ahuactzin** ; [Planification et heuristique en robotique](#) ; Thèse de troisième cycle INPG¹ (félicitations du jury) ; Coencadrement avec Emmanuel Mazer ; (Ahuactzin, 1994)
- 1993: **El-Ghazali Talbi** ; *Allocation de processus sur les architectures parallèles à mémoire distribuée* ; Thèse de troisième cycle INPG¹ ; Coencadrement avec Traian Muntean ; (Talbi, 1993)
- Thierry Chatroux** ; *Algorithmes génétiques parallèles pour la planification de trajectoires de robots en environnements dynamiques* ; Mémoire d'ingénieur CNAM² (félicitations du jury) ; Co-encadrement avec Traian Muntean ; (Chatroux, 1993)
- 1992: **Ali Chams** ; *Un environnement logiciel pour un simulateur de réseaux de neurones*; Thèse de troisième cycle INPG¹ ; Coencadrement avec Jeanny Hérault du laboratoire LTIRF³ ; (Chams, 1992)

4 RELATIONS INDUSTRIELLES ET VALORISATION

- 1999 -> 2000 Membre du Conseil d'Administration de la société suisse de robotique K-Team S.A.
- 1995 -> 1999 Contrat DGA/DRET⁴ intitulé «Système de programmation d'un robot autonome par apprentissage et développement incrémental de modèles probabilistes»
- 1993 -> 1994 Contrat sur «l'Application des algorithmes génétiques à la préparation de l'action à court terme» avec la DGA/CPM⁵
- 1992 -> 1993 Contrat sur «la fusion multi-capteurs» avec la DGA/CPM⁵
- 1991 -> 1993 Projet ESPRIT PAPAGENA
- 1989 -> 1993 Projet ESPRIT NERVES

5 PROJETS ET COLLABORATIONS

5.1 PROJETS

- 1999 -> Projet IMAG LAPLACE financé par l'institut IMAG
- 1998 -> Projet EMERGENCE LAPLACE financé par la Région Rhône-Alpes
- 1998 -> Projet CAPES-COFECUB de collaboration avec l'université de Porto Alegre au Brésil.

1. Institut National Polytechnique de Grenoble
 2. Conservatoire National des Arts et Métiers
 3. Laboratoire de Traitement d'Image et de Reconnaissance des Formes
 4. Délégation Générale à l'Armement / Direction de la Recherche et des Etudes Techniques
 5. Délégation Générale à l'Armement / Centre de Programmation de la Marine

- 1997 -> 1999 Projet GIS Sciences de la cognition : «Perception visuelle : une approche concertée entre vision naturelle et vision artificielle»
- 1997 -> 1999 Projet GIS Sciences de la cognition : «Les robots parlent aux robots : un générateur des structures sonores du langage»
- 1997 -> 1998 Programme de recherche ARASSH¹ : «un générateur des structures sonores du langage inspiré des contraintes développementales»
- 1996 -> Network of Excellence in Evolutionary Computation (EvoNet)
- 1995 -> 1996 Pôle Rhône-Alpes de Sciences Cognitives (CNRS), Axe thématique National «Motricité et Cognition» (PIR Cognisciences)

5.2 COLLABORATIONS

Seules sont citées les collaborations ayant donné lieu (sur la période 1992-1999) ou donnant lieu actuellement à un travail effectif en commun (étudiant co-encadré, travail contractuel, etc...) :

- EPFL : Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, Lausanne, Suisse ;
- GRAVIR : CNRS, institut IMAG, Grenoble ;
- ICP : Institut de la Communication Parlée, UJF, Grenoble ;
- INRIA Rhône-Alpes : Institut National de Recherche en Informatique et Automatique ;
- Laboratoire de Neurosciences Cognitives, CNRS, Marseille ;
- LGI : Laboratoire de Génie Informatique, CNRS, Grenoble ;
- LIFL : Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille, Lille ;
- LPE : Laboratoire de Psychologie Expérimentale, Université Mendès-France, Grenoble ;
- LTIRF : Laboratoire de Traitement d'Image et de Reconnaissance de Forme, INPG, Grenoble ;
- TIMC : Informatique Médicale et système Cognitifs, CNRS, Grenoble ;
- UDLAP : Universidad de las Americas Puebla, Puebla, Mexique ;
- UFRGS : Université Fédérale de Rio Grande del Sud, Porto Alegre, Brésil.

6 INFORMATION SCIENTIFIQUE ET TECHNIQUE

- 2000 : Participation à une émission de France Télévision sur la robotique du troisième millénaire
- 1999 : Edition du CD-ROM «Equipe LAPLACE» joint à ce rapport et distribué à nos visiteurs et contacts.
- 1999 : Participation au CD-ROM «Vaucanson 2000» en mémoire de Christian Benoit.
- 1998 : Stand à la semaine de la science avec démonstrations de robotique et présentation «PowerPoint» de 15 minutes en boucle (voir [Semaine de la Science](#)).
- 1997 -> Organisateur des «Journées Cognitives», Séminaire bimensuel du pôle Rhône-Alpes de sciences cognitives
- 1997 : **ORGANISATION DE L'ÉCOLE THÉMATIQUE «MODÈLES PHYSIQUES ET MATHÉMATIQUES DE LA COGNITION»**
Cette école a eu lieu du 15 au 19 septembre 1997 à Chamonix. Elle a regroupé 70 participants pendant une semaine.
Il s'est agit de permettre aux participants d'avoir une vue d'ensemble de cinq grands para-

1. Agence Rhône-Alpes pour les sciences sociales et humaines

dignes cognitifs, fondés sur des modèles physiques ou mathématiques, qui nous ont paru avoir une maturité suffisante pour que leurs principes puissent être présentés de manière synthétique et claire : physique statistique (apprentissage et généralisation dans les réseaux de neurones, par J.P. Nadal), systèmes dynamiques (vers des réseaux de neurones biologiquement plausibles, par J. Demongeot), probabilités (modèles probabilistes de la cognition, par P. Bessière), logiques (modèles de l'incertain, logiques pondérées et cognition, par H. Prade) et complexité (complexité et cognition, par J.-P. Delahaye).

- 1994 : Participation à un article de *Sciences et Avenir* à propos des algorithmes génétiques
- 1994 : Participation à deux articles de *Technologies Internationales* à propos des algorithmes génétiques
- 1993 : Organisation des journées «Symboliconnexionistes»; Juin 1993, Grenoble, France.
- 1991 : Organisation de l'Ecole de printemps NSI91 (Neurosciences et Sciences de l'Ingénieur); Mai 1991, Villard de Lans, France.

7 FORMATION PERMANENTE

J'ai pour principe de suivre chaque année au moins un cours de formation permanente :

- 1997 -> 1998 Cours «Langage et Pragmatique» de Denis Vernant en maîtrise de philosophie, Grenoble
- 1994 -> 1995 Cours de «traitement du signal» de Jeanny Hérault à l'IEEE, Grenoble
- Cours de «statistique descriptive» de Claudine Robert et Jacques Demongeot, DEA GBM¹, Grenoble
- 1993 -> 1994 Cours «Traitement du signal et des images, reconnaissance de formes» de Jeanny Hérault, DEA de sciences cognitives, Grenoble
- 1992 -> 1993 Cours «Communication parlée» de Pierre Escudier, DEA de sciences cognitives, Grenoble
- Cours de «Linguistique», DEA de sciences cognitives, Grenoble
- 1991 -> 1992 Cours de «Psychologie Cognitive» de Guy Tiberghien, DEA de sciences cognitives, Grenoble
- Cours «Modèles neurophysiologiques», DEA de sciences cognitives, Grenoble
- 1987 et 1988 Séminaire de René Thom à l'IHES²
- 1985 et 1986 Cours de neurobiologie du Collège de France, professeur J.P. Changeux. Séminaire «Neurobiologie et Intelligence Artificielle».
- 1985 Cours «vision» et cours «robotique» de la société ITMI³ Aspects industriels de ces deux disciplines.
- 1984 Auditeur libre au cours de neurobiologie, université de Stanford.

1. Génie Biologique et Médical
 2. Institut des Hautes Etudes Scientifiques
 3. Industrie et Technologie de la Machine Intelligente

Séminaire hebdomadaire du professeur John McCarthy sur les logiques modales, université de Stanford.

Auditeur libre au cours «Psychologie et Intelligence Artificielle», université de Stanford.

CHAPITRE 5 : CURRICULUM VITAE (AVANT 1992)

CHARGÉ DE RECHERCHE (PREMIÈRE CLASSE) CNRS DEPUIS OCTOBRE 1992

1 ACTIVITÉS PROFESSIONNELLES (AVANT OCTOBRE 1992)

- 1989 -> 1992 Chargé de recherche (contractuel) à l'U.J.F. (Université Joseph Fourier) dans le laboratoire LGI / IMAG (Laboratoire de Génie Informatique / institut IMAG).
- 1985 -> 1988 Responsable technique Recherche et Développement en Intelligence Artificielle de la société I.T.M.I. (Industrie et Technologie de la Machine Intelligente).
- 1984 -> 1985 Chercheur invité au S.R.I. International (Stanford Research Institute) ; recherche financée par l'I.N.R.I.A. (Institut National de Recherche en Informatique et Automatique).
- 1981 -> 1984 Chercheur (boursier Docteur-Ingénieur) au C.N.R.S. (Centre National de la Recherche Scientifique) au laboratoire LIFIA / IMAG (Laboratoire d'Informatique Fondamentale et d'Intelligence Artificielle).

2 PRINCIPALES RÉALISATIONS PROFESSIONNELLES (AVANT OCTOBRE 1992)

- 1989 -> 1992 Chargé de recherche à l'U.J.F. (Université Joseph Fourier) dans le laboratoire LGI / IMAG (Laboratoire de Génie Informatique / institut IMAG) dans l'équipe SymPa (Systèmes massivement parallèles).

Développement d'un langage de programmation parallèle pour les réseaux de neurones dans le cadre d'un projet européen ESPRIT appelé NERVES (voir Bessière, 1990a, Bessière, 1990b & Bessière, 1991b). Co-encadrement de la thèse d'Ali Chams avec Jeanny Hérault.

Initialisation du travail sur les algorithmes génétiques. Développement de l'algorithme génétique parallèle dans le cadre d'un projet européen ESPRIT appelé PAPAGENA. Co-encadrement de la thèse de El-Ghazali Talbi avec Traian Muntean (voir Ahuactzin, 1992; Bessière, 1991b; Talbi, 1991a; Talbi, 1991b; Talbi, 1991c & Talbi, 1992a)

Initialisation du travail sur l'inférence probabiliste (voir Bessière, 1990c).

- 1985 ->1989 Responsable technique Recherche et Développement en Intelligence Artificielle à ITMI¹ société réalisant des systèmes experts pour l'industrie, dont les principaux domaines d'intérêt sont la conduite de procédés, la planification d'activités et le diagnostic.
- Directeur de projet pour la réalisation de plusieurs systèmes informatiques à base de techniques d'Intelligence Artificielle, notamment:
- SAFRAN (Système d'Aide à la Formalisation de Règles tactiques Aéro-Navales) système expert en génie logiciel pour la marine nationale (6 homme.année) (voir Bessière, 1988a);
 - SEXTANT (Système EXpert Tactique Aéro-Naval en Temps actuel) système d'aide à la décision pour la marine nationale (10 homme.année) (voir Bessière, 1988b);
 - OASYS système de diagnostic et de conduite des stations de forage pétrolier pour la société Total (1 homme.année) ;
 - LOLITA : langage de programmation logique intégré à Lisp (voir Bessière, 1987) ;
 - Système expert de diagnostic de pannes des machines outils pour la société Renault (1 homme.année).
- 1984 ->1985 Travail de recherche pour la définition et l'implantation des Systèmes Experts Procéduraux, formalisme combinant les expressions déclaratives et procédurales (voir Bessière, 1985).
- Ce travail a été réalisé au SRI² International. Il a été appliqué à un problème de conduite de procédés, de diagnostic et de maintenance pour la future station orbitale américaine dans le cadre d'un contrat avec la NASA³.
- 1981 ->1984 Travail de recherche sur la génération de plans d'actions et l'intelligence artificielle distribuée dans le cadre d'une thèse de docteur-ingénieur, intitulée: «Génération de plan en univers multi-agents» (voir Bessière, 1983a & Bessière, 1984).
- Cette étude a pour thème l'analyse des problèmes qui se posent à des agents «**INDÉPENDANTS**» et «**INTELLIGENTS**» pour organiser leurs actions dans un univers où ils **COOPÈRENT**. Elle dégage les principaux types d'interaction entre agents et les différentes activités liées à cette interaction. La capacité pour un agent d'engendrer les plans des autres agents apparaît comme essentielle. Cela entraîne pour un agent la nécessité de représenter la connaissance qu'il a de la connaissance des autres agents. Un formalisme est proposé à cet effet. Des modèles de vie en commun sont présentés pour régir les problèmes d'interaction entre agents.

3 ACTIVITÉ D'ENSEIGNEMENT (AVANT OCTOBRE 1992)

3.1 INTELLIGENCE ARTIFICIELLE :

- 1989 -> 1990 Cours d'Intelligence Artificielle à l'ENSIMAG⁴.
- 1985 -> 1987 Conception, mise en route et exécution de programmes de cours et séminaires en Intelli-

1. Industrie et Technologie de la Machine Intelligente
2. Stanford Research Institute
3. National Aeronautic and Space Agency
4. Ecole Nationale Supérieure d'Informatique et de Mathématique Appliquée de Grenoble

gence Artificielle. Notamment les cours d'une semaine organisés par ITMI¹ à Grenoble, ainsi que des séminaires de deux à quatre jours destinés à des entreprises ou à des écoles d'ingénieurs (Ecole des mines de Douai, Ecole nationale des ingénieurs de Metz, Hewlett Packard, Elf aquitaine, etc...). Ces cours étaient, soit des cours d'introduction généraux, soit des cours sur un sujet précis.

1982 -> 1983 Encadrement de Diplômes d'Etude Approfondie et de plusieurs projets de fin d'étude de l'ENSIMAG².

3.2 INFORMATIQUE :

1982 -> 1983 Enseignement de l'algorithmique à l'université de Grenoble pendant un an.

3.3 SKI

1976 -> 1984 Moniteur de ski pendant 8 ans, enseignant pendant les week-ends et les vacances, à raison d'une quarantaine de jours par an.

4 ETUDES

1981 -> 1983 Thèse de docteur-ingénieur de l'I.N.P.G. (Institut National Polytechnique de Grenoble), spécialité: Intelligence Artificielle.

1980 -> 1981 D.E.A. (Diplôme d'Etude Approfondie) en Intelligence Artificielle de l'I.N.P.G.

1978 -> 1981 Diplôme d'ingénieur en informatique de l'E.N.S.I.M.A.G. (Ecole Nationale Supérieure d'Informatique et de Mathématique Appliquée de Grenoble).

1975 ->1978 Classes de mathématique supérieure et de mathématique spéciale au lycée Pasteur de Neuilly puis au lycée Hoche de Versailles.

... -> 1975 Baccalauréat série C (préparé au lycée Pasteur de Neuilly).

5 CONNAISSANCES LINGUISTIQUES

- Langue maternelle : Français.
- Langue courante : Anglais. (18 mois aux U.S.A. et 6 mois en Angleterre)
- Notions : Russe, Italien.

1. Industrie et Technologie de la Machine Intelligente

2. Ecole Nationale Supérieure d'Informatique et de Mathématique Appliquée de Grenoble

CHAPITRE 6 : BIBLIOGRAPHIE PERSONNELLE

1 REVUES ET JOURNAUX

- Ahuactzin, J-M., Mazer, E. & Bessière, P.** ; (1995a) ; FONDEMENTS MATHÉMATIQUES DE L'ALGORITHME "FIL D'ARIANE" ; *Revue d'intelligence artificielle* ; France.
- Bessière, P., Talbi, E-G., Ahuactzin, J-M & Mazer, E.** ; (1996a) ; UN ALGORITHME GÉNÉTIQUE PARALLÈLE POUR L'OPTIMISATION ; *TSI* ; France
- Bessière, P., Dedieu, E., Lebeltel, O., Mazer, E. & Mekhnacha, K.** ; (1998a) ; INTERPRÉTATION OU DESCRIPTION (I) : PROPOSITION POUR UNE THÉORIE PROBABILISTE DES SYSTÈMES COGNITIFS SENSORI-MOTEURS ; *Intellectica* ; Vol. 26-27, pp. 257-311
- Bessière, P., Dedieu, E., Lebeltel, O., Mazer, E. & Mekhnacha, K.** ; (1998b) ; INTERPRÉTATION OU DESCRIPTION (II) : FONDEMENTS MATHÉMATIQUES DE L'APPROCHE F+D ; *Intellectica* ; Vol. 26-27, pp. 313-336
- Mazer, E., Bessière, P. & Ahuactzin, J-M.** ; (1998) ; THE ARIADNE'S CLEW ALGORITHM ; *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)* ; Volume 9, pages 295-316
- Rialle, V., Ohayon, M., Amy, B. & Bessière, P.** ; (1991) ; MEDICAL KNOWLEDGE MODELING IN A SYMBOLIC-CONNECTIONIST PERSPECTIVE ; *Computers in Medicine, I.E.E.E. engineering in medicine and biology* ; Volume 13, N°3
- Talbi, E-G. & Bessière, P.** ; (1991a) ; SUPERLINEAR PERFORMANCE OF A GENETIC ALGORITHM ON THE SUPER-NODE PARALLEL ARCHITECTURE ; *S.I.A.M. News* ; Volume 24, Number 4

2 OUVRAGES OU EXTRAITS

- Ahuactzin, J-M., Mazer, E., Bessière, P. & Talbi, E-G.** ; (1993a) ; USING GENETIC ALGORITHMS FOR ROBOT MOTION PLANNING ; *Lectures Notes in Computer Science 708, Geometric Reasoning for perception and action* ; Springer-Verlag
- Ahuactzin, J-M., Bessière, P. & Mazer, E.** ; (1995b) ; LE FIL D'ARIANE: UNE MÉTHODE DE PLANNIFICATION GÉNÉRALE DANS LES ESPACES CONTINUS : APPLICATION À LA PLANNIFICATION AUTOMATIQUE DE TRAJECTOIRES ; *Robotica* ; Editions Scientifika, France
- Bessière, P., Chams, A., Guérin, A., Héroult, J., Jutten, C. & Lawson, J-C.** ; (1990a) ; FROM HARDWARE TO SOFTWARE: DESIGNING A "NEUROSTATION" ; *Introduction to V.L.S.I. design of Artificial Neural Network* ;

Kluwer Academic Press, Boston, U.S.A.

Bessiere, P., Ahuactzin, J-M., Talbi, E-G. & Mazer, E. ; (1995a) ; THE "ARIADNE'S CLEW" ALGORITHM: GLOBAL PLANNING WITH LOCAL METHODS ; *The Algorithmic Foundations of Robotics* ; edited by K. Goldberg, D. Halperin, J.C. Latombe & R. Wilson ; A. K. Peters, Boston, MA, USA

Bessière, P., Talbi, E-G., Ahuactzin, J-M. & Mazer, E. ; (1995b) ; COOPERATING PARALLEL GENETIC ALGORITHMS ; *Handbook of Genetic Algorithms applications* ; CRC Press

Talbi, E-G. & Bessière, P. ; (1996) ; SUPERLINEAR PERFORMANCE OF A GENETIC ALGORITHM ON THE SUPER-NODE PARALLEL ARCHITECTURE ; in *Applications on Advanced Architecture Computers* ; SIAM press

3 CONFÉRENCES INVITÉES

Bessière, P., Dedieu, E., Lebeltel, O. & Mazer, E. ; (1994a) ; THE "BEAM IN THE BIN" EXPERIMENT ; Conférence invitée à IRS 94 ; Grenoble, France

Bessière, P., Lebeltel, O., Dedieu, E. & Mazer, E. ; (1994b) ; REPRESENTING ROBOT/ENVIRONMENT INTERACTIONS USING PROBABILITIES: THE "BEAM IN THE BIN" EXPERIMENT ; Conférence invitée à PerAc'94 (From Perception to Action); Lausanne, Suisse

Bessière, P. ; (1998c) ; INTERPRÉTATION VERSUS DESCRIPTION ; Journées de Rochebrune 1998 ; Mégève, France

4 CONFÉRENCES AVEC COMITÉ DE LECTURE

Ahuactzin, J-M., Talbi, E., Bessière, P. & Mazer, E. ; (1992) ; USING GENETIC ALGORITHMS FOR ROBOT MOTION PLANNING ; European Conference on Artificial Intelligence (ECAI92) ; Vienne, Autriche

Ahuactzin, J-M., Talbi, E-G., Chatroux, T., Bessière, P. & Mazer, E. ; (1993b) ; A MASSIVELY PARALLEL IMPLEMENTATION OF THE ARIADNE'S CLEW ALGORITHM ; IRS93 Intelligent Robotic System ; Zakopane, Poland

Balaniuk, R., Mazer, E. & Bessière, P. ; (1994) ; SHAPE : A METHOD FOR SURFACE PREVISION ; XI Brazilian symposium on artificial intelligence ; Fortaleza, Brasil

Balaniuk, R., Mazer, E. & Bessière, P. ; (1995a) ; FAST DIRECT AND INVERSE MODEL ACQUISITION BY FUNCTION DECOMPOSITION ; IEEE International Conference on Robotics and Automation ; Nagoya, Japan

Balaniuk, R., Mazer, E. & Bessière, P. ; (1995b) FUNCTION DECOMPOSITION FOR ACQUISITION OF DIRECT AND DIFFERENTIAL INVERSE MODELS ; XV congress of the Brazilian computer society, XXII software and hardware symposium and panels & XXI latin american conference on informatics ; Gramado, Brasil

Berrah, A.R., Glotin, H., Laboissière, R., Bessière, P. & Boë, L.J. ; (1996a) ; FROM FORM TO FORMATION OF PHONETIC STRUCTURES: AN EVOLUTIONARY COMPUTING PERSPECTIVE ; Proceedings of the 13th International Conference on Machine Learning Workshop on Evolutionary Computing and Machine Learning, In Fogarty, T. & Venturini, G. (Eds) Bari, Italie, 23-29.

Bessière, P. ; (1984) ; UN FORMALISME SIMPLE POUR REPRÉSENTER LA CONNAISSANCE DANS UN CONTEXTE DE PLANIFICATION MULTI-AGENTS ; 4eme congrès A.F.C.E.T. Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle Paris, 25 - 27 janvier 1984

Bessière, P. & Georgeff, M.P. & Lansky, A.L. ; (1985) ; A PROCEDURAL LOGIC ; I.J.C.A.I. 85 Proceedings of the ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence; Los Angeles, U.S.A., Août 1985

- Bessière, P. & Arnaud, V. & Lagoude, Y. & Pignon, P.** ; (1988a) ; SEXTANT: SYSTÈME EXPERT TACTIQUE AÉRO-NAVAL EN TEMPS ACTUEL ; Proceedings AVIGNON88, Avignon, Juin 1988.
- Bessière, P. & Fondanèche, P. & Grojean, P.** ; (1988b) ; SAFRAN: SYSTÈME D'AIDE À LA FORMALISATION DE RÈGLES TACTIQUES AÉRO-NAVALES ; Proceedings A.F.C.E.A.88, Paris, Mai 1988
- Bessière, P., Chams, A., & Muntean, T.** ; (1990b) ; A VIRTUAL MACHINE MODEL FOR ARTIFICIAL NEURAL NETWORK PROGRAMMING. ; Proceedings of I.N.N.C.90 (International Neural Network Conference), Paris, 1990
- Bessière, P.** ; (1990c) ; TOWARD A SYNTHETIC COGNITIVE PARADIGM : PROBABILISTIC INFERENCE ; COGNITIVA 90, Madrid, 1990; édité par T. Kohonen & F. Fogelman-Soulie; Elsevier science publishers, 1991
- Bessière, P.** ; (1991a) ; A PARALLEL GENETIC BOLTZMANN MACHINE ; I.J.C.N.N.91 (International Joint Conference on Neural Networks), Seattle, USA, 1991
- Bessière, P.** ; (1991b) ; GENETIC ALGORITHMS APPLIED TO FORMAL NEURAL NETWORKS: PARALLEL GENETIC IMPLEMENTATION OF A BOLTZMANN MACHINE AND ASSOCIATED ROBOTIC EXPERIMENTATIONS ; ECAL91, 1st European Conference on Artificial Life, Paris, France, 1991; Publié par MIT Press / Bradford Books
- Bessière, P., Ahuactzin, J-M., Talbi, E-G. & Mazer, E.** ; (1993a) ; THE ARIADNE'S CLEW ALGORITHM: GLOBAL PLANNING WITH LOCAL METHODS ; IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS93); Yokohama, Japan, 1993
- Bessière, P., Ahuactzin, J-M., Talbi, E-G. & Mazer, E.** ; (1993b) ; AN APPLICATION OF GENETIC ALGORITHM TO ROBOTICS : THE "ARIADNE'S CLEW" ALGORITHM ; Séminaire CARNAC, EPFL (Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne), Lausanne, Suisse; 1993
- Bessière, P., Dedieu, E., Mazer, E. & Lebeltel, O.** ; (1994c) ; THE "BEAM IN THE BIN" EXPERIMENT: AN APPLICATION OF PROBABILITY AS LOGIC TO AUTONOMOUS ROBOTIC ; MaxEnt94, Cambridge, Angleterre, 1994.
- Bessière, P., Ahuactzin, J-M. & Mazer, E.** ; (1995c) ; THE "ARIADNE'S CLEW" ALGORITHM ; ICRAM95 (International Conference on Recent Advances in Mechatronics); Istanbul, Turkey, 1995
- Bessière, P. & Dedieu, E.** ; (1995d) ; THE "BEAM IN THE BIN": AN ILLUSTRATION OF A PROBABILISTIC APPROACH TO ROBOTICS ; ICRAM95 (International Conference on Recent Advances in Mechatronics); Istanbul, Turkey, 1995
- Dedieu, E. & Bessière, P.** ; (1994a) ; LA CARACTÉRISATION SENSORIELLE DES COMPORTEMENTS ; NSI94 (Neurosciences et Sciences de l'Ingénieur); Chamonix, France, 1994.
- Dedieu, E., Mazer, E. & Bessière, P.** ; (1994b) ; LA MODÉLISATION SENSORIELLE: UNE APPROCHE ORIGINALE DE LA NOTION DE MODÉLISATION DANS LA PROGRAMMATION DES ROBOTS ; Journées de Rochebrune "Autonomie et interactions fonctionnelles"; Mégève, France, 1994.
- Dedieu, E., Lebeltel, O. & Bessière, P.** ; (1996) ; CONTINGENCY AS A MOTOR FOR ROBOT DEVELOPMENT ; AAAI fall symposium on Embodied Cognition and Action, MIT, Cambridge, USA ; 1996
- Dedieu, E., Bessière, P. & Lebeltel, O.** ; (1997a) ; WINGS WERE NOT DESIGNED TO LET ANIMALS FLY ; LNCS 11363, Artificial Evolution, Springer-Verlag. Papier choisi de EA97, Nîmes, France ; 1997
- Dedieu, E., Lebeltel, O. & Bessière, P.** ; (1997b) ; IDENTITÉ FONCTIONNELLE ET IDENTITÉ STRUCTURELLE: ILLUSTRATION SUR LE DÉVELOPPEMENT D'UN ROBOT ; Journées de Rochebrune (rencontres interdisciplinaires sur les systèmes complexes naturels et artificiels), Mégève, France, 1997.
- Lebeltel, O., Bessière, P. & Mazer, E.** ; (1994a) ; LA POUCELLE LUMINEUSE : ACQUISITION PROBABILISTE D'ORGANISATION SENSORI-MOTRICE ; NSI94 (Neurosciences et Sciences de l'Ingénieur); Chamonix, France, 1994.

- Lebeltel, O., Bessière, P. & Mazer, E.** ; (1994b) ; LA POUBELLE LUMINEUSE : EXPÉRIENCE DE MODÉLISATION QUANTITATIVES DES INTERACTIONS FONCTIONNELLES SENSORI-MOTRICES ; Journées de Rochebrune "Autonomie et interactions fonctionnelles"; Mégève, 1994.
- Lebeltel, O., Bessière, P., Dedieu, E. & Mazer, E.** ; (1997b) ; MODÉLISATION BAYÉSIENNE D'INTERACTION ROBOT/ENVIRONNEMENT TÉLÉOPÉRÉES ; proceedings SISOM'97 (Annual Symposium of the Institute of Solid Mechanics) ISSN 1223-7140, Bucharest, November 20-21 1997.
- Mazer, E., Ahuactzin, J-M., Talbi, E-G. & Bessière, P.** ; (1992) ; THE ARIADNE'S CLEW ALGORITHM ; From Animal to Animats: The second international conference on simulation and adaptative behavior (SAB92); Honolulu, USA, 1992
- Mazer, E., Ahuactzin, J-M., Talbi, E-G. & Bessière, P.** ; (1993a) ; PARALLEL MOTION PLANNING WITH THE ARIADNE'S CLEW ALGORITHM ; Third international symposium on experimental robotics; Kyoto, Japan, 1993
- Mazer, E., Ahuactzin, J-M., Talbi, E-G. & Bessière, P.** ; (1993b) ; ROBOT MOTION PLANNING WITH THE ARIADNE'S CLEW ALGORITHM ; International conference on intelligent autonomous systems; Pittsburgh, USA, 1993
- Mekhnacha K., Bessière P. & Mazer E.** ; (1996) ; MÉTHODE PROBABILISTE BAYÉSIENNE POUR LA CALIBRATION EN ROBOTIQUE ; 6èmes Journées Jeunes Chercheurs en Robotique, Nantes, France, janvier 96
- Mekhnacha K., Bessière P., Mazer E.** ; (1997) ; MODELEUR PROBABILISTE POUR LA CAO ROBOTIQUE ; Journées Modeleurs Géométriques, Grenoble, septembre 97
- Mekhnacha K., Bessière P, Mazer E.** ; (1998) ; MÉTHODE PROBABILISTE BAYÉSIENNE POUR LA PRISE EN COMPTE DES INCERTITUDES GÉOMÉTRIQUES EN ROBOTIQUE ; Journées de Géométrie Algorithmique, Sophia Antipolis, mai 98
- Talbi, E-G. & Bessière, P.** ; (1991b) ; A PARALLEL GENETIC ALGORITHM FOR THE GRAPH PARTITIONNING PROBLEM ; A.C.M. International Conference on SuperComputing; Juin 1991, Cologne, Allemagne
- Talbi, E-G. & Bessière, P.** ; (1991c) ; GENETIC PARALLEL ALGORITHM : PERFORMANCES AND APPLICATIONS ; Proceeding de "International Conference on Novel Optimization Technics", Février 1991, Copenhague, Danemark
- Talbi, E-G., Ahuactzin, J-M., Mazer, E. & Bessière, P.** ; (1992a) ; PARRALLEL ROBOT MOTION PLANNING ; CONPAR-92 - VAPP V; Lyon, France; 1992

5 RAPPORT DE RECHERCHE

- Bessière, P.** ; (1983a) ; *La génération de plan en univers multi-agents* ; Thèse de Docteur-Ingénieur I.N.P.G.-I.M.A.G. Grenoble, France, décembre 1983
- Bessière, P.** ; (1987) ; LOLITA : UN LANGAGE DE PROGRAMMATION LOGIQUE INTÉGRÉ À LISP ; Cahier technique I.T.M.I., 1987.
- Talbi, E-G. & Bessière, P.** ; (1991d) ; UN ALGORITHME GÉNÉTIQUE PARALLÈLE POUR LE PROBLÈME DE PARTITIONNEMENT DE GRAPHES ; Rapport de recherche IMAG, RR-845-I-, Mars 1991

6 ATELIERS, JOURNÉES DE TRAVAIL ET SÉMINAIRES

- Ahuactzin, J-M., Talbi, E-G., Bessière, P. & Mazer, E.** ; (1991) ; USING GENETIC ALGORITHMS FOR ROBOT MOTION PLANNING ; Journées "Raisonnement géométrique : de la perception vers l'action"; Grenoble, France, 1991
- Bessière, P. & Dufay, B.** ; (1983b) ; L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS L'INDUSTRIE, À QUEL PRIX? ; Symposium AFIAS, Paris, novembre 1983
- Bessière, P.** ; (1990d) ; SYSTÈME FORMEL ET INFÉRENCE PROBABILISTE ; Workshop "Modèles symboliconnexionistes", Paris, France, 1990
- Bessière, P.** ; (1990e) ; UN POSSIBLE PARADIGME SYNTHÉTIQUE POUR LE CONNEXIONISME : L'INFÉRENCE PROBABILISTE ; Proceedings of N.S.I.90, Aussois, 1990
- Bessière, P., Chams, A., Muntean, T. & Chol, P.** ; (1990f) ; UN MODÈLE DE MACHINE ABSTRAITE POUR LA PROGRAMMATION DES RESEAUX DE NEURONES FORMELS ; Proceedings of N.S.I.90, Aussois, 1990
- Bessière, P.** ; (1991c) ; LES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES PARALLÈLES ; Séminaire AFCET "Combinatoire", Paris, Décembre 1991
- Bessière, P. et Mazer, E.** ; (1992) ; CONNEXIONISME ET GÉNÉRATION DE MOUVEMENT EN ROBOTIQUE ; Journées du pôle Rhône-Alpes de sciences cognitives, Autrans, France, Avril 1992
- Bessière, P., Lebeltel, O.** ; (1993c) ; L'ANCRAGE PERCEPTIF DES SYMBOLES? ... MAIS AU FAIT, A-T-ON VRAIMENT BESOIN DES SYMBOLES? ; Journées "Formation des symboles dans les modèles de la cognition"; Grenoble, France, 1993.

CHAPITRE 7 : BIBLIOGRAPHIE

- Ahuactzin, Juan-Manuel** ; (1994) ; *Planification et heuristique en robotique* ; Thèse de troisième cycle INPG (Institut National Polytechnique de Grenoble), Grenoble, France.
- Ahuactzin, J-M., Gupta, K. & Mazer, E.**; (1998) ; MANIPULATION TASK PLANNING FOR REDUNDANT ROBOTS : A PRACTICAL APPROACH ; *International Journal of Robotic Research*, Vol. 17, N° 7
- Bachelard, G.** ; (1938) ; *La formation de l'esprit scientifique : Contribution a une psychanalyse de la connaissance objective* ; Librairie philosophique J. Vrin, Paris, France (édition de 1972)
- Balaniuk, R.** ; (1996) ; *Identification Structurelle* ; PhD Institut National Polytechnique de Grenoble, Grenoble, France
- Barraquand, C. & Latombe, J-C.** ; (1990) ; A MONTE-CARLO ALGORITHM FOR PATH PLANNING WITH MANY DEGREES OF FREEDOM ; *IEEE robotics and automation*, pp.1712; 1990
- Berrah, A.R., Boë, L-J. & Schwartz, J-L.**; (1995) ; EMERGENT SYLLABLE USING ARTICULATORY AND ACOUSTIC PRINCIPLES ; *XIIIth International Congress of Phonetics Science*, Elenius, K. & Branderud, P. ed., Vol. 1, pp. 396-399 ; Stockolm, Suède
- Berrah, A.R.**; (1997a) ; ARTIFICIAL LIFE OF A SOCIETY OF SPEECH ROBOTS: EMERGENCE OF PHONETIC STRUCTURES ; Second German Workshop on Artificial Life, Dortmund, Germany ; pp. 45-47
- Berrah, A.R. & Laboissiere, R.**; (1997b) ; PHONETIC CODE EMERGENCE IN A SOCIETY OF SPEECH ROBOTS: EXPLAINING VOWEL SYSTEMS AND THE MUAF PRINCIPLE ; EuroSpeech97, Rhodes, Greece, September 97, vol. 5, pp. 2395-2398.
- Berrah, A.R.** ; (1998) ; *Emergence des structures sonores de la parole dans une communauté de robots parlants* ; Thèse de doctorat UJF (Université Joseph Fourier), Grenoble, France.
- Bernstein, N.A.**; (1967) ; *The coordination and regulation of movement* ; Pergamon Press ; New York, USA
- Berthoz, A.**; (1997) ; *Le sens du mouvement* ; Editions Odile Jacob ; Paris, france
- Bessière, P.** ; (1987) ; LOLITA : UN LANGAGE DE PROGRAMMATION LOGIQUE INTÉGRÉ À LISP ; *Cahier technique I.T.M.I.*.
- Bessière, P., Dedieu, E., Lebeltel, O., Mazer, E. & Mekhnacha, K.** ; (1998a) ; INTERPRÉTATION OU DESCRIPTION (I) : PROPOSITION POUR UNE THÉORIE PROBABILISTE DES SYSTÈMES COGNITIFS SENSORI-MOTEURS ; *Intellectica* ; Vol. 26-27, pp. 257-311

- Bessière, P., Dedieu, E., Lebeltel, O., Mazer, E. & Mekhnacha, K.** ; (1998b) ; INTERPRÉTATION OU DESCRIPTION (I) : FONDEMENTS MATHÉMATIQUES DE L'APPROCHE F+D ; *Intellectica* ; Vol. 26-27, pp. 313-336
- Bretthorst, G.L.** ; (1988) ; *Bayesian spectrum analysis and parameter estimation* ; Springer Verlag
- Brooks, R.A.** ; (1986) ; A ROBUST LAYERED CONTROL SYSTEM FOR A MOBILE ROBOT ; *IEEE Journal of Robotics and Automation* ; Vol. 2(1), pp. 14-23
- Chams, A.** ; (1992) ; *Un environnement logiciel pour un simulateur de réseau de neurones : SMART* ; PhD Institut National Polytechnique de Grenoble ; Grenoble, France
- Chatroux, T.** ; (1993) ; ALGORITHMES GÉNÉTIQUES PARALLÈLES POUR LA PLANIFICATION DE TRAJECTOIRES DE ROBOTS EN ENVIRONNEMENTS DYNAMIQUE ; Mémoire d'ingénieur CNAM ; Grenoble, France
- Chen, C. & Hwang, Y.K.** ; (1992) ; SANDROS: A MOTION PLANNER WITH PERFORMANCE PROPORTIONNAL TO TASK DIFFICULTY ; Proceedings of the 1992 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Nice, France
- Colmerauer, A.** ; (1986) ; *Theoretical model of PROLOG II: Logic Programming and its Application* ; Ablex Publishing Corporation.
- Cooper, G.** ; (1990) ; THE COMPUTATIONAL COMPLEXITY OF PROBABILISTIC INFERENCE USING BAYESIAN BELIEF NETWORKS ; *Artificial Intelligence*, Vol. 42, pp. 393-405
- Cox, R.T.** ; (1961) ; *The algebra of probable inference* ; The John Hopkins Press, Baltimore
- Cox, R.T.** ; (1979) ; 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
- Dagum, P. & Luby, M.** ; (1993) ; APPROXIMATE PROBABILISTIC REASONING IN BAYESIAN BELIEF NETWORK IS NP-HARD ; *Artificial Intelligence*, Vol. 60, pp. 141-153
- Darwiche, A. and Provan, G.** ; (1997) ; QUERY DAGS: A PRACTICAL PARADIGM FOR IMPLEMENTING BELIEF-NETWORK INFERENCE ; *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, Vol. 6, pp. 147-176
- Dedieu, E.** ; (1995a) ; *La représentation contingente : Vers une réconciliation des approches fonctionnelles et structurelles de la robotique autonome* ; Thèse de troisième cycle INPG, Grenoble, France.
- Delcher, A.L., Grove, A.J., Kasif, S. and Pearl, J.** ; (1996) ; LOGARITHMIC-TIME UPDATES AND QUERIES IN PROBABILISTIC NETWORKS ; *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)* ; Vol. 4, pp. 37-59
- Diard, J. & Lebeltel, O.** ; (1999) ; BAYESIAN LEARNING EXPERIMENTS WITH A KHEPERA ROBOT ; Proceedings of the first International Khepera Workshop, Paderborn, Germany, pp. 129-138
- Erickson, G.J. & Smith, C.R.** ; (1988a) ; *Maximum-Entropy and Bayesian methods in science and engineering ; Volume 1 : Foundations* ; Kluwer Academic Publishers
- Erickson, G.J. & Smith, C.R.** ; (1988b) ; *Maximum-Entropy and Bayesian methods in science and engineering ; Volume 2 : Applications* ; Kluwer Academic Publishers
- Frey, B.J.** ; (1998) ; *Graphical Models for Machine Learning and Digital Communication* ; MIT Press
- Galván-Rodriguez, A.** ; (1997) ; *Études dans le cadre de l'inversion acoustico-articulatoire : Amélioration d'un modèle articulatoire, normalisation du locuteur et récupération du lieu de constriction des plosives* ; Thèse de Doctorat Sciences Cognitives INPG ; Grenoble, France
- Geman, S., Bienenstock, E. & Doursat, R.** ; (1992) ; NEURAL NETWORKS AND THE BIAS/VARIANCE DILEMMA ; *Neural Computation*, Vol. 4, pp. 1-58; MIT Press

- Gould, S.J.**; (1991) ; *Bully for Brontosorus* ; Penguin editors
- Halpern, J.Y.** ; (1999a) ; A COUNTEREXAMPLE TO THEOREMS OF COX AND FINE ; *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, Vol. 10, pp. 67-85.
- Harnad, S.** ; (1990) ; THE SYMBOL GROUNDING PROBLEM; *Physica D* , 42 : 335-346
- Hwang, Y.K. & Ahuja, N.** ; (1992) ; GROSS MOTION PLANNING A SURVEY; ADVANCED ROBOTICS REDUNDANCY AND OPTIMIZATION ; *ACM computing surveys* ; Addison-Wesley Publishing Company, Vol 24, N°3
- Jaakkola, T.S. and Jordan, M.I.** ; (1999) ; VARIATIONAL PROBABILISTIC INFERENCE AND THE QMR-DT NETWORK ; *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, Vol. 10, pp. 291-322
- Jaynes, E.T.** ; (1982) ; ON THE RATIONALE OF MAXIMUM-ENTROPY METHODS ; Proceedings of the IEEE
- Jaynes, E.T.** ; (1995) ; *Probability theory - The logic of science* ; unfinished book available at <http://bayes.wustl.edu/etj/prob.html>
- Jordan, M.** ; (1998) ; *Learning in Graphical Models* ; MIT Press
- Jordan, M., Ghahramani, Z., Jaakkola, T.S. & Saul, L.K.** ; (1999) ; AN INTRODUCTION TO VARIATIONAL METHODS FOR GRAPHICAL MODELS ; In press, *Machine Learning*
- Kapur, J.N., & Kesavan, H.K.** ; (1992) ; *Entropy optimization principles with applications* ; Academic Press
- Kleene, S. C.** ; (1967) ; *Mathematical Logic* ; John Wiley & sons ; New York, USA
Publié en français sous le titre : *Logique mathématique* ; Armand Colin ; Paris, France ; (1971)
- Latombe, Jean-Claude**; (1991) ; *Robot Motion Planning* ; Ed. Kluwer Academic Publishers
- Lauritzen, S. & Spiegelhalter, D.** ; (1988) ; LOCAL COMPUTATIONS WITH PROBABILITIES ON GRAPHICAL STRUCTURES AND THEIR APPLICATION TO EXPERT SYSTEMS ; *Journal of the Royal Statistical Society B* ; Vol. 50, pp. 157-224
- Lauritzen, S. L.** ; (1996) ; *Graphical Models* ; Oxford University Press
- Lebeltel, O.** ; (1999) ; *Programmation Bayésienne des Robots* ; Thèse de troisième cycle INPG, Grenoble, France.
- Mazer, E., Bessière, P. & Ahuactzin, J-M.** ; (1998) ; THE ARIADNE'S CLEW ALGORITHM ; *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)* ; Volume 9, pages 295-316
- Mekhnacha, K.** ; (1999) ; *Méthodes probabilistes bayésiennes pour la prise en compte des incertitudes géométriques : Application à la CAO-robotique* ; Thèse de doctorat INPG (Institut National Polytechnique de Grenoble) ; Grenoble, France
- Mohammad-Djafari, A. & Demoment, G.** ; (1992) ; *Maximum entropy and bayesian methods* ; Kluwer Academic Publishers
- Overmars, M.H.** ; (1993) ; A RANDOM APPROACH TO MOTION PLANNING ; Spring school on robot motion planning; Rodez, France
- Pearl, J.** ; (1988) ; *Probabilistic reasoning in intelligent systems : Networks of plausible inference* ; Morgan Kaufmann Publishers ; San Mateo, California, USA
- Poincaré, H** ; (1902) ; *La science et l'hypothèse* ; Publié originellement en 1902, ce livre est maintenant réédité aux éditions de la Bohème ; Rueil-Malmaison, France

- Robert, C.** ; (1990) ; AN ENTROPY CONCENTRATION THEOREM: APPLICATIONS IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND DESCRIPTIVE STATISTICS ; *Journal of Applied Probabilities*
- Robert, C.** ; (1991) ; *Modèles statistiques pour l'intelligence artificielle : l'exemple du diagnostic médical* ; Masson; Paris, France
- Robinson, J.A.** ; (1965) ; A MACHINE ORIENTED LOGIC BASED ON THE RESOLUTION PRINCIPLE ; *Jour. Assoc. Comput. Mach.*, vol. 12
- Robinson, J.A.** ; (1979) ; *Logic : Form and Function* ; North-Holland ; New York, USA
- Robinson, J.A. & Sibert, E.E.** ; (1983a) ; LOGLISP : AN ALTERNATIVE TO PROLOG ; *Machine Intelligence* ; Vol. 10.
- De la Rosa, F.**; (1996) ; *Planification de mouvements avec prise en compte explicite des incertitudes géométriques* ; PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, Grenoble, France
- Ruiz, A., Lopez-de-Teruel, P.E. and Garrido, M.C.** ; (1998) ; PROBABILISTIC INFERENCE FROM ARBITRARY UNCERTAINTY USING MIXTURES OF FACTORIZED GENERALIZED GAUSSIANS ; *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)* ; Vol. 9, pp. 167-217
- Saul, L.K., Jaakkola, T. and Jordan, M.I.** ; (1996) ; MEAN FIELD THEORY FOR SIGMOID BELIEF NETWORKS ; *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, Vol. 4, pp. 61-76
- Scheuer, A. & Fraichard, Th.**; (1996) ; PLANNING CONTINUOUS CURVATURE PATHS FOR CAR LIKE ROBOTS ; Proc of the IEEE-RSJ Int. Conf on Intelligent Robots and Systems, Vol. 3, pp. 1304-1311 ; Osaka, Japan
- Shore J.E. & Johnson R.W.** ; (1980) ; AXIOMATIC DERIVATION OF THE PRINCIPLE OF MAXIMUM ENTROPY AND THE PRINCIPLE OF MINIMUM CROSS-ENTROPY ; *IEEE Transactions on Information Theory*
- Smith, C.R. & Grandy, W.T. Jr.** ; (1985) ; *Maximum-Entropy and bayesian methods in inverse problems* ; D. Reidel Publishing Company
- Svestka, P.** ; (1992) ; A PROBABILISTIC APPROACH TO MOTION PLANNING FOR CAR-LIKE ROBOTS ; Utrecht University, Departement of computer science, The Netherlands
- Talbi, E-G.** ; (1993) ; *Allocation de processus sur les architectures parallèles à mémoire distribuée* ; Thèse de troisième cycle INPG (Institut National Polytechnique de Grenoble) , Grenoble, France.
- Tarentola, A.** ; (1987) ; *Inverse Problem Theory: Methods for data fitting and model parameters estimation* ; Elsevier ; New York, USA
- Zhang, N.L. and Poole, D.** ; (1996) ; EXPLOITING CAUSAL INDEPENDENCE IN BAYESIAN NETWORK INFERENCE ; *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, Vol. 5, pp. 301-328

CHAPITRE 8 : ANNEXES ÉLECTRONIQUES

DÉMONSTRATIONS FILMÉES

1 SEMAINE DE LA SCIENCE

1.1 RÉSUMÉ :

Une présentation «grand public» (avec commentaires oraux) sur les activités robotiques de l'équipe LAPLACE réalisée pour la «Semaine de la Science» 1998.

Cette présentation comprend notamment cinq films sur les expériences faites avec le Khepera dans le cadre de la thèse d'Olivier Lebeltel.

1.2 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [HTML](#)

SUR LA TOILE :

- [HTML](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Cours/Semaine-Science/index.html) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Cours/Semaine-Science/index.html>)

2 ALGORITHME «FIL D'ARIANE»

2.1 ABSTRACT :

The Ariadne's clew algorithm is a general purpose path planner based on optimization technics (genetic algorithm).

4 videos demonstrating the capabilities of this algorithm are proposed. First a 1 Mo MPEG video of the whole demonstration (no sound), and then 3 videos QuickTime (with commentaries) corresponding to 3 segments of the previous video.

2.2 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [HTML](#)

SUR LA TOILE :

- [HTML](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Demonstration/Robotique/Fil-d-Ariane/Ariane.html) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Demonstration/Robotique/Fil-d-Ariane/Ariane.html>)

3 BAYESIAN CAD MODELLING

3.1 ABSTRACT

A Bayesian CAD modeler offers the possibility to describe the machines (positions, precision, kinematics and control parameters, etc.), the objects (locations and shapes), the sensors (range and accuracy) and the environment within a simple, unified and concise probabilistic description. Consequently, the main difference between a Bayesian CAD modeler and a classical one is that, when resolving calibration and inverse kinematics problems, it is possible to take into account all the uncertainties at hand.

3.2 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [HTML](#)

SUR LA TOILE :

- [HTML](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Demonstration/CAO/Calibration.html) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Demonstration/CAO/Calibration.html>)

ARTICLES DE REVUE

4 INTERPRÉTATION OU DESCRIPTION (I) : PROPOSITION POUR UNE THÉORIE PROBABILISTE DES SYSTÈMES COGNITIFS SENSORI-MOTEURS

4.1 RÉFÉRENCE :

Bessière, P., Dedieu, E., Lebeltel, O., Mazer, E. & Mekhnacha, K. ; (1998a) ; INTERPRÉTATION OU DESCRIPTION (I) : PROPOSITION POUR UNE THÉORIE PROBABILISTE DES SYSTÈMES COGNITIFS SENSORI-MOTEURS ; *Intellectica* ; Vol. 26-27, pp. 257-311

4.2 RÉSUMÉ :

Jusqu'à quel point agir et percevoir supposent-ils de «comprendre» ou même plus simplement de se «représenter» le monde ? Telle est l'une des préoccupations fondamentales des recherches sur la sensori-motricité. Elle est au centre de nombreux débats en sciences cognitives. Cette question une fois formalisée, expurgée, simplifiée et traduite en termes mathématiques, nous amène à nous interroger tout au long de cet article, sur les liens qui peuvent exister entre les inférences formelles mécanisées informatiquement et leurs contreparties dans le monde physique où évolue un robot. Ainsi reformulée, la question centrale débattue devient : comment rendre effectives les inférences formelles ?

4.3 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [PDF](#)
- [PS](#)

SUR LA TOILE :

- [PDF](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98a.pdf) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98a.pdf>)
- [PS](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98a.ps) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98a.ps>)
- [PS.gz](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98a.ps.gz) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98a.ps.gz>)

5 INTERPRÉTATION OU DESCRIPTION (II) : FONDEMENTS MATHÉMATIQUES DE L'APPROCHE F+D

5.1 RÉFÉRENCE :

Bessière, P., Dedieu, E., Lebeltel, O., Mazer, E. & Mekhnacha, K. ; (1998b) ; INTERPRÉTATION OU DESCRIPTION (II) : FONDEMENTS MATHÉMATIQUES DE L'APPROCHE F+D ; *Intellectica* ; Vol. 26-27, pp. 313-336

5.2 RÉSUMÉ :

Cet article fait suite à l'article «Interprétation ou Description (I) : Proposition pour une théorie probabiliste des systèmes cognitifs sensori-moteurs». Son objectif est de présenter les fondements mathématiques de l'approche F+D présentée dans le premier article. Les deux composantes fondamentales dont nous avons besoin pour notre approche F+D sont présentées. D'une part, des règles formelles permettant de raisonner sur des données incertaines et incomplètes. D'autre part, le principe de maximum d'entropie, qui permet de clarifier le lien entre descrip-

tions et expériences et donne un cadre théorique général pour l'apprentissage

5.3 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [PDF](#)
- [PS](#)

SUR LA TOILE :

- [PDF](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98b.pdf) (http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98b.pdf)
- [PS](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98b.ps) (http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98b.ps)
- [PS.gz](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98b.ps.gz) (http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Bessiere98b.ps.gz)

6 THE ARIADNE'S CLEW ALGORITHM

6.1 RÉFÉRENCE :

Mazer, E., Bessière, P. & Ahuactzin, J-M. ; (1998) ; THE ARIADNE'S CLEW ALGORITHM ; *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)* ; Volume 9, pages 295-316

6.2 ABSTRACT :

We present a new approach to path planning, called the "Ariadne's clew algorithm". It is designed to find paths in high-dimensional continuous spaces and applies to robots with many degrees of freedom in static, as well as dynamic environments --- ones where obstacles may move. The Ariadne's clew algorithm comprises two sub-algorithms, called SEARCH and EXPLORE, applied in an interleaved manner. EXPLORE builds a representation of the accessible space while SEARCH looks for the target. Both are posed as optimization problems. We describe a real implementation of the algorithm to plan paths for a six degrees of freedom arm in a dynamic environment where another six degrees of freedom arm is used as a moving obstacle. Experimental results show that a path is found in about one second without any pre-processing.

6.3 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [PDF](#)
- [PS](#)

SUR LA TOILE :

- [PDF](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mazer98a.pdf) (http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mazer98a.pdf)
- [PS](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mazer98a.ps) (http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mazer98a.ps)
- [PS.Z](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mazer98a.ps.Z) (http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mazer98a.ps.Z)

7 BAYESIAN ROBOT PROGRAMMING

7.1 RÉFÉRENCE :

Article soumis à *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)* :
Lebeltel, O., Bessière, P., Diard, J. & Mazer, E. ; BAYESIAN ROBOT PROGRAMMING

7.2 ABSTRACT :

We propose a new method to program robots based on Bayesian inference and learning. The capacities of this programming method are demonstrated through a succession of more and more complex experiments. Starting from learning of simple reactive behaviors, we present instances of behaviors combination, sensor fusion, hierarchical behavior composition, situation recognition and temporal sequencing. This series of experiments finally appears as the steps of an incremental development of a complex robot program. The advantages and drawbacks of this approach are discussed along these different experiments and sum up as a conclusion. These different robotics programs may be seen as an illustration of probabilistic programming applicable whenever one has to deal with problems based on uncertain or incomplete knowledge. The scope of possible applications is obviously much broader than robotics.

7.3 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [PDF](#)

SUR LA TOILE :

- [PDF](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Lebeltel2000.pdf) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Lebeltel2000.pdf>)

THÈSES

8 LA REPRÉSENTATION CONTINGENTE : VERS UNE RECONCILIATION DES APPROCHES FONCTIONNELLES ET STRUCTURELLES DE LA ROBOTIQUE AUTONOME

8.1 RÉFÉRENCE :

Eric Dedieu ; (1995a) ; *La représentation contingente : Vers une reconciliation des approches fonctionnelles et structurelles de la robotique autonome* ; Thèse de troisième cycle INPG, Grenoble, France.

Cette thèse a obtenue les félicitations du jury.

8.2 RÉSUMÉ :

L'objet de la robotique autonome est d'éliminer l'intervention du concepteur humain dans le fonctionnement d'un robot en environnement "complexe". Or, la programmation traditionnelle d'un robot repose sur l'utilisation de modèles dont le domaine de validité est assez restreint. Quand on sort du domaine de validité, on tombe sur le problème de l'imprévu, objet de cette thèse. Nous affirmons d'abord que l'autonomie d'un robot ne peut être obtenue sans une gestion systématique de l'imprévu, et que les approches habituelles de la robotique (hiérarchiques, comportementales, adaptatives) ne sont pas adéquates pour aborder cette question dans des environnements naturels non précisément contrôlés. Nous proposons alors trois pistes pour contourner ces limites. Sur le plan théorique, nous défendons la nécessité d'une reconnaissance explicite par un robot de sa propre ignorance, et donc d'une gestion systématique de l'incertitude, et adoptons pour cela une théorie de la logique probabiliste (Jaynes 1995). Sur le plan méthodologique, nous complétons le tandem conception-adaptation par une démarche incrémentale, i.e. la systématisation d'une évolution structurelle en réponse à certains imprévus. Nous mettons ainsi l'accent sur l'origine et la genèse des représentations plus que sur leurs performances. Sur le plan conceptuel, enfin, nous proposons la notion de "représentation contingente", qui définit une représentation non par sa fonction mais par sa structure : la capacité de représentation est intrinsèque à cette structure, mais son interprétation effective est contingente au contexte. Les problèmes liés à la représentation classique avaient conduit certains auteurs à rejeter la notion même de représentation, et avec elle un guide de conception incontournable. La représentation contingente est une tentative permettant d'aborder le problème de la conception au sein d'approches non encore exploitées en IA, telles que la clotûre opérationnelle.

8.3 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [PS.tar.gz](http://www-ps.tar.gz)

SUR LA TOILE :

- [PS.tar.gz](http://www-ps.tar.gz) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Dedieu95a.ps.tar.gz>)

9 PLANIFICATION ET HEURISTIQUE EN ROBOTIQUE

9.1 RÉFÉRENCE :

Ahuactzin, Juan-Manuel ; (1994) ; *Planification et heuristique en robotique* ; Thèse de troisième cycle INPG (Institut National Polytechnique de Grenoble), Grenoble, France.

Cette thèse a obtenue les félicitations du jury.

9.2 ABSTRACT :

The ultimate goal of a path planner is to find a path in the configuration space from the initial position to the target. However, while searching for this path, an interesting sub-goal to consider may be to try to collect information about the free space and about the possible paths to go about in that space. The ARIADNE'S CLEW algorithm tries to do both at the same time. An EXPLORE algorithm collects information about the free space with an increasingly fine resolution, while, in parallel, a SEARCH algorithm opportunistically checks if the target can be reached. The EXPLORE algorithm works by placing landmarks in the search space in such a way that a path from the initial position to any landmark is known. In order to learn as much as possible about the free space the EXPLORE algorithm tries to spread the landmarks all over this space. To do so, it tries to put the landmarks as far as possible from one another. For each new landmark produced by the EXPLORE algorithm, the SEARCH algorithm checks with a local method if the target may be reached from that landmark. The ARIADNE'S CLEW algorithm is fast in most cases, in addition, it is a complete planner which will find a path if one exists. The resolution at which the space is scanned and the time spend to do so, automatically adapts to the difficulty of the problem. Both the EXPLORE and the SEARCH algorithms are expressed as optimization problems.

A massively parallel implementation of our method has been implemented for a six degree-of-freedom arm in a parallel machine (The Mega-Node). In our experimental setup two robots are used. The first robot named MOBILE ROBOT is under the control of the Mega-Node running the parallel implementation of the Ariadne's Clew algorithm. The second robot named OBSTACLE ROBOT is used as a dynamical obstacle: it is controlled by our robot simulation package ACT which generates random moves in order to disturb the MOBILE ROBOT.

First we use our robot simulation package ACT to describe the scene with the two robots. We place the static obstacles giving an initial position for the OBSTACLE ROBOT. Then, we compile automatically this representation into a special one which is downloaded into the Mega Node. A final position is then specified to the MOBILE ROBOT, the Mega-node quickly (2 seconds) produces a plan which assumes that the OBSTACLE ROBOT is standing still. When the position of the OBSTACLE ROBOT changes under the control of ACT the MOBILE ROBOT stops and the Mega-Node (re)computes another path using the new position of the OBSTACLE ROBOT. This loop continues until the MOBILE ROBOT has reached the specified final position. At this moment, a new goal can be specified.

9.3 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [PDF](#)
- [PS](#)

SUR LA TOILE :

- [PDF](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Ahuactzin94a.pdf) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Ahuactzin94a.pdf>)
- [PS](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Ahuactzin94a.ps) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Ahuactzin94a.ps>)
- [PS.gz](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Ahuactzin94a.ps.gz) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Ahuactzin94a.ps.gz>)

10 MÉTHODES PROBABILISTES BAYÉSIENNES POUR LA PRISE EN COMPTE DES INCERTITUDES GÉOMÉTRIQUES : APPLICATION À LA CAO-ROBOTIQUE

10.1 RÉFÉRENCE :

Mekhnacha, Kamel ; (1999) ; *Méthodes probabilistes bayésiennes pour la prise en compte des incertitudes géométriques : Application à la CAO-robotique* ; Thèse de doctorat INPG (Institut National Polytechnique de Grenoble) ; Grenoble, France

Cette thèse a obtenue les félicitations du jury.

10.2 RÉSUMÉ :

Cette thèse porte sur l'utilisation du formalisme bayésien pour la représentation et la manipulation des incertitudes géométriques dans les systèmes de Robotique et de CAO-Robotique. Dans ces systèmes, l'utilisation d'un modèle géométrique de l'environnement est indispensable. Toutefois, la validité des calculs conduits sur ces modèles nécessite une représentation des écarts entre le modèle et la réalité et une prise en compte de ces écarts lors de la résolution d'un problème donné.

L'approche proposée représente une extension de la notion de spécification par contraintes géométriques dans laquelle la dimension incertaine des modèles est prise en compte. Cette extension consiste à spécifier les contraintes sur les positions relatives entre différents corps de l'environnement non pas par de simples équations et inéquations, mais par des distributions de probabilité sur les paramètres de ces positions. À l'issue de cette spécification, une distribution conjointe sur l'ensemble des paramètres du modèle est construite. Pour un problème donné, la distribution marginale sur les paramètres inconnus de ce dernier est inférée en utilisant les règles des probabilités. La résolution de ce problème revient à optimiser cette distribution comportant, dans le cas général, une intégrale portant sur un espace de grande dimension.

La méthode de résolution utilisée pour approcher ce double problème d'intégration/optimisation est basée sur un algorithme génétique. Cet algorithme permet en particulier de contrôler la précision de l'estimation numérique des intégrales par une méthode stochastique de Monte-Carlo.

L'implantation d'un système prototype de CAO nous a permis une expérimentation assez poussée de l'approche proposée. La mise en œuvre de plusieurs applications robotiques, dont les natures peuvent paraître très différentes, a été possible grâce à la souplesse de la méthode de spécification utilisée et la robustesse de la méthode de résolution implantée.

10.3 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [PDF](#)
- [PS](#)

SUR LA TOILE :

- [PDF](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mekhnacha99.pdf) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mekhnacha99.pdf>)
- [PS](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mekhnacha99.ps) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mekhnacha99.ps>)
- [PS.GZ](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mekhnacha99.ps.gz) (<http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Mekhnacha99.ps.gz>)

11 PROGRAMMATION BAYÉSIENNE DES ROBOTS

11.1 RÉFÉRENCE :

Lebeltel, Olivier ; (1999) ; *Programmation Bayésienne des Robots* ; Thèse de troisième cycle INPG, Grenoble, France.

Cette thèse a obtenu les félicitations du jury.

11.2 RÉSUMÉ :

Cette thèse propose une méthode originale de programmation de robot fondée sur l'inférence et l'apprentissage bayésien.

Cette méthode traite formellement des problèmes d'incertitude et d'incomplétude inhérents au domaine considéré. En effet, la principale difficulté de la programmation des robots vient de l'inévitable incomplétude des modèles utilisés. Nous exposons le formalisme de description d'une tâche robotique ainsi que les méthodes de résolution. Ce formalisme est inspiré de la théorie du calcul des probabilités, proposée par le physicien E. T. Jaynes : «Probability as Logic». L'apprentissage et les techniques de maximum d'entropie traduisent l'incomplétude en incertitude. L'inférence bayésienne offre un cadre formel permettant de raisonner avec cette incertitude.

L'apport principal de cette thèse est la définition d'un système générique de programmation pour la robotique et son application expérimentale. Nous l'illustrons en utilisant ce système pour programmer une application de surveillance pour un robot mobile : le Khepera. Pour cela, nous utilisons des ressources génériques de programmation appelées «descriptions». Nous montrons comment définir et utiliser de manière incrémentale ces ressources (comportements réactifs, fusion capteur, reconnaissance de situations et séquences de comportements) dans un cadre systématique et unifié. Nous discutons des différents avantages de notre approche : expression des connaissances préalables, prise en compte et restitution de l'incertitude, programmation directe et inverse. Nous proposons des perspectives à ce travail : choix d'architecture et planification.

Nous situons notre travail dans un cadre épistémologique plus vaste en opposant, dans le cadre de la robotique autonome, l'approche «classique» relevant de la «cognition de haut niveau» et l'approche «réactive» associée à une «cognition de bas niveau». Nous montrons finalement comment nos travaux proposent de faire le lien entre ces deux extrêmes.

11.3 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [PDF](#)
- [PS](#)

SUR LA TOILE :

- [PDF](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Lebeltel99.pdf) (http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Lebeltel99.pdf)
- [PS](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Lebeltel99.ps) (http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Lebeltel99.ps)
- [PS.GZ](http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Lebeltel99.ps.gz) (http://www-leibniz.imag.fr/LAPLACE/Publications/Rayons/Lebeltel99.ps.gz)

AUTRES DOCUMENTS DE RÉFÉRENCE

12 RAPPORT D'ACTIVITÉ DU POLE RHÔNE-ALPES DE SCIENCES COGNITIVES

12.1 RÉSUMÉ :

Rapport d'activité 1995 -> 1997 du Pôle Rhône-Alpes de Sciences Cognitives

12.2 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [HTML](#)

SUR LA TOILE :

- [HTML](http://www-leibniz.imag.fr/PRASC/Rapport/Rapport_prasc.html) (http://www-leibniz.imag.fr/PRASC/Rapport/Rapport_prasc.html)

13 PROBABILITY THEORY - THE LOGIC OF SCIENCE

13.1 RÉSUMÉ :

Le livre inachevé de E.T. Jaynes intitulé «Probability Theory - The Logic of Science»

13.2 ACCÈS :

SUR LE CD :

- [HTML](#)

SUR LA TOILE :

- [HTML](http://bayes.wustl.edu/etj/prob.html) (<http://bayes.wustl.edu/etj/prob.html>)

TABLE DES MATIÈRES

Synopsis	3
Chapitre 1 : Fil conducteur	7
Chapitre 2 : Raisonnement probabiliste pour la perception, l'inférence et l'action	11
1. Définitions, postulats et notations	11
1.1. Proposition, variable et probabilité	11
1.2. Règles d'inférence	12
1.3. Décomposition, forme paramétrique et question	13
2. Moteur d'inférence et d'apprentissage bayésien	15
2.1. Etat actuel	15
2.2. Points forts et contributions	18
2.3. Discussions, perspectives et stratégie de développement	18
3. CAO	19
3.1. Etat actuel	19
3.2. Points forts et contributions	20
3.3. Discussions, perspectives et stratégie de développement	21
4. Programmation bayésienne des robots.....	22
4.1. Etat actuel	22
4.2. Points forts et contributions	26
4.3. Discussions, perspectives et stratégie de développement	27
5. Théorie probabiliste des systèmes sensori-moteurs.....	28
5.1. Echelle macroscopique.....	29
5.2. Echelle microscopique	32
5.3. Discussions, perspectives et stratégie de développement	32
Chapitre 3 : Algorithmes évolutionnistes pour la perception l'inférence et l'action	35
1. Algorithme génétique massivement parallèle.....	35
1.1. Etat actuel.....	35
1.2. Points forts et contributions	36
1.3. Discussions, perspectives et stratégie de développement	36
2. Algorithme «fil d'Ariane» de recherche de trajectoire en environnement dynamique	36
2.1. Etat actuel	36
2.2. Points forts et contributions	37
2.3. Discussions, perspectives et stratégie de développement	37
3. Applications	38
3.1. Etat actuel.....	38
3.2. Points forts et contributions	39
3.3. Discussions, perspectives et stratégie de développement	39
4. Approche évolutionniste de l'émergence des structures sonores dans les langues	39
4.1. Etat actuel.....	39
4.2. Points forts et contributions	40
4.3. Discussions, perspectives et stratégie de développement	40
Chapitre 4 : Activités annexes (1992->1998).....	43
1. Responsabilités scientifiques et administratives	43
1.1. Pôle Rhône-Alpes de sciences cognitives	43
1.2. Comité de programme et de lecture	43
1.3. Divers	44
2. Enseignement.....	44
3. Encadrement de chercheurs	44
4. Relations industrielles et valorisation	45
5. Projets et collaborations.....	45
5.1. Projets	45
5.2. Collaborations	46
6. Information scientifique et technique	46
7. Formation permanente	47

Chapitre 5 : Curriculum Vitae (avant 1992)	49
1. Activités professionnelles (avant octobre 1992)	49
2. Principales réalisations professionnelles (avant octobre 1992)	49
3. Activité d'enseignement (avant octobre 1992)	50
3.1. Intelligence Artificielle :	50
3.2. Informatique :	51
3.3. Ski	51
4. Etudes	51
5. Connaissances linguistiques	51
Chapitre 6 : Bibliographie personnelle	53
1. Revues et journaux	53
2. Ouvrages ou extraits	53
3. Conférences invitées	54
4. Conférences avec comité de lecture	54
5. Rapport de recherche	56
6. Ateliers, journées de travail et séminaires	57
Chapitre 7 : Bibliographie	59
Chapitre 8 : Annexes électroniques	63
1. Semaine de la Science	63
2. Algorithme «Fil d'Ariane»	63
3. Bayesian CAD modelling	64
4. Interprétation ou Description (I) : Proposition pour une théorie probabiliste des systèmes cognitifs sensori-moteurs	65
5. Interprétation ou Description (II) : Fondements mathématiques de l'approche F+D	65
6. The Ariadne's clew algorithm	66
7. Bayesian Robot Programming	67
8. La représentation contingente : Vers une réconciliation des approches fonctionnelles et structurelles de la robotique autonome	68
9. Planification et heuristique en robotique	69
10. Méthodes probabilistes bayésiennes pour la prise en compte des incertitudes géométriques : Application à la CAO-robotique	70
11. Programmation bayésienne des robots	71
12. Rapport d'activité du pôle Rhône-Alpes de sciences cognitives	72
13. Probability theory - The logic of science	72