

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

Ancrage symbolique dans des catégorisations
sensorimotrices : une simulation

Présentation du projet de thèse

DIC9411

Sébastien Caron

25 Septembre 2006

Table des matières

1	RÉSUMÉ	3
2	PROBLÉMATIQUE	4
2.1	LA FONCTION D'INTERPRÉTATION: UN PROBLÈME D'ANCRAGE DES CATÉGORIES DU LANGAGIÈRES	4
2.2	LE PROBLÈME CENTRAL DE LA CATÉGORISATION	6
	TABLEAU 1 COMPARAISON DES MODÈLES DE CATÉGORISATION	8
2.2.1	<i>Structure des catégories</i>	8
2.2.2	<i>Conclusion sur le problème de la catégorisation</i>	10
3	PROBLÉMATIQUES SPÉCIFIÉES	11
4	LA COGNITION SITUÉE ET INCARNÉE	12
4.1	IMPLICATIONS THÉORIQUES DE LA COGNITION SITUÉ ET INCARNÉE SUR LES ASPECTS IMPORTANTS DE NOTRE PROBLÉMATIQUE	13
4.1.1	<i>L'origine des connaissances</i>	14
4.1.2	<i>Le corps comme instrument d'acquisition des connaissances</i>	15
4.1.3	<i>L'acquisition du sens</i>	16
4.2	LE PROGRAMME DE LA GRAMMAIRE APPLICATIVE ET COGNITIVE.....	18
4.2.1	<i>Le modèle de la GAC</i>	19
4.3	NEUROMIMÉTISME ET ROBOTIQUE ÉVOLUTIVE	21
4.3.1	<i>Les Algorithmes Génétiques pour simuler l'évolution</i>	24
4.3.2	<i>Les RNA Artificiels pour supporter l'apprentissage</i>	28
4.3.3	<i>Étapes pour provoquer l'évolution et l'apprentissage d'un agent artificiel</i>	30
5	ÉNONCÉ DE NOTRE APPROCHE	31
5.1	PRÉSENTATION DES HYPOTHÈSES DE TRAVAIL.....	31
5.1.1	<i>Hypothèses liées à la cognition située :</i>	31
5.1.2	<i>Sur la couche neuronale</i>	32
5.1.3	<i>Sur la couche symbolique</i>	33
5.1.4	<i>Hypothèses sur l'approche hybride neuro-symbolique</i>	33
5.1.5	<i>Hypothèses liées à la robotique évolutive</i>	35
6	OBJECTIFS	37
6.1.1	<i>Architecture</i>	38
6.2	MÉTHODE DE VALIDATION DES RÉSULTATS	43
7	APPLICATIONS	43
8	ÉCHÉANCIER ET PLANIFICATION DE LA RECHERCHE	44
9	RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	46
10	INDEX	49

1 Résumé

La majorité du contenu diffusé sur le Web se fait dans un langage incompréhensible pour les systèmes d'information : le langage naturel! Si nous voulons automatiser la gestion des informations diffusées sur le Web, nous devons prioritairement adresser le problème de l'attribution du sens aux représentations symboliques. En sciences cognitives, l'ancrage d'un symbole dans le monde est considéré comme un élément primordial pour la création du sens au sein d'un système que l'on souhaiterait intelligent. Les travaux présentés ici abordent le problème de l'ancrage des catégories langagières du point de vue d'un agent incarné et situé pour simuler les capacités d'interprétation. Dans ce cadre, il s'agit d'ancrer les primitives cognitives (agentivité, relateurs topologiques, contrôle, les situations statiques, cinématiques et dynamiques) décrivant ces catégories et se référant aux dimensions des interactions qui ont lieu entre l'agent et son environnement. De telles catégories langagières ancrées et articulées par les mécanismes du modèle de la Grammaire Applicative et Cognitive vont permettre de faire le lien entre le perceptuel et le symbolique.

L'ancrage des catégories langagières est rendu difficile par un environnement dynamique, complexe et fortement bruité. De plus, du point de vue des objets à ancrer, un nom donné par un interlocuteur humain peut se référer à un grand nombre de formes observables (diversité des aspects et des points de vue) alors que l'agent n'observe généralement que peu d'exemples de vues de chaque objet. Dans ce contexte, il n'est pas possible d'utiliser de modèle a priori du fait de la grande diversité des objets qui peuvent être rencontrés. En conséquence, la question est de savoir comment construire l'ancrage pour un symbole précis, ce qui implique d'identifier les informations pertinentes à extraire des données sensorielles de l'agent. Par conséquent, le but est de trouver une représentation des données facilitant l'apprentissage du lien entre symboles (i.e. les noms) et perceptions (i.e. les données des senseurs). Nous abordons ce problème d'ancrage des catégories langagières comme un problème d'apprentissage automatique non-supervisé et supervisé. Dans ce cadre, nous proposons une approche basée sur l'abstraction qui s'inspire de mécanismes réels d'apprentissage perceptif. Notre approche combine une représentation à trois niveaux de détails pour le niveau symbolique (le modèle de la Grammaire Applicative et Cognitive), une couche hybride neuro-symbolique et une couche neuronale développer à l'aide des mécanismes d'adaptation. La technologie des Algorithmes Génétiques et des Réseaux de Neurones à Impulsions sera utilisé pour obtenir un agent artificiel autonome (robot ou animat).

Différentes applications en gestion des connaissances, en communication homme-machine, en sécurité et en traitement automatique du langage naturel pourront être développées pour exploiter la capacité d'interpréter le contenu textuel et visuel de différentes sources d'information. Notre projet sera encadré par M. Jean- Pierre Desclés du laboratoire Langages, Logique, Informatique et Cognition (LaLIC) de Paris-IV, M. Ismail Biskri et M. Pierre Poirier du Laboratoire d'ANalyse Cognitive de l'Information (LANCI) de l'Université du Québec à Montréal

2 Problématique

2.1 La fonction d'interprétation: un problème d'ancrage des catégories du langage

L'exploitation efficace des connaissances de la mémoire organisationnelle est vue de plus en plus comme une source d'avantage compétitif (Conklin 1996 473). L'omniprésence d'Internet a ravivé cet intérêt par la richesse et les défis que pose l'intégration de volume imposant d'informations non-structurées aux processus de gestion des connaissances (Abecker, Bernardi et al. 1998; Auditore 2002). L'ordinateur, auparavant confiné dans son rôle traditionnel de mémoire externe, se voit maintenant confier des tâches externes de hauts niveaux pour supporter la sélection, la catégorisation, la classification de cette mémoire répartie.

Les propositions technologiques du Web Sémantique (Berners-Lee, Hendler et al.) proposent quant à eux de structurer et formaliser la présentation au niveau syntaxique, sémantique et ontologique. Ce mode de représentation offre des capacités intéressantes (inférences logiques, des opérations ensemblistes; compatibilité avec les technologies Web; etc.) pour supporter les fonctions impliquées dans la gestion de l'information.

Cependant, l'effort de formalisation du contenu numérisé représente une entreprise difficile et parsemée d'obstacles. Transformer des contenus déjà formalisés, comme les bases de données ou les bases de connaissances, sous d'autres langages formalisés ne pose pas véritablement de problèmes. Mais lorsque l'on s'intéresse à la formalisation du contenu sémantique des textes, des images ou de la vidéo, nous rencontrons le problème de l'interprétation. Comment faire en sorte qu'un agent logiciel puisse comprendre le sens d'un texte et en extraire les connaissances essentielles pour permettre sa catégorisation ou son indexation dans une mémoire organisationnelle ou pour sa diffusion sur le Web? Comment automatiser l'indexation du contenu des images ou séquences vidéo?

L'indexation basée sur le contenu sémantique des textes nécessite que le système puisse atteindre un certain niveau de compréhension. Or, l'interprétation des textes ne peut être fondée sur un ensemble de critères logiques d'évaluation: elle est aussi le résultat émergent de processus cognitifs non rationnels qu'on ne sait pas décrire d'une façon algorithmique. L'énoncé en cours de traitement peut admettre plusieurs interprétations candidates construites en parallèle. Individuellement, elles procèdent de façon séquentielle et montante (dirigées par les données). Néanmoins, collectivement, le contexte fait converger le système vers une interprétation résultante, presque toujours unique. L'état du contexte cognitif agit alors comme un faisceau d'hypothèses qui favorise l'essor des interprétations les plus cohérentes. C'est un mécanisme prédictif cognitif très différent de l'analyse descendante classique. L'indexation des images et

vidéos présuppose également que le système possède des capacités d'interprétation.

On dit souvent qu'une image vaut mille mots alors comment prédéterminer le ou lesquels va permettre d'indexer ce contenu?

L'approche du Web Sémantique propose d'abord d'explicitier l'information sous-forme de métadonnées et ensuite de déléguer la tâche d'interpréter le contenu explicité sémantiquement aux utilisateurs. Les symboles externes se voient attribuer du sens à partir des pensées qui ont cours dans l'esprit des utilisateurs et des interpréteurs. Mais les symboles internes aux utilisateurs se doivent d'être sémantiquement autonomes.

Ces deux approches ingénieuses du problème de la gestion des informations diffusées sur le Web comportent aussi des lacunes importantes. Une première critique concerne le contenu des annotations sémantiques. Le sens que l'on attribue aux informations n'est pas univoque. Par exemple, une image du stade Olympique pourrait être annotée comme : « le lieu des Olympique de 1976 » ou encore « comme le plus mauvais exemple de gestion des fonds publics ». Il est impossible de déterminer à l'avance la pertinence d'une représentation symbolique propositionnelle en égard à une opération cognitive particulière (McCarthy and Hayes). Or, en attribuant une annotation sémantique aux contenus, nous figeons en quelques sortes les interprétations possibles du document en fixant les propriétés pragmatiques d'une représentation pour contraindre les différentes manipulations de cet objet par un agent logiciel. La deuxième critique que l'on peut formuler concerne l'efficacité pour la gestion des connaissances. La délégation de la tâche à l'utilisateur de l'attribution d'une sémantique ralenti considérablement les fonctions permettant d'assurer la gestion des connaissances par des retours incessants à l'utilisateur pour attribuer une sémantique aux données. Aussi, la nature évolutive des connaissances exige des mises à jour régulières et particulièrement difficiles des ontologies utilisées pour organiser les annotations sémantiques. Les individus et organisations rechignent à investir de tels efforts pour maintenir la cohérence et l'efficacité du système (Jacob and Pariat 2001). Une solution efficace pour la gestion des connaissances devra avant tout reposer sur la capacité d'interpréter automatiquement les informations que le système manipule selon les besoins de la tâche ou selon le contexte d'utilisation de cette information.

Les applications développées par le courant connexionniste (Rumelhart, McClelland et al.) offre des outils de classification et de catégorisation intéressants pour gérer le volume abondant d'informations diffusées sur le Web mais cette approche se refuse pour l'instant à elle seule d'aborder directement le problème. Nous verrons pourquoi dans la section consacrée à l'approche neuromimétique.

Alors comment faire en sorte qu'un agent logiciel puisse lui-même attribuer du sens aux symboles qu'il manipule? Expliciter les symboles manipulés par d'autres symboles, les métadonnées, permettent seulement de contraindre les manipulations de l'information au niveau sémantique et ontologique mais elle ne permet pas d'attribuer du sens aux informations. Dès lors, il est pertinent de se poser cette question : "How can the semantic interpretation of a formal symbol system be made intrinsic to the system,

rather than just parasitic on the meanings in our heads? How can the meanings of the meaningless symbol tokens, manipulated solely on the basis of their (arbitrary) shapes, be grounded in anything but other meaningless symbols?”(Harnad 2003). Ce n’est que par l’ancrage des symboles que nous pouvons déterminer la sémantique d’une représentation propositionnelle nous dit Harnad. Sans ce cadre de référence, la recherche en mémoire d’une sémantique pour un agent logiciel peut engendrer une explosion combinatoire. L’absence d’un cadre de référence est une instance du problème de l’ancrage symbolique.

Le problème de l’ancrage des symboles (*Symbol Grounding Problem*) est lié au problème plus général d’attribution du sens aux constituantes du langage. Les symboles composants le langage sont des éléments d’un système dénotational formel. Nous interprétons les symboles par les référents qu’ils dénotent. Sa sémantique est prédéterminée par un accord consensuel de ses utilisateurs et transmis par convention. Un symbole doit-on toujours être interpréter à l’intérieur d’un système symbolique. Les symboles peuvent ensuite être combinés et manipulés par les règles formelles du système. Pour le langage naturel, nous utilisons la syntaxe pour construire les propositions où chaque mot constituant la phrase est un symbole. Dans un système computationnel, la relation sémantique entre le symbole et son référent est assigné par une entité extérieure via une fonction d’interprétation. Appliquer aux êtres humains, l’attribution d’une relation sémantique entre nos symboles et leurs référents par une fonction d’interprétation ne peut pas être soutenu. Aussi, toute tentative de définir ces symboles par d’autres symboles mène à une régression à l’infini.

Harnad propose que les représentations symboliques soient ancrées au niveau perceptuel. Plusieurs données étudiées par les neurosciences supportent en effet l’idée qu’il existe une forte connexion entre le langage et le sensorimoteur. Par exemple, les zones corticales préfrontales impliquées dans le traitement des verbes sont aussi impliquées dans le contrôle moteur. Cette découverte est aussi consistante avec d’autres travaux qui démontrent une relation étroite entre le développement du langage et celui des capacités motrices. Plus généralement, en psychologie cognitive et en neuropsychologie, il est généralement accepté que le langage n’est pas une fonction autonome de l’organisme mais bien plutôt strictement dépendant des habiletés cognitives (Cangelosi).

Harnad propose spécifiquement que les représentations symboliques supérieures soient ancrées dans les symboles élémentaires qui désignent les représentations analogiques : iconique lorsqu’ils sont semblables à son référent ou modales lorsqu’ils possèdent un contenu sensoriel. Cette réponse, on le conçoit, est aussi une proposition pour un modèle sur la forme que doit prendre la catégorisation.

2.2 Le problème central de la catégorisation

“the main way we make sense of experience” (Lakoff 1987)

La catégorisation est une activité cognitive fondamentale parce qu'elle nous permet de comprendre et de faire des prédictions sur les objets et événements de notre environnement. Cette opération se retrouve dans toutes nos activités de pensée, de perception, de parole, et dans nos actions aussi. Dans cette section, nous examinons brièvement les trois grands types de modèles que sont : le modèle classique, le modèle des prototypes et le modèle des exemplaires.

Pour Smith et Medin, la catégorisation est ce qui permet de déterminer si une instance spécifique est membre d'un concept ou si ce concept est un sous-ensemble d'un autre concept (Smith and Medin 1981). D'autres la verront comme un processus par lequel des entités distinctes sont traitées comme équivalentes. Parfois, la catégorisation sera plutôt vu comme l'action de juger le résultat d'une comparaison entre deux structures conceptuelles (Jackendoff).

La vision classique des concepts affirme que toutes les instances d'un concept doivent partager toutes les propriétés définissantes qui sont considérées comme nécessaires et suffisantes pour définir le concept. En d'autres mots, une instance doit avoir toutes les propriétés définissantes pour être une instance du concept et additionnellement, si une instance a au moins les propriétés définissantes, c'est suffisant pour la dénoter comme une instance du concept.

Le modèle des prototypes ne propose pas de propriétés définissantes mais plutôt des propriétés caractéristiques, ce sont ces propriétés qu'une instance tend à posséder mais qui ne sont pas nécessaires. Décrit succinctement, ce modèle propose qu'un concept soit représenté par une mesure de la tendance centrale de quelques instances. Cette mesure va être une sorte d'idéalisation du concept et qui sera nommé comme le prototype de la classe.

La vision par exemplaire se différencie des deux visions précédentes en affirmant qu'un concept n'a pas besoin d'être représenté de manière abstraite comme un ensemble de propriétés définissantes ou comme une mesure de la tendance centrale. Elle n'implique pas que la représentation du concept soit le résultat d'un quelconque processus d'abstraction. Un exemplaire est une instance spécifique d'une certaine catégorie, laquelle est utilisé pour représenté la catégorie.

Tableau 1 Comparaison des modèles de catégorisation

Propriétés \ Modèles	Classique	Prototypique	Exemplaire
Conditions nécessaires et suffisantes	Oui	non	non
Conditions non-nécessaires	Non	oui	oui
Description sommaire unique	Oui	oui	non

La question que l'on se pose logiquement par rapport à ces trois modèles est quel est celui qui est le mieux adapté pour expliquer la conceptualisation ? En fait, chaque modèle explique bien un aspect particulier de la conceptualisation. Puisque la catégorisation dans le premier modèle est un processus de déduction avec des conditions nécessaires et suffisantes, et que

les deux derniers modèles sont plus proche du résultat d'un processus inductif, on pourrait simplement conclure qu'il existe plusieurs modèles et qu'ils sont complémentaires. La vision classique conviendrait mieux à la représentation des concepts bien définis et les deux derniers modèles seraient s'appliqueraient mieux dans les premières phases de formation des concepts. Le modèle classique serait ainsi vu comme une architecture stable exprimant un degré de maturation avancé de la conceptualisation. Cette réponse est intéressante et très utile d'un point de vue opérationnel mais elle ne permet pas de tout expliquer. On doit aller au-delà des modèles proposés. Néanmoins, cette brève présentation nous a permis de démontrer que les niveaux de représentation identifiés par Harnad sont très présents dans le discours sur la catégorisation. Les représentations symboliques ont été abordées la vision classique, la représentation iconique par le modèle des exemplars, les représentations a contenu perceptuel par le modèle prototypique.

2.2.1 Structure des catégories

Dans cette section, nous examinerons les principes et contraintes qui gouvernent l'agencement structurel des catégories

2.2.1.1 Organisation interne

Plusieurs travaux ont été effectués sur la structure adoptée par les catégories. Un bon nombre d'entre eux ont porté sur ce que l'on nomme les catégories des objets naturels (Smith and Medin 1981). Une idée répandue et controversée est que la similarité est le principe central d'organisation de ces catégories. Dans sa version la plus simplifiée, il est suggéré que nous regroupons des entités dans les mêmes catégories parce qu'elles sont semblables entre elles c'est-à-dire parce qu'elles ont des propriétés en commun. Le monde est donc subjectivement organisé cognitivement pour que nos catégories correspondent aux entités de notre environnement (Rosch and Lloyd 1978). C'est le point de vue adopté par la classe de modèle prototypique et par exemplaires.

On a critiqué cette idée en disant que cette notion n'est pas suffisamment contraignante pour être utile à la compréhension du principe de catégorisation. Goodman a souligné que l'on peut attribuer un nombre illimité de similitudes à n'importe quelles paires d'objets. Pour Jackendoff et les autres défenseurs du modèle classique, la similarité est un effet et non la cause de l'appartenance de candidats à une catégorie. Néanmoins, la similarité continue d'être un principe important, même si ce n'est pas le seul, pour une majorité de chercheurs en sciences cognitives : « Even the most casual introspection suggests that we have at least two modes of construing similarity. One is a phenomenal, atheoretical tabulation of information, whereas the other is more infiltrated with causal belief and explanation (Keil) ». Aussi, Barsalou a révélé qu'il existait des catégories qui ne s'organisaient pas en fonction du principe de similarité mais plutôt en fonction de la tâche (Barsalou 2005). Il a démontré que les catégories qui sont activées en fonction des objectifs poursuivis (choses à apporter pour le camping, etc.) peuvent suivre différents principes de traitement. Par exemple, le meilleur représentant pour les modèles d'exemplaires et le modèle prototypique est celui qui a le plus de propriétés typiques mais pour les catégories orientées en fonction de la tâche, le représentant idéal est un exemple idéalisé ou extrême. Plus spécifiquement, pour de la nourriture diète, on parlera d'un élément contenant zéro kilojoule même si ce n'est pas typique.

La structure interne du concept va aussi jouer un rôle important pour la portée en intension et en extension du concept. Pour Foldoc, l'extension (sa dénotation) est l'ensemble des choses sur lesquelles le concept s'applique tandis que son intension (sa connotation) est l'ensemble des attributs que ces objets doivent partager. En sciences cognitives, on a une définition un peu moins restrictive et plus opérationnelle. L'intention est définie comme l'ensemble des propositions vraies associées avec la compréhension propre du concept (la chaise -> objet sur lequel on peut s'asseoir). Chaque concept est défini par sa relation avec les autres concepts. L'intension permet alors de réaliser des inférences (si c'est une chaise, on peut s'asseoir dessus). L'extension d'un concept est la classe d'objets, actions, événements ou situation dans le monde extérieur que le concept représente et donc pour lequel le terme réfère (voir Frege). Frege a soutenu que l'intension détermine l'extension; dès lors, l'extension de la classe d'éléments dans le monde pour laquelle l'intension est une description vraie. Pour éviter la circularité dans la définition des concepts, l'intension des concepts doit être exprimée en termes de concepts de base. Évidemment, ce type de définition nous amène ultimement à se demander quelles sont les vraies bases des concepts (Symbol grounding problem)? Deux réponses ont été proposées à cette question. Fodor a proposé une explication reposant sur un appareil conceptuel de base innée favorisant l'acquisition conceptuelle. Et d'autres ont plutôt proposé de baser les concepts sur des éléments de l'appareil perceptuel (Desclés; Harnad; Barsalou 2002).

2.2.1.2 Organisation globale

Le sens d'un concept n'est pas seulement composé de la corrélation entre ses composantes mais aussi des relations théoriques qu'il partage et qui explique sa structure interne (Keil). Selon Frege, c'est d'ailleurs

par sa relation avec les autres concepts, que le concept prend véritablement sens. Keil affirme que les concepts sont des construits intrinsèquement relationnels : “ No individual concept can be understood without some understanding of how it relates to other concepts “ (Keil 1989).

Plusieurs opérations cognitives nécessitent dans leurs fonctionnements que l’on puisse exploiter un modèle conceptuel intégrant les relations entre concepts. L’analogie en est un exemple. L’analogie se distingue de la similarité en s’appliquant aux relations que partagent les concepts plutôt qu’aux propriétés d’un concept: « Analogy occurs when comparisons exhibit a high degree of relational similarity with very little attribute similarity « (Gentner and Markman 1997). Les analogies sont donc un moyen facilitant l’application des structures relationnelles abstraites sur d’autres objets permettant ainsi leurs instrumentations par le sujet. Les relations entre concepts semblent également jouer un rôle important dans l’apprentissage en permettant une structuration hiérarchique cohérente des concepts selon des critères d’économie et de stabilité (Simon, 1969 cité dans Keil). Aussi, les relations causales et contraignantes ne peuvent à elles seules expliquer les liens que nous faisons entre les différents concepts : « all theories and causal beliefs eventually run dry in their ability to explain feature patterns; when they do, these more associative aspects of concept representations take over « (Keil). On retrouve ici l’interaction que nous avons entre le contenu théorique et perceptuel des concepts mais au niveau des liens qui unissent les concepts. Le côté plus formel et structuré s’alimenterait des relations d’association qui doivent toujours être contraintes de sorte que toutes les associations logiques ne soient pas faites (Keil).

Bref, l’aspect relationnel est une composante essentielle d’un modèle valide de la conceptualisation. Ce modèle doit à la fois expliquer comment les concepts peuvent être expliqués à travers un cadre de relations restrictives et du même coup être liés entre eux par de simples associations. Or, pour Murphy et Medin, les modèles classiques, prototypiques et d’exemplaires ne nous permettent pas d’expliquer les relations entre concepts : « prior models were unable to account for the relations among features in concepts or to explain why the features comprising concepts cohere to make a cluster». Dans la vision classique, on peut par exemple déduire les propriétés des instances lorsque l’on pose son appartenance à un concept (Smith and Medin 1981). Par contre, on n’a aucune explication sur les relations partagées entre les propriétés internes du concept. Dans les autres modèles, cette lacune est encore plus évidente puisqu’il n’existe aucune contrainte sur les relations (Smith and Medin 1981). Dans le modèle prototypique par exemple, les propriétés inférées vont être des inférences probabilistes puisqu’elles ne sont pas nécessaires (Smith and Medin 1981).

2.2.2 Conclusion sur le problème de la catégorisation

Un modèle valide devra éventuellement : 1. Intégrer les principes d’organisation précédemment discutés ; 2. Expliquer comment une catégorie peut à la fois prendre forme dans des représentations perceptuelles et théoriques ; 3. S’accorder avec le rôle de l’attention dans le processus de catégorisation.

Les modèles classique, prototypique et exemplaires ne peuvent prétendre expliquer ces trois points. Les modèles d'exemplaires et prototypiques s'accordent bien avec les principes de similarité mais on peu à dire sur les relations causales. Le modèle classique à l'opposé facilite les opérations d'inférences mais offre bien peu du côté de la similarité. Les processus attentionnels ne trouvent écho que dans le modèle prototypique. Et finalement, la double représentation perceptuelle et théorique n'est présente dans aucun des modèles étudiés.

Plusieurs auteurs en neuropsychologie ont soutenu que l'on pouvait résoudre la majorité des problèmes éprouvés avec les modèles actuels en assumant qu'il n'existe pas un, mais plusieurs mécanismes d'apprentissage des catégories (Medin, Ross et al. 2005). Barsalou avance l'idée intéressante que la représentation unique serait construite virtuellement selon les besoins de la tâche. Par exemple, le rôle de la représentation pour saisir un objet va être de transformer ces attributs en configurations motrices afin que la main puisse se positionner pour la capture. Cette modalité de représentation pragmatique fait donc référence à l'objet comme but d'action : les attributs des objets y sont représentés en tant qu'ils déterminent des configurations motrices spécifiques. Ses propos trouvent écho dans les données fournies par les neurosciences. De nombreuses observations suggèrent l'existence de représentations séparées des objets visuels selon qu'ils sont utilisés comme buts d'action ou comme membres de catégories perceptives.

Barsalou construit son argumentation sur trois points importants : 1. le système conceptuel n'est pas modulaire et n'utilise pas seulement des représentations amodales. À la place, il semble partager des mécanismes avec différents sous-systèmes aux modalités spécifiques, de telle sorte que ces représentations sont souvent modales. 2. Le système conceptuel ne gère pas seulement des descriptions générales de catégories, stables à travers les contextes. À la place, il produit dynamiquement des représentations contextualisées qui supportent des actions situées. Il y a donc une sélection des propriétés et composantes perceptuelles selon ce que la situation exige. Ces représentations conceptuelles sont alors vues comme des simulations multimodales distribuées à travers plusieurs systèmes possédant des modalités spécifiques. Les différentes simulations situées sont ainsi interpellées, au besoin et de manière dynamiques, pour préparer l'action des agents. Un autre aspect intéressant de ce modèle, c'est qu'il permet, théoriquement du moins, de réaliser les fonctions du calcul symbolique, qui était une justification importante pour le modèle classique, et les fonctions symbolique tel que l'inférence, la productivité et les propositions (Barsalou 2005).

3 Problématiques spécifiées

L'effervescence des technologies d'Internet a permis d'abolir les frontières entre les différentes sources d'information. La gestion automatisée de ce volume important informations s'est rapidement imposée comme solution pour maîtriser cette complexité. Les solutions avancées souffrent toutes de leur incapacités d'interpréter l'information diffusée peut importe la forme adoptée (symbolique, image ou vidéo). À défaut

de pouvoir automatiser cette fonction, les technologies du Web Sémantique ont proposé des langages pour mieux structurer et expliciter l'information. La tâche d'interpréter l'information est reléguée à l'utilisateur. Nous trouvons cette solution intéressante mais incomplète :

- L'annotation, la structuration et la représentation au niveau sémantique et ontologique demande des efforts importants. Les entreprises rechignent à investir de tels efforts.
- La nécessité d'inclure l'intervention de l'utilisateur, pour valider, annoter ou prendre une décision, à plusieurs étapes du cycle de traitement de l'information ralenti considérablement le processus de gestion des connaissances.
- La capacité de faire des inférences valides est limitée par les difficultés décrites dans le problème d'ancrage symbolique. Les annotations sémantiques par les métadonnées fige l'interprétation possible du contenu et limite les réponses obtenues par les méta-moteur de recherche qui exploitent uniquement ces métadonnées.

L'ajout de cette capacité d'interprétation nécessite de résoudre le problème d'ancrage symbolique. Harnad a défini les conditions pour réaliser une solution satisfaisante. Il a été proposé d'ancrer les représentations symboliques de l'agent dans ses propres représentations sensori-motrices. Ces représentations sensori-motrices doivent émerger de son interaction dans un environnement. La forme spécifique que doit prendre un tel agent et les mécanismes qu'il nécessite est le cœur de notre problématique :

- Quel cadre général théorique sur la cognition donne une réponse satisfaisante au rôle joué par l'environnement, le corps et l'esprit pour l'ancrage des représentations symboliques? Sur quelles structures mentales reposent les concepts?
- Comment définir les relations existant entre le niveau sémantico-cognitive (catégorisations perceptuelles et représentations iconiques) et le niveau symbolique du langage naturelle?
- Quel est le type d'architecture permettant de simuler les processus de catégorisation à partir des données issus de l'environnement? Comment détecter et identifier les structures et relations à partir des données captées?

4 La cognition située et incarnée

Ces deux approches suscitent un grand intérêt pour les sciences cognitives notamment parce qu'elle offre une approche globale compatible avec la théorie de la conscience partagée par Vilayanur S. Ramachandran, Gerald Edelman, et Antonio Damasio. Elles sont souvent présentées conjointement parce que l'on peut situer leurs partisans sur un continuum où les extrêmes seraient d'une part ceux qui prétendent que la cognition est uniquement déterminée par le corps et l'autre, qui propose que les fonctions cognitives soient totalement dépendantes de l'environnement.

La conception incarnée de l'esprit retient les idées valides de l'empiriste en proposant que l'esprit soit déterminé par le corps de l'agent. Les recherches réalisées par Piaget sur le développement cognitif de l'enfant a permis de justifier empiriquement cette idée. Ses promoteurs défendent la thèse que l'esprit doit être compris en tenant compte du corps et de ces fonctions plus primitives (Lakoff and Johnson 1999 Rafael E. Nunez, Piaget). En opposition aux cognitivistes, ses partisans soutiennent que l'esprit n'attribue pas des propriétés à une réalité objective mais produit plutôt des constructions métaphoriques par la transduction des représentations analogiques, perceptuelles en représentations symboliques.

La structure perçue de la réalité, en particulier, la notion de corps, d'environnement, d'espace, d'objet, et attribut, pour un agent cognitif, est défini dans cette approche comme la conséquence d'un effort de la région sensori-motrice du cerveau pour expliquer les entrées et les sorties par un petit nombre de paramètres (Voir la thèse de Philipona, O'Regan et al. 2003). Cette relation de dépendance va s'expliquer pour l'organisme par la construction de la dimensionnalité du groupe rigide de l'espace physique. Cette base au niveau sensori-motrice jouerait un rôle important dans la constitution de la sémantique selon Harnad.

La cognition située se développe sur les idées en philosophie de Husserl, Merleau-Ponty, Heidegger et le concept d'enaction proposé par Varela. Les travaux de Vygotsky (située) sur le développement du langage chez l'enfant ont jeté les bases empiriques justifiantes le développement de ce courant. Plus récemment, les expériences de Brooks en robotique et les idées de Barsalou sur les représentations multimodales ont participé à susciter l'intérêt de ce courant. La cognition est présentée dans les termes définissant la relation entre l'apprenant (l'agent) et les propriétés spécifiques offertes par son environnement (*affordances*). Cette thèse s'est développée au départ en réaction au problème éprouvé par le cognitiviste pour expliquer l'apprentissage. Il a en effet été démontré que l'apprentissage a toujours lieu dans un contexte spécifique c'est-à-dire que l'apprentissage est toujours situé. Le sens y est alors défini comme étant construit par le bouclage d'action-perception (Varela, Thompson et al.) entre sujet et monde. La sémiotique serait donc étayée sur les énoncés, les actions de l'agent et la dynamique de l'environnement.

Dans ce chapitre, nous examinons d'abord les réponses proposées par la cognition située et incarnée sur les aspects philosophiques de notre problématique (section 1). Nous examinons ensuite le programme de la Grammaire Application et Cognitive qui offre une approche descendante expliquant les mécanismes d'ancrage des catégories langagières dans les catégories sémantico-cognitives (section 2). La dernière section présente la robotique évolutive qui offre une approche ascendante permettant de simuler l'émergence de fonctions cognitives en exploitant un agent situé et incarnée (section 3).

4.1 Implications théoriques de la cognition situé et incarnée sur les aspects importants de notre problématique

Dans cette section, nous présentons les points de vue de quelques auteurs qui expriment bien les similitudes et nuances entre la cognition située et incarnée sur les aspects fondamentaux de notre problématique.

4.1.1 L'origine des connaissances

L'origine des connaissances réside dans l'action du sujet dans son environnement pour Piaget. Les schémas d'action vont se construire sur la perception du sujet de ces actions dans l'environnement. C'est sur la base de ces structures que se forment les concepts. Ainsi, la structure des connaissances ne saurait être conçue comme prédéterminée ni dans les structures internes du sujet, ni dans les caractères préexistants de l'objet, ni préformée dans le monde idéal des possibles (Piaget 1970). C'est avec le langage, le jeu symbolique et l'image mentale que la situation change : aux actions simples assurant les interdépendances directes se superpose un nouveau type d'actions, qui est intériorisé et plus précisément, conceptualisé. La série des actions matérielles successives est complétée par des ensembles représentatifs susceptibles d'évoquer des actions ou des événements passés ou futurs. On assiste alors à un début d'explications causales. C'est donc sur le sens acquis par les schémas d'action que les concepts se construisent.

Pour Husserl, la question de l'origine des connaissances est de savoir qui connaît, et comment on connaît. Or, celui qui connaît est seulement un existant, un être au monde, immergé dans un entourage qui est la réalité du monde tel qu'il se donne. Le processus de la connaissance n'est plus dès lors dévoilement d'un objet par un sujet qui lui est nécessairement extérieur, mais bien co-naissance. La réalité n'est donc pas un en soi, elle n'est pas davantage une construction du sujet, elle est une intentionnalité, par rapport au monde comme par rapport aux autres. Il y a une logique prédicative immanente au monde mais cette forme d'idéalisme fait aussi droit à l'originalité de l'expérience sensible car les catégories n'existent pas indépendamment du sujet qui les conçoit et les élabore (Depraz 1999).

C'est par l'intuition que nous avons un accès partiel à ce monde, nous dit Husserl. Ce dernier propose la réduction eidétique c'est-à-dire l'événement ou l'existant saisi dans l'intuition empirique. C'est une démarche transcendantale de constitution qui affranchit le sujet de tout résidu substantiel en en faisant un soi opérant. Pour Gadamer, l'intuition est intimement lié aux préjugés: « L'intuition dépose les préjugés et les habitudes de pensée favorites, elle reconnaît ce qui vient à notre rencontre à partir de la chose ou d'autrui » (Gadamer). Les préjugés sont définis comme des mécanismes pour évaluer rapidement les situations et organiser notre expérience : « Ce sont des préventions qui marquent notre ouverture au monde, des conditions qui nous permettent d'avoir des expériences et grâce auxquelles ce que nous rencontrons nous dit quelques choses » (Gadamer).

Comme Husserl, Merleau-Ponty croit qu'il est impossible de connaître un objet comme il est lui-même, mais qu'il est seulement possible de connaître un objet selon son accessibilité à la conscience humaine, en d'autres mots, l'homme ne peut concevoir l'objet qu'à travers des moyens imposés par sa perception. Pour

Merleau-Ponty (et en cela, il est fidèle à Husserl), la réalité d'un objet m'est donnée dans sa pure présence en tant que chose et objet là devant moi, en personne comme dira Husserl, en chair-et-en-os. Nous n'avons donc jamais une perception totale de l'objet du simple fait que ma perception réelle de l'objet est limitée par un point de vue particulier, donné par mon corps, à un moment et dans un endroit précis de l'espace/temps. Combiner nos différents points de vue ne nous permet pas plus d'atteindre l'objet en soi: » cette synthèse, qui conduit du donné à ce qui n'est pas actuellement donné n'est pas une synthèse intellectuelle qui pose librement l'objet total, c'est une synthèse pratique « (Merleau-Ponty 1976). Merleau-Ponty affirme ainsi, contre Piaget, que « la perception enfantine manque non de synthèse, mais de synthèses articulées » (Merleau-Ponty 1976). L'enfant appréhende le monde à travers des structures globales, certes différentes de celles de l'adulte, mais qui n'en sont pas moins fortement structurées. Ce qu'il faut donc penser, ce n'est pas l'apparition de ces structures chez l'adulte, mais précisément leur élaboration complexe, à partir même d'un substrat déjà présent. En fait, pour Merleau-Ponty, la réalité d'un objet dans sa totalité m'est immédiatement donnée dans la perception parce que la totalité est toujours contenue dans le particulier ce qui signifie qu'il m'est nullement nécessaire de faire intervenir des éléments théoriques. Il n'y a pas de distance entre le moment de la perception et le moment du jugement comme c'est le cas, par exemple, dans la tradition empiriste ou même dans la tradition rationaliste. À l'opposé chez Vygotsky, nous n'avons aucune prise sur ce que l'on perçoit du monde de façon spontanée. La sensation n'est que la première étape d'un processus plus complexe.

4.1.2 Le corps comme instrument d'acquisition des connaissances

Pour Piaget, c'est par la coordination des actions que le corps devient le premier et principal instrument d'acquisition de connaissances. Merleau-Ponty identifie le corps comme le lieu où s'interprètent nos sensations et se forme nos concepts. Le corps agglomère les perceptions de tous les sens en synesthésies pour donner un sens global à ces perceptions. Lors du renouvellement d'une perception, notre corps réagit avant toute prise de conscience et retrouve dans ses constructions intérieures les sédiments de nos expériences passées pour effectuer une reconstitution de la sensation fondée sur les expériences passées, une recreation du sens faisant appel à une préhistoire. Le sujet percevant, sentant, réfléchissant est ainsi vu d'abord comme un sujet corporel, incarné dans les choses avec lesquelles il est en relation d'intentionnalité. Situé à la lisière du monde et de la pure subjectivité du moi, ce corps est présence et ouverture à l'être et au monde, à la fois dehors et dedans, il est le moyen de communication avec le monde et la matière de la perception: "Percevoir c'est alors se rendre quelque chose de présent à l'aide du corps". Il contient et est la somme de nos expériences passées, qui sont rappelées lors de la reconstruction de sens. Cette vision d'un sujet inscrit corporellement et dynamiquement dans le monde, parce qu'affecté par lui, est partagé par Husserl mais aussi Varela (Depraz 1999).

Pour Piaget, c'est le processus normal du développement qui va nous pousser à objectiver le corps puisque « chaque action formant encore un tout isolable, leur seule référence commune et constante ne peut être que le corps propre, d'où une centration automatique sur lui, quoique non voulue ni consciente (Piaget

1970) ». Mais le sujet ne s'affirmera véritablement nous dit-il qu'après avoir décentré les actions du corps pour en arriver finalement à coordonner ses actions librement et ainsi commencer à « se connaître en tant que source ou même maître de ses mouvements (Piaget 1970) ». En contrepartie, l'objet ne se constituera qu'en se soumettant ou en résistant aux coordinations des mouvements ou des positions en un système cohérent (Piaget 1970). En somme, la coordination des actions du sujet est source des différenciations entre ce sujet et les objets et source de décentration au plan des actes matériels. C'est donc avec cette décentration au plan des actes matériels qu'advient la séparation entre le sujet et son environnement.

Lakoff et Gallase défendent l'idée que les systèmes sensorimoteurs ont le bon type de structure pour caractériser les concepts sensorimoteurs mais aussi les concepts plus abstraits qui constituent le sens des constructions grammaticales et les schémas généraux d'inférences (voir Lakoff and Johnson). Plusieurs auteurs issus des différents champs d'étude des sciences cognitives supportent cette hypothèse selon laquelle certaines catégorisations grammaticales des langues s'ancrent assez directement dans les catégorisations opérées par la perception visuelle et l'action motrice (Jackendoff, Langacker, Talmy, 1975 et 1983; Gainotti, Silveri, Daniele & Giustolisi, 1995, Pulvermüller cité dans Desclés).

4.1.3 L'acquisition du sens

Pour Piaget, c'est par le développement que nous venons à attribuer du sens. Le développement prend forme dans l'élaboration de constructions intérieures résultant des différentes confrontations et événements vécus (Piaget 1970 758). C'est donc en fonction de notre sensibilité à l'expérience mais aussi en fonction de nos capacités de réaction liée à notre phénotype, que les événements ont pris un sens (menace, source de plaisir, apprentissage, etc.). Les événements auraient été autres et nous nous serions développés une personnalité et une interprétation différente.

Varela rejoint Piaget en affirmant que l'information n'est pas préétablie comme un ordre intrinsèque dans l'environnement. Pour Bruner, le sens qu'on accorde aux données, formant ainsi l'information correspond plutôt à des régularités émergeant des activités cognitives. Varela reprend presque dans les mêmes termes cette idée : « L'information doit apparaître non comme un ordre intrinsèque mais comme un ordre émergeant des activités cognitives elles-mêmes » (Varela, Thompson et al.) et les facultés cognitives sont inextricablement liées à l'historique de ce qui est vécu. Il s'oppose ainsi fermement au point de vue exprimé par les cognitivistes et selon lequel on peut définir un système cognitif comme un système formel c'est-à-dire uniquement en lui attribuant une syntaxe et une sémantique. De même pour Gadamer, le sens ne peut être attribué à partir d'un système formel (Gadamer). La signification est attribuée dans l'expérience et l'expérience ne doit pas être interprétée comme un moyen pour atteindre un but prédéterminé ou des concepts généraux prescrits.

Ces structures cognitives sont pour Piaget des schémas physiques ou des actions mentales qui sont sous-jacentes à des actes d'intelligences spécifiques et correspondent à différentes étapes de développement de

l'enfant. Les schèmes, en se situant uniquement au niveau du plan de l'action effective, se distinguent des concepts qui existent dans un système réfléchi. C'est donc une structure qui a une histoire et se transforme au fur et à mesure qu'elle s'adapte à des situations et des données plus variées. Un schème s'applique à la diversité du milieu extérieur et se généralise en fonction des contenus auxquels il s'applique, du caractère généralisable de l'action. L'histoire d'un schème est celle de sa généralisation continue et de sa différenciation. Une fois constitués, les schèmes vont servir d'instrument à l'activité organisatrice. Ils vont permettre notamment d'assigner des buts aux actions, d'en être le moyen, et d'attribuer une signification aux péripéties de l'expérience. Les schèmes d'action vont permettre d'appliquer la même action à de nouveaux contenus.

Le développement cognitif se traduit pour Piaget en un effort constant pour s'adapter à l'environnement en termes d'assimilation et d'accommodation. L'assimilation implique l'interprétation des événements par les structures cognitives existantes tandis que l'accommodation implique de modifier ces structures pour attribuer un sens à l'environnement. Par exemple, la coordination de plusieurs schèmes en un acte unique résulte de la nécessité d'atteindre un but non directement accessible par l'intermédiaire d'un schème isolé. Cela implique la mobilisation et la coordination des schèmes liés aux contextes pour former finalement un schème principal de l'action incorporant une série plus ou moins longue de schèmes subordonnés. Les schèmes s'organisent ensuite progressivement selon un principe d'autorégulation : « l'autorégulation semble bien constituer à la fois l'un des caractères les plus universels de la vie et le mécanisme le plus général qui soit commun aux réactions organiques et cognitives (Piaget 1970). » Ce mécanisme commun aux réactions organiques et cognitives (qui est leur fondement, leur point de départ en tant que mécanisme le plus primitif) sélectionne ce qui sera retenu dans la construction de structures intérieures. Il s'agit donc d'un fonctionnement constitutif de structures et non pas de structures toutes faites au sein desquelles il suffirait de chercher celles qui contiendraient d'avance à l'état préformé telle ou telle catégorie de la connaissance (Piaget 1970) ».

Pour Barsalou, l'acquisition du sens se fait par apprentissage durant l'expérience perceptuelle. Les régions associatives dans le cerveau capturent les schémas d'activation ascendants de la région sensorimotrice (Barsalou 2005). Plus tard, en partant cette fois-ci des régions associatives, le cerveau réactive les régions sensorimotrices pour implanter les symboles perceptuels. Cette architecture représente une instance intéressante de l'architecture plus générale proposée par Harnad. D'autres auteurs supportent l'idée que le rôle des aires associatives pour l'intégration des informations issues du cycle de la perception-action (Damasio, 1989). La mémorisation et la réactivation des symboles perceptuels s'opèrent au niveau des composantes perceptuelles et non pas au niveau des expériences perceptuelles holistiques. À travers l'utilisation de l'attention sélective, les représentations schématiques des composantes perceptuelles sont extraites de l'expérience et entreposées dans la mémoire (ex: la mémorisation individuelle du vert, du pur, du chaud, etc.). Ces simulateurs ne se construisent pas seulement pour les aspects de l'expérience

sensorielle mais aussi pour les aspects de la proprioception (ex: se lever, courir).et pour l'introspection (ex: comparaison, joie, faim)(Barsalou).

4.2 Le programme de la Grammaire Applicative et Cognitive

Le langage est une des formes les plus avancées de la cognition naturelle. Étudier ses mécanismes nécessite aussi de plonger dans le problème plus large de la sémiotique et de l'épistémologie. D'où nous viennent les connaissances que l'on exprime par le langage naturel? Comment en vient-on à transformer ce que l'on observe dans l'environnement en représentation manipulable dans le langage naturel?

Dans le cadre de notre problématique, nous sommes intéressées plus particulièrement questions suivantes : Comment articuler la catégorisation du niveau sensorimoteur au niveau de représentation symbolique (lexicale et grammaticale)? Quels sont les relations entre les niveaux pragmatiques, syntaxiques et sémantiques? Quels sont les transformations permettant de passer des représentations sémantico-cognitives aux expressions linguistiques?

Il existe plusieurs écoles en linguistique mais peu proposent un modèle définissant les liens entre les composantes du langage (les représentations symboliques), les représentations iconiques et les représentations modales selon les principes d'ancrage et de transduction proposé par Harnad. Desclés appartient au courant des linguistes intéressés à développer une grammaire cognitive. L'intérêt pour ce groupe de chercheurs est d'identifier des primitives cognitives, plus globales et plus macroscopiques que les primitives syntaxiques des générativistes (Piaget, Chomsky et al.). Cette tendance se développe actuellement sur la côte ouest des États-Unis, avec Langacker et Jackendoff.

Selon Jackendoff, la sémantique comme théorie est intrinsèquement lié à une théorie cognitive. C'est à partir de cette hypothèse que ces chercheurs tentent de fournir un cadre formel plausible psychologiquement à l'intérieur duquel on peut étudier le sens dans le langage naturel et la structuration des concepts. L'idée est qu'une formalisation suffisamment puissante pour expliquer les catégorisations non-linguistiques peut aussi expliquer les inférences linguistiques qui sont traditionnellement du domaine de la théorie sémantique. Par conséquent, la structure grammaticale offre une source de justification pour les théories cognitives et qu'il n'y a pas de théorie sémantique indépendante de la théorie cognitive.

Le programme de la Grammaire Applicative et Cognitive (GAC) (Desclés 1990) dirigé par Jean-Pierre Desclés comprends l'étude d'un large éventail de langues naturelles pour en dégager les invariants langagiers mais aussi pour découvrir les invariants cognitifs sous-jacents et commun à l'espèce humaine. Ce programme épouse le courant de la cognition située au sens où il décrit les processus opératoires associés aux différentes constituantes du langage naturel comme des abstractions de représentations émergentes du cycle de perception-action des agents : « Les catégories (grammaticales et lexicales) des langues sont ancrées sur (non pas réduites) des catégorisations opérées par les processus cognitifs de

perception (visuelle en particulier), d'action sur l'environnement extralinguistique et par la prise en compte de l'intentionnalité (Desclés 1998)

Son modèle permet non seulement d'expliquer les liens entre le niveau sémantico-cognitif et le niveau symbolique mais offre aussi un cadre formel pour l'étude et la description des processus opératoires de la langue naturelle pouvant être automatisé dans des applications portant sur les langues naturelles. D'ailleurs, plusieurs applications en informatique ont réussi avec succès à implanter le modèle de la GAC pour développer des applications évoluées en gestion des connaissances et pour le traitement du langage naturel.

4.2.1 Le modèle de la GAC

La position épistémologique de Desclés rejette le relativisme Sapir-Whorf et le mentalais de Fodor. Il nomme d'ailleurs cette position anti-anti-relativisme(Desclés 1998). Il se distingue également de Jackendoff en rejetant l'idée qu'il existe un seul niveau de représentation. Desclés va plutôt proposer trois niveaux de représentations :

- le niveau phénotypique (ou le phénotype) où sont représentées les caractéristiques particulières des langues naturelles (par exemple l'ordre des mots, les cas morphologiques, etc.).
- le niveau génotypique (ou le génotype) où sont exprimés les invariants grammaticaux et les structures sous-jacentes aux énoncés du niveau phénotypique.
- le niveau cognitif où sont représentées les significations des prédicats lexicaux par des schèmes sémantico-cognitifs engendrés à partir d'archétypes et de primitives cognitives.

Les opérateurs peuvent s'appliquer dans les deux directions (beta-réduction et applicatif) pour transformer les expressions linguistiques dans le langage des représentations sémantico-cognitive (LRSC) par des processus de compilation. Ce processus de compilation est rendu possible par le formalisme utilisé pour formaliser les trois niveaux : la logique combinatoire avec types de H.B. Curry (1958) où l'opération fondamentale est l'application d'un opérateur sur un opérande afin de produire dynamiquement un résultat. Cette logique fait appel aux « combinateurs » qui sont des opérateurs abstraits pensés comme des programmes de construction indépendants et qui permettent de composer intrinsèquement des opérateurs plus élémentaires entre eux. Il a été démontré que les combinateurs et les types sont d'excellents instruments formels d'analyse linguistique (Desclés 1990) , non seulement pour la syntaxe mais aussi pour la représentation des significations verbales (Abraham 1995)

Le premier niveau est décrit par une grammaire catégorielle étendue. Le niveau deux permet de formaliser les opérations prédicatives, d'où des représentations en terme de prédicats, d'arguments et de rôles casuels. Le dernier niveau permet de représenter les significations des prédicats sous forme de Schèmes Sémantico-Cognitifs (SSC).

Le langage du niveau sémantico-cognitives permet de représenter dans un langage formel les analyses sémantiques que l'on trouve en sémantique cognitive comme les structures conceptuelles de Jackendoff (Jackendoff 1985) et la grammaire cognitive de Langacker (Langacker 1987).

Seront ainsi organisés dans un même schéma une signification verbale construite à l'aide des primitives représentant : les situations topologiques (un intérieur s'opposant à un extérieur, un objet repéré par rapport à un objet

plus saillant), les mouvements d'un objet dans un espace; les changements d'états d'un même objet; les représentations qui expriment les interactions entre cause et une action, entre un agent et l'action qui l'effectue¹ (voir figure ci-dessus).

Pour organiser les différentes significations verbales, on utilise une représentation en arbre où le sommet (l'archétype) représente le verbe et chaque nœud nous permet de choisir une branche, représentant le choix parmi un groupe de primitive (ex : statique, cinématique, dynamique). Les feuilles de l'arbre représentent les différentes significations des verbes (un archétype instancié).

Les archétypes² sont décrits par des expressions applicatives qui sont ensuite intégrées en prédicats (unaires, binaires, ternaires...) au moyen des opérateurs que sont les combinateurs de la logique combinatoire.

L'exemple suivant montre quatre significations du verbe « monter » décrit dans le langage des RSC.

- (1) Le chemin monte depuis ... (stat:monte L:(le chemin))
 $\lambda x.SIT[x]$
- (2) La fumée **monte de** la cheminée (cinem:monte-de L:(la cheminée) J:(La fumée))
 $\lambda x \lambda y.(MOUVT SIT1[x,y] SIT2[x,y])$

¹ On exploite ici l'intuition de Gruber qui dit que la sémantique du mouvement et du positionnement fournit la clé d'un large éventail de concepts.

² Il est intéressant de noter que les archétypes ont une spécification formelle de son modèle objet comme schéma XML (voir [Archetype Object Model](#)).

(3) Jean **monte** la colline (dynam:monte L:(la colline) J:(Jean))

$\lambda x \lambda y. (\text{CONTR (FAIRE (MOUVT SIT1[x,y] SIT2[x,y]) x) x})$

(4) Jean **monte sur** la colline (dynam:monte-sur L:(la colline) J:(Jean))

$\lambda x \lambda y. (& (\text{CONTR (FAIRE (MOUVT SIT1[x,y] SIT2[x,y]) x) x}) (\text{TELEO SIT2[x,y]x}))$

Des applications ont été développées sur ce modèle pour enrichir une base de connaissance à partir des textes (voir le projet de Le Priol), pour soutenir le processus de traduction, représenté visuellement des scènes naturelles (Battistelli, Desclés et al.), pour le traitement automatique des textes (Biskri, Jouis et al.) etc. Malheureusement, ce modèle à lui-seul est insuffisant lorsque l'on se ramène au problème de l'ancrage symbolique. Le modèle décrit dans le détail les catégories (primitives) qui doivent émerger au niveau sensori-moteur et identifie clairement l'intention comme composante essentielle dans la construction mais il s'arrête à ce niveau de définition. Or, l'ancrage des symboles doit d'abord provenir d'un niveau de représentation perceptuelle d'un agent situé et incarné. Nous verrons dans la prochaine section que la robotique évolutive offre les outils et satisfait les conditions nécessaires pour matérialiser cet agent.

4.3 Neuromimétisme et Robotique Évolutive

« La clé est de penser en terme de trajectoires au travers le temps évolutionnaire avec des organismes complets qui réussissent à survivre à chaque étape » Dawkins, 1986

L'intérêt de la communauté scientifique pour ce champs de recherche s'est développée en même temps que l'idée d'explorer toutes les avenues emprunter par la vie pour développer naturellement des organismes capables d'exécuter des fonctions complexes gagnait les esprits. Deux courants complémentaires, mettant chacun l'emphase sur un aspect privilégié des processus d'adaptation des entités biologiques : le neuromimétisme pour l'apprentissage et la robotique évolutive pour l'évolution.

L'approche neuromimétique est un champ de recherche particulièrement actif ces dernières années. Ses recherches se font sur les propriétés et capacités du calcul neuronal qui prennent forme dans le traitement automatique de l'information réalisé sur des bases distribuées, numériques et adaptatives. Les chercheurs dans ce domaine vont étudier dans un premier temps les découvertes biologiques expliquant le comportement cognitif et ensuite proposer une modélisation *inspirée*³ de ce comportement à l'aide des technologies existantes en informatique.

Les neurosciences fournissent l'essentiel des données pris en compte par l'approche neuromimétique et s'intéresse principalement aux questions suivantes :

³ On parlera plutôt de *neuroscience computationnelle* lorsque l'on modélise le plus fidèlement possible les données recueillis par les neurosciences.

- Quels sont les mécanismes responsables de la sélection et la constitution des circuits en fonction de l'opération ou de la tâche impliquée et pour le recrutement de la population qui compose le réseau? D'une manière plus générale, elle tentera de répondre aux questions relatives à la nature de l'apprentissage, aux modalités du développement cognitif, etc.
- Comment va être réalisé le traitement perceptif? Plus spécifiquement, quel forme prends le traitement séparé (parallèle) des différentes qualités d'un même objet, qui s'exerce aux niveaux d'entrée du système? Comment se fait la convergence de ces traitements séparés sur une même structure à un niveau plus élevé? Le problème est de savoir comment se produit l'interaction entre les voies qui convergent sur la structure supérieure, en inactivant de façon sélective certaines de ces voies. Le problème de la reconstruction de percepts (binding problem) à partir de traitements simultanés et relativement séparés les uns des autres et un sujet important pour les neurosciences.

Les résultats obtenus par ce champs de recherche ont été des architectures de RNA Artificiels (RNA), construit à l'aide de modélisation toujours plus conforme aux propriétés observées des neurones biologiques, capable de simuler des fonctions cognitives avancées (Voir Bougrain; VoirBillard). Cette approche a permis notamment de tester les limites de nos connaissances sur les processus biologiques mis en branle par le cerveau pour réaliser des tâches cognitives complexes. Les résultats obtenus avec cette approche sont proportionnelles aux connaissances accumulées en neuroscience. La découverte de neurones miroirs en neuroscience a eu comme effet de permettre le développement d'application encore plus évoluées pour la neuromimétique {Voir les travaux de [Mirrobot](#) (Biomimetic multimodal learning in a mirror neuron-based robot).

Évidemment, cette approche demande aux chercheurs de modéliser dans le détail tout les aspects de l'architecture afin qu'elle soit conforme au modèle neuronal. Cette démarche est extrêmement coûteuse en temps investis! De plus, il peut être difficile d'identifier les structures ou composantes responsables des échecs lorsque vient le temps de tester le modèle. Nous sommes les seules, en tant que concepteurs, capable d'effectuer la correction nécessaire aux modèles. On ne peut transmettre cette responsabilité à un mécanisme de supervision complètement automatisé. Il est facile dès lors de connaître de grandes périodes improductives où l'on demeure ignorant des causes réelles du mal fonctionnement. L'auto-organisation comme caractéristique attribuée à certaines architectures (ex : les cartes de Kohonen) permettent de soulager le concepteur d'une partie du problème rencontré mais demande néanmoins d'être de spécifier les bons paramètres (le pas d'apprentissage, l'activation initiale, le nombre de connexion de chaque neurones, etc.). Du coup, les architectures développées dans cette approche n'ont jamais réussi à modéliser l'ensemble des structures nécessaires à l'interprétation du langage naturel; la tâche étant par nature trop complexe. Finalement, la critique la plus importante que l'on pourrait faire de cette approche est qu'elle a négligé d'ancrer les représentations des RNA et est donc soumis à la même critique faite à l'approche

cognitiviste (le problème d'ancrage des symboles). Le fait que l'information soit manipulée sous forme numérique plutôt que symbolique ne change en rien la pertinence de cette critique.

La robotique évolutive a plutôt mis l'emphase sur l'aspect évolutif de l'adaptation en misant sur la technologie des Algorithmes Génétiques (AG). L'évolution peut alors impliquer différents types de structures: les RNA, des paramètres d'un programme de contrôle prédéfini ou une programme en tant que tel {Nolfi #123@47}. Nous nous intéressons à la perspective évolutionniste qui travaille avec les architectures à RNA puisque nous partageons l'hypothèse de l'approche neuromimétisme : c'est par l'étude et la simulation des mécanismes biologiques du cerveau que nous pourrions faire émerger les fonctions supérieurs de la cognition.

En intégrant les RNA, ce courant de la robotique évolutive prend en compte mise sur les deux aspects de l'adaptation, l'évolution et l'apprentissage pour assurer le développement de l'intelligence pour ses agents artificiels. Les RNA vont être couplé aux senseurs et effecteurs de l'agent.

L'utilisation des AG pour simuler l'évolution de l'agent artificiel va nous permettre de dédier la responsabilité d'évaluer les caractéristiques topologiques, les paramètres, et le nombre de neurones à une fonction d'adaptation traduisant les objectifs poursuivies pour la réalisation d'une tâche cognitive complexe. Tandis que l'utilisation d'agent virtuel (animat) ou d'agent physique (robot) évoluant dans des environnements va permettre de créer les conditions nécessaires pour faire évoluer un agent incarné et situé, et recréer ainsi les conditions d'attribution du sens aux représentations symboliques : « meaning is grounded in the robotic capacity to detect, identify, and act upon the things that words and sentences refer to »(Harnad 2003).

Le développement de la dimension intentionnelle sera assuré par l'organisation interne de l'agent comme moyen de gérer les signaux simulant la proprioception. Les états internes sont des représentations de nature intentionnelle. Ce sont ces états qui se développent du contrôleur. Ces états internes « ne seront pas facilement substituables l'une à l'autre même si causalement elle possède une même origine...C'est une des caractéristiques essentielles de tout état produit par la sensation » (Meunier)

Les AG peuvent être appliqués pour le contrôleur et aussi les paramètres : « Artificial evolution builds smart controllers by exploiting interactions between the robot and the environment that might be very difficult to take into account with traditional analytical methods”(Nolfi and Floreano). Les outils des systèmes dynamiques déterministe à temps discret vont permettre d'étudier la trajectoire prise par l'évolution⁴(Dawid) .

⁴ Dawid a montré que les conditions de stabilité d'un état uniforme dépend fortement des opérateurs de croisement et des mécanismes de codage Dawid, H. (1996). Adaptive learning by genetic algorithms analytical results and applications to economical models. Berlin, Springer. Par exemple, en variant le type d'opérateur de croisement, on peut transformer un état non-équilibré en un état instable. La même chose peut arriver en modifiant le mécanisme de codage des représentations.

L'adaptation qui caractérise l'évolution intelligente de l'espèce humaine repose sur deux mécanismes:

- *L'évolution : les mécanismes permettant de faire évoluer dans le temps une population donnée (génotype).*
- *L'adaptation : les comportements développés par l'être humain en interaction avec son environnement (phénotype).*

Ces deux formes d'apprentissage vont reposer sur deux technologies différentes en robotique évolutive: l'application des AG sur la population d'agent artificiel pour l'évolution et l'utilisation des RNA pour l'apprentissage.

4.3.1 Les Algorithmes Génétiques pour simuler l'évolution

Les individus les mieux adaptés à leur environnement se reproduisent à des taux les plus élevés, alors que les individus les moins adaptés se reproduisent à des taux plus faibles. Ce sont les principes de survie et de reproduction décrits par Charles Darwin dans « On the Origin of Species By Means of Natural Selection » en 1859. Il s'avère alors qu'une population ayant une grande variété va, de génération en génération, contenir des individus dont le génotype se traduit par une meilleure adaptation, et ceci à cause de la contrainte de la sélection naturelle. Occasionnellement, un processus naturel, la mutation génétique, introduit une variation dans les chromosomes. Les diverses formes intermédiaires développées sont elles-mêmes des systèmes robustes complets capables de survie et de reproduction (Simon, 1969). L'évolution serait donc un bricoleur plutôt qu'un ingénieur préférant modifier l'appareil existant pour l'adapter à un nouvel usage à partir de ce qu'elle a sous la main (François Jacob, 1977).

Les principes de base des AG ont été développés par Holland et utilisent une analogie directe avec l'évolution naturelle. L'application des mécanismes évolutifs Darwiniens (la sélection naturel) et génétiques (opérateur de croisement et mutation)⁵ va permettre de créer une nouvelle population mieux adaptée aux contraintes du problème (Haupt and Haupt).

On nommera : 1. Population : un ensemble d'individus; 2. Individu : une réponse à un problème donné (valide ou non); 3. Un gène : une partie d'une réponse au problème; 4. Une génération : la population résultant d'une itération de l'algorithme.

4.3.1.1 Étapes de L'algorithme

Les étapes de l'AG reproduisent le cycle d'évolution. Les AG fonctionnent avec une population regroupant un ensemble d'individus appelés chromosomes. Chaque chromosome est constitué d'un ensemble de gènes qui correspondent individuellement aux paramètres du problème c'est-à-dire à son code génétique.

⁵ Lorsque l'on combine la sélection naturelle avec les opérateur de croisement et de mutation, on parle de modèle Néo-Darwinien.

Le code est représenté sous forme d'une chaîne de bits ou de caractères, chaîne analogue à un chromosome. L'efficacité de l'algorithme dépendra grandement du choix de ce codage. On est alors confronté à un choix : 1. utiliser un codage compacte ou 2. un codage plus riche. Un codage compacte réduit le temps de recherche pour arriver un résultat optimal mais évacue un grand nombre de solutions possibles. Le codage plus riche va offrir un plus grand espace de recherche et le temps pour y arriver à un optimum sera plus élevé. Le codage se fait selon deux modes : le codage binaire ou le codage continu.

À chaque cycle d'opérations génétiques, une nouvelle population appelée génération est créée à partir des chromosomes de la population courante. On calcul la valeur de chaque individu en appliquant la fonction d'adaptation. Plus la valeur du phénotype est élevée, plus la solution proposée est optimale. Ici, la difficulté va se manifester dans le choix des variables et constantes traduisant les critères pertinents pour trier les bons individus des mauvais individus (voir la section Fonction d'adaptation).

À partir des résultats de cette fonction, des parents sont sélectionnés (méthode déterministiques ou stochastiques) pour transmettre les chromosomes sur lesquels vont s'élaborer les opérations génétiques assurant ainsi la reproduction, l'évolution et la diversification de la population.

Les étapes de l'AG sont répétées durant t cycles. L'arrêt de l'algorithme est fixé d'après un critère d'arrêt qui peut être une des raisons suivantes : 1. Le nombre de génération fixé dès le départ est atteint ; 2. La valeur de la fonction d'adaptation a atteint une valeur fixée a priori ; 3. La valeur maximale d'adaptation des individus ne varie plus entre chaque génération. 4. Les chromosomes ont atteint un certain degré d'homogénéité.

4.3.1.2 Avantages et limites des AG

Les AG se démarquent des autres méthodes d'optimisation par leurs grandes libertés dans le paramétrage (discret ou continu). On utilise principalement les AG pour trouver des solutions optimales dans un espace de recherche pour lequel il n'existe pas de solution bien définie.

Ils vont être particulièrement utile dans les espaces de recherche possédant de nombreuses dimensions (grand nombre de paramètres) et étant très large (grande plage de données) et complexe (peuvent s'échapper de minimum locaux). La robotique évolutive explore précisément ce genre de problèmes. Pour ce type d'optimisation multicritères, on obtiendra un ensemble de solutions optimales, dites « co-dominantes » c'est-à-dire que toute amélioration d'une solution selon l'un des critères entraînera obligatoirement une dégradation de l'évaluation des autres critères. Ainsi, avec les AG, on n'obtient pas seulement une solution mais une liste de paramètres optimaux.

Les AG se comparent avantageusement aux méthodes d'optimisation traditionnelles qui adoptent tous à la base la même approche en essayant d'atteindre le point le plus bas sur la pente à partir d'un point de départ. Seul la direction et la distance parcourue à chaque mouvement varie. Ces solutions nécessitent

d'avoir des espaces différentiables, ce qui n'est pas toujours le cas! À l'opposé, les AG peuvent évoluer sur des espaces présentant des discontinuités puisqu'ils procèdent autrement en combinant des solutions partielles pour trouver une solution ou un ensemble de solutions au problème (le ou les minimums globaux).

Les AG utilisent plutôt deux stratégies : l'exploration et l'exploitation. L'exploration va investiguer l'ensemble des solutions de l'espace de recherche tandis que la phase d'exploitation va se servir de la connaissance trouvée aux solutions précédemment visitées pour aider à trouver de meilleures solutions. On peut résumer les différences de cette méthode avec les approches plus traditionnelles d'optimisation dans les quatre points suivants (Lerman and Ngouenet 1995) : 1. Les AG utilisent un codage des paramètres et non les paramètres eux-mêmes ; 2. Les AG travaillent sur une population de points (individus), au lieu d'un point unique ; 3. Les AG n'utilisent que les valeurs de la fonction étudiée, pas sa dérivée ou une autre connaissance auxiliaire ; 4. Les AG utilisent des règles de transition probabilistes, et non déterministes.

Un inconvénient majeur des AG est que les prétraitements et post-traitements nécessaires peuvent être assez long (représentation, codage/décodage, paramètres, fonction d'adaptation). De plus, étant donné la dépendance étroite qu'il existe entre le problème et les étapes de prétraitement, les étapes du programme ne peuvent que très rarement être réutilisés. Aussi, l'algorithme même va souvent nécessiter un temps d'exécution important ce qui rend l'essai de plusieurs valeurs de paramètres plus ardu surtout si on fait tourner l'algorithme sur un seul processeur: « The large population of solutions that gives the genetic algorithm its power is also its bane when it comes to speed on a serial computer - the cost function of each of those solutions must be evaluated »(Haupt and Haupt). Mais on peut partiellement contourner ce problème en utilisant une évaluation approximée (surrogate fitness) en alternance avec le vrai calcul du fitness.

Un autre problème concerne l'application de l'opérateur de croisement lorsque les blocs de construction sont complexes. Le théorème de Holland sur les schémas prédit que les blocs de construction vont se transmettre de générations en générations s'il possède une valeur d'adaptation élevée. Or, l'opérateur de croisement va parfois briser ces blocs nécessaires à l'élaboration d'une solution possible plutôt que de les combiner. Ce problème devient de plus en plus présent lorsque le nombre et les interactions entre paramètres augmentent (Dawid). Dans d'autres cas, les blocs de constructions sont inexistant. On peut contourner ce problème en proposant une fonction d'adaptation que l'on va progressivement modifier pour rendre permanente les structures qui se seront maintenues après un certain nombre d'itération et transférer le focus de l'évolution sur d'autres propriétés. On a aussi proposer une autre alternative pour contourner ce problème : organiser les gènes en sous-population afin que la structure globale de la solution puisse être conservée (voir la solution NEAT proposé par Dewri).

Si on veut critiquer les AG d'un point de vue biologique, on peut leur reprocher de geler l'espace du problème en fixant la fonction d'adaptation alors que l'adaptation biologique évolutionnaire permet plutôt

une coévolution des problèmes et des solutions : « One also needs to respect the fact that our minds can adapt on their own to changing environmental conditions without being told that these conditions have changed. One thus needs to frontally attack the problem of how an intelligent being can autonomously adapt to a changing world » (Grossberg 1999). Également responsable de cette forme statique de l'espace du problème, la représentation du génome qui va, tout au long du cycle d'évolution, maintenir une même longueur de chaîne c'est-à-dire un même nombre de gènes. Or, l'évolution a pu coder des organismes complexes qu'en augmentant progressivement le nombre de gènes d'ADN. Encore une fois, la solution proposée ici pointe vers le développement incrémentiel. Il a été proposé que la fonction d'adaptation soit co-déterminé par l'environnement et agent. Aussi, on a suggéré de coder au début les propriétés les plus importantes dans le génome et d'ajouter progressivement les propriétés secondaires (Nolfi and Floreano).

Une autre critique concerne la détermination des paramètres par le programmeur. En plus de ne pas être conforme au réalisme biologique, cette façon de faire ne permet pas d'obtenir une amélioration des performances par rapport aux paramètres choisis aléatoirement! Elle s'exprime sur deux dimensions : 1. le réalisme biologique des opérateurs génétiques et du codage; 2. l'absence de la pression sélective de l'environnement. Il a été suggéré d'inclure des informations génétiques plus complexes dans la représentation du génome tel la différenciation sexuelle, diploïdie, et l'intron. Les opérateurs génétiques proposés sont l'inversion, la *translocation*, et le dédoublement et l'effacement des gènes. D'autres veulent ajouter les mécanismes de sélection sexuelle, de symbiose et de migrations spatiales. Pour le deuxième aspect du problème, on a proposé une fonction d'adaptation avec des paramètres qui s'ajuste automatiquement en réponse à la pression sélective de l'environnement.

Finalement, la fiabilité des AG n'a pas encore été démontré mathématiquement : « There is no mathematical proof of convergence or any guarantee that they find the global minimum » (Haupt and Haupt). Les AG peuvent, en effet, rester longtemps proches de la solution optimale sans l'atteindre. Mühlenbein a démontré qu'un AG avec une population infinie et sans mutation va atteindre un état optimal (où tous les bits de la population ont atteint leurs valeurs optimales) seulement après avoir généré un nombre infini de générations ! Et ce, même si la fonction d'adaptation est très simple. En fait, nous serons satisfaits lorsqu'une solution presque optimale sera atteinte. Personne ne prétend que les êtres humains d'un point de vue biologique sont parfaits de toute façon et on se débrouille très bien au niveau cognitif!

D'autres techniques ont été développées pour améliorer les performances des AG. Celles qui nous apparaissent les plus pertinentes dans le cadre de la robotique évolutionnaire inclus : une évolution dynamique de l'espace de recherche, ce qui doit permettre d'accélérer la convergence vers la solution optimale ; et 2, une meilleure prise en compte des relations de contrainte entre les variables, ce qui doit permettre de réduire la dimension de l'espace de recherche.

4.3.2 Les RNA Artificiels pour supporter l'apprentissage

L'apprentissage est la deuxième forme d'adaptation créée par les mécanismes évolutifs. En robotique évolutive, on fait largement usage des capacités offertes par les RNA pour simuler cet aspect de l'adaptation. Les RNA sont surtout utilisés pour développer le contrôleur capable de gérer les signaux provenant des senseurs et effecteurs de l'agent artificiel.

Les RNA sont utilisées depuis très longtemps pour réaliser des classifieurs, filtres et catégorisateurs. Ils ont été conçus comme un modèle simplifié de la forme que prennent les calculs neuronaux biologiques. Le modèle biologique décrit chaque neurone comme étant sujet à des excitations qui, lorsqu'elles dépassent un certain seuil, va permettre de déclencher des potentiels d'action et propager une impulsion électrique dans son axone jusqu'aux synapses. Des messagers chimiques, appelés neurotransmetteurs, vont être relâchés dans l'espace synaptique. Les récepteurs des autres neurones connectés au neurone de départ vont capter ces neurotransmetteurs et enclenché un métabolisme qui va soit exciter ou inhiber le déclenchement d'un potentiel d'action à son tour. Le nombre de récepteur sur un neurone va déterminer la force d'excitation ou d'inhibition à chaque fois que des neurotransmetteurs sont relâchés à proximité.

Un RNA est une simplification de ce modèle. Il consiste en un réseau interconnecté de petites unités de calcul appelées neurone. On assigne à chaque connexion un poids qui détermine son influence possible dans le réseau. La structure du réseau détermine comment l'influence se propage dans le réseau. Chaque neurone réalise un transfert de stimuli basé sur sa fonction d'activation. Un neurone produit seulement une sortie si la somme des entrées est plus grande qu'un certain seuil. On utilise généralement une fonction de transfert non-linéaire pour déterminer la sortie de chaque neurone.

Les RNA vont se distinguer au niveau de la topologie mais aussi par les formes d'apprentissage qu'ils permettent : apprentissage supervisé (on connaît la sortie désirée); apprentissage par conditionnement; apprentissage non-supervisé (on ne connaît pas la sortie désirée).

Jusqu'au milieu des années 90, on adoptait massivement l'idée que les neurones codaient l'information à travers un taux exprimant la fréquence de décharge de leur potentiel d'action. Des études sur les phénomènes de synchronisations neuronales ont démontré que le moment où le neurone déclenche le potentiel d'action permet de coder des informations de la dimension spatio-temporelle (Ferster and Sprunston). Le taux de fréquence de décharge est un niveau trop abstrait pour représenter la structure spatio-temporelle des impulsions. Les modèles traditionnels des RNA seraient donc mal équipés pour traiter les tâches temporelles (Mass 1997; Gentner, Holyoak et al. 2001).

Il a été proposé de tenir compte de cette structure temporelle de l'information pour les RNA. Les nouveaux modèles proposés sont regroupés sous le terme RNA à Impulsions (RNI). Ils proposent une nouvelle règle, plus réaliste biologiquement, pour prendre en compte la dimension spatio-temporelle du stimulus. La règle Spike-timing dependent synaptic plasticity est une forme de règle d'apprentissage compétitif Hebbian et les deux principaux modèles Spike Response Model et Integrate-and-Fire Model offre aux chercheurs de

nouveaux outils pour extraire toutes les dimensions de l'information et reproduire des fonctions cognitives plus complexes (Pour une présentation des deux modèles Gerstner 1999).

L'approche neuromimétique et les neurosciences computationnelles (Dominey, Lelekov et al. 1998) ont repris cette technologie et modélisent leurs applications qu'en n'utilisant presque exclusivement cette nouvelle technologie plus proche des mécanismes réels du calcul neuronal. L'approche neuromimétique l'utilise pour développer des applications toujours plus inspirées des mécanismes utilisées par le cerveau tandis que les neurosciences s'en servent pour simuler et valider leurs modèles biologiques.

Appliquée en robotique évolutive, le traitement computationnelle des RNI tente de satisfaire dynamiquement les contraintes de l'environnement et créer des schémas oscillatoires de déclenchement de potentiels d'action des neurones entre les régions de traitement associées aux perceptions et actions du robot et les aires supérieures associatives et dédiées au contrôle. Ces oscillations vont s'influencer mutuellement à travers un processus de résonance et d'harmonisation. Les neurones activés par ces oscillations vont déclencher le mécanisme d'apprentissage.

4.3.2.1 Avantages et limites des RNA

Les RNI vont permettre une modélisation très proche des comportements observés pour les neurones biologiques. On a notamment réussi à simuler le rôle des cellules de lieu (*place cell*) (Nolfi and Floreano) découverte dans l'hippocampe du rat (O'Keefe and Nadel 1978) et celui des neurones miroirs (Billard; Arbib; Oztop, Kawato et al.).

Les RNA proposent un espace de solution parsemé de plusieurs minimums qui complique la tâche des algorithmes d'apprentissages. En effet, la convergence de tel réseau peut prendre un temps important puisque l'algorithme peut entraîner le réseau dans des minimums locaux. Le succès de la démarche relève souvent des talents du concepteur qui doit approximer les constantes d'apprentissage.

Quelques expériences ont été mené pour simuler l'émergence du langage avec des RNA (Smolensky, Mozer et al.; Komarova and Nowak). Ces travaux sont intéressants pour la recherche mais ne peuvent prétendre être applicable dans un avenir rapproché pour supporter des applications sur le traitement naturel du langage : « While this research shows how complex linguistic representations may be realized, processed, and learned in connectionist networks, contributions to the theory of linguistic representation remain largely a future prospect »(Wilson and Keil). Le principal défi qu'aura à faire face cette approche sera de reproduire la systématisme pour les représentations émergents du RNA.

Finalement, malgré la puissance des ordinateurs qui sont mis à notre disposition dans nos laboratoires de recherche, une modélisation réaliste de tout les processus neuronaux impliqués (traitement du signal analogique de base, réponse sous-corticale, et séquence moteur) représenteraient une puissance de calcul dont ne nous ne pouvons disposer pour le moment. Les projets les plus avancées qui mise sur les avancées technologiques futures pour résoudre ce problème sont: le Blue Brain Project qui devrait terminer la

modélisation de la colonne néocorticale au cours de la prochaine année; le Cortical Software Re-Use Research Project Cortical Software Re-Use qui mise sur la modélisation des processus sensori-moteur pour produire des fonctions plus élevées de la cognition en se basant sur le modèle neuronal de Reilly (Reilly and Marian); le projet européen Sensopac qui adopte sensiblement la même démarche; le projet MirrorBot qui s'intéresse à l'apprentissage neuronal multimodal d'inspiration biologique pour un robot autonome agissant, percevant et pouvant se représenter le monde. Aucune de ces deux projets n'a cependant réussi jusqu'à maintenant à remonter jusqu'au niveau symbolique du langage naturel.

Le tableau suivant résume les avantages et désavantages des RNI.

Tableau 2 Avantages et limites des RNA

Avantages	Limites
Consistant : stable et cohérent dans son comportement si on l'entraîne avec un bon ensemble d'exemples.	Nombre de données nécessaires imposantes pour la période d'apprentissage.
Permet de traiter les signaux provenant d'environnements dynamiques.	Période d'apprentissage demande beaucoup de temps.
Traitement parallèle qui n'est pas soumis à des règles strictes de causalité.	Les sorties doivent être connues à l'avance pour l'apprentissage supervisé et aussi partiellement pour l'apprentissage par conditionnement.
Permet d'interpoler et de généraliser : capable de donner des réponses sur des données jamais vus auparavant.	Les RNA, une fois entraîné, ne se soumettent pas facilement à de nouveaux apprentissages.
Computationnellement puissant et efficace (Mass).	Le temps requis pour la préparation des données est beaucoup trop importants lorsque l'on veut modéliser des données représentant un environnement complexe c'est-à-dire proche d'un environnement réel.
Modèle fonctionnel proche du comportement observé pour les neurones biologiques (Mass; Gentner, Holyoak et al.).	L'analyse des RNA a toujours été difficile et l'est encore plus avec les RNI qui ajoutent une dimension spatio-temporelle à la dynamique du réseau.
Offre les moyens de dégager les invariants uniquement accessible à travers l'étude des séquences temporels ⁶ .	Plusieurs paramètres doivent être approximées par le concepteur avec justesse pour nous assurer que le réseau va converger vers une solution satisfaisante.
Tolérant aux bruits dans le signal. En fait, le bruit est une composante essentielle pour l'apprentissage dans ces réseaux.	Les composantes matériels VLSI permettant de tirer profit de toute la puissance offerte par les capacités de traitement en parallèle des RNI est une technologie couteuse!

4.3.3 Étapes pour provoquer l'évolution et l'apprentissage d'un agent artificiel

En postulant que nous avons une plate-forme robotique, une expérience en robotique évolutive intégrant les deux aspects de l'adaptation (évolution et apprentissage) va adopter les étapes suivantes :

Après avoir définie la fonction d'adaptation, le génotype et la relation qui existe entre le génotype et le phénotype, on créer une population d'invidus. Pour chaque individu, on va :

- Initialiser les paramètres et constante du RNA. À cette étape, le RNA peut être transférer ou non sur la plate-forme robotique ou être exécuter sur l'ordinateur.

⁶ Le traitement de la dimension spatio-temporel va aussi offrir une solution au Binding problem. Nous développerons ce point dans la présentation orale.

- Lancer le robot en mode exploration. Périodiquement, les informations provenant des senseurs sont lus par le contrôleur et les commandes transmises aux effecteurs. La commande est répétée jusqu'à ce qu'une nouvelle commande soit envoyée. Le RNA va progressivement ajuster ses poids synaptiques et modifier son comportement. L'apprentissage permet ainsi de réagir aux changements qui apparaissent dans l'environnement trop rapidement pour être pris en compte par l'évolution⁷.
- Après un temps prédéterminé par le concepteur, on va appliquer la fonction d'adaptation pour déterminer la valeur de l'individu⁸.

Lorsque l'on a testé et évalué chaque individu, on sélectionne les individus aptes à se reproduire. On applique les opérateurs génétiques pour produire une nouvelle population. On recommence le processus depuis le début jusqu'à ce qu'on atteigne le comportement désiré⁹.

5 Énoncé de notre approche

Nous débutons cette section avec notre approche théorique qui spécifie nos principales hypothèses de travail. Suivi par la spécification de nos objectifs théoriques et pratiques (spécifications fonctionnelles de l'architecture) pour terminer avec notre méthode de validation.

5.1 Présentation des hypothèses de travail

La présentation du programme de la GAC et du courant incarnée et située au chapitre 4 nous donne maintenant le bagage conceptuel pour expliciter notre approche théorique. Notre hypothèse principale est qu'un agent incarnée et située adoptant une architecture hybride symbolique-neuromimétique a les caractéristiques nécessaires et suffisantes pour développer la capacité d'interpréter différentes sources d'informations.

Plus spécifiquement, notre solution implique que nous prenons certaines positions quand à l'orientation de notre démarche. Cette position est décrite par les hypothèses suivantes :

5.1.1 Hypothèses liées à la cognition située :

Le développement de fonction cognitives complexes passe par le développement d'architecture reproduisant le comportement et les mécanismes biologiques (Voir Alexandre, Haton et al.; Bougrain; Eliasmith 2005; Low, Leow et al.). Simuler le processus d'adaptation sous ses deux dimensions,

⁷ Nous développerons en détail la relation entre l'apprentissage et l'évolution et comment prendre en charge cette relation en robotique évolutive.

⁸ L'algorithme génétique peut être exécuté sur le Khepera cependant les chromosomes utilisés dans les simulations précédentes ne seront pas conservés

⁹ Pour une procédure détaillée de la simulation Nolfi, S. and D. Floreano (2000). Evolutionary robotics : the biology, intelligence, and technology of self-organizing machines. Cambridge, Mass., MIT Press. Nolfi, S. and D. Floreano (2000). Evolutionary robotics : the biology, intelligence, and technology of self-organizing machines. Cambridge, Mass., MIT Press.

l'évolution et l'apprentissage, nous permet de développer par auto-organisation les configurations optimales permettant de soutenir le processus de catégorisation.

- Pour le développement de notre architecture, cette hypothèse se traduira pratiquement par un choix préférentiel pour des options probables d'un point de vue biologique lorsqu'elle existe. Il est à souligner n'a pas la prétention d'être un modèle fidèle et détaillée des processus biologiques. Nous le rappelons, le but premier de cet architecture est d'étudier un ensemble de mécanismes généraux évolutifs pouvant capturer les aspects clés supportant le développement des représentations sémantico-cognitives à la base des mécanismes langagiers proposés dans la GAC.
- Un agent artificiel situé et incarnée va nous permettre d'étudier la véritable complexité des interactions entre les agents et leur environnement physique et ainsi découvrir les façons dont les propriétés du monde réel peuvent être exploitées par des systèmes incarnées et situées.
- Nous devons adopter une approche incrémentielle pour l'évolution. La démarche incrémentielle pour l'évolution va demander que la modification de la fonction d'adaptation pour chaque étape majeure du développement des structures biologiques. Elman, 1993 a démontré que les tâches complexes peuvent seulement être apprises si le réseau est exposé au départ à des cas simples et progressivement à des cas plus complexes: «In other words it appears that in some cases, full general strategies do not exist (vrai particulièrement quand la stratégie a développé est complexe) or are too difficult to find while a collection of simple strategies appropriate in different circumstances may be easily found (Nolfi and Floreano). Nolfi et Floreano propose le *fitness space* comme cadre de travail objectif pour décrire et comparer les fonctions d'évaluation (Nolfi and Floreano).

5.1.2 Sur la couche neuronale

- Le traitement des informations provenant des capteurs et effecteurs de notre agent artificiel peut être traité par l'interconnexion de petites unités de traitement numériques et faire émerger de manière robuste un comportement intelligent (hypothèse connexionniste).
- Les RNI possèdent les bonnes propriétés pour détecter les invariants physiques et spatio-temporels de notre environnement et pour faire émerger les états d'équilibres correspondants aux primitives composant les SSC de la GAC.

Raisons pour adopter les RNA en robotique évolutionniste (mon champs d'intérêt) (Nolfi and Floreano)

- Les NN offrent différents niveaux de **granularité**. L'évolution artificiel peut ainsi être appliqué au niveau de spécification le plus élémentaire (le poids des connexions par exemple) mais aussi à des niveaux plus élevés tel que la coordination entre des modules prédéfinis composés de sous-réseaux prédéfinis.

- Offrent différents niveaux d'**adaptation** : phylogénétique (évolution); développemental (maturation), et ontogénétique (apprentissage durant son cycle de vie).
- Offrent un moyen de faire correspondre directement les signaux entre les récepteurs (senseurs) et les effecteurs (moteur).
- Robuste aux bruits par la nature de leurs configurations. La somme de l'activation d'un neurone étant calculée par la somme de plusieurs signaux distribués. L'oscillation d'un ou de quelques signaux ne vient pas perturber drastiquement le niveau d'activation du réseau.
- Offre un métaphore biologique plausible (Young, Dror et al.; Wermter, Palm et al.; Billard and Schaal) pour ceux qui veulent étudier les phénomènes biologiques d'une perspective évolutionnaire.

5.1.3 Sur la couche symbolique

- Notre couche symbolique doit permettre l'intégration des trois niveaux de représentations définis dans la GAC pour permettre le lien recherché entre les formes d'expressions syntaxiques permises par la langue naturelle et les premières structures cognitives.

5.1.4 Hypothèses sur l'approche hybride neuro-symbolique

- Nous devons utiliser l'approche hybride pour combiner les avantages des deux approches. C'est parce que la GAC offre un point d'ancrage bien défini entre les représentations symboliques et les différentes configurations du cycle de perception-action, que nous pouvons penser réaliser une couche hybride mettant en relation l'approche numérique du courant neuromimétisme et l'approche logico-symbolique de la GAC. Cette intégration devrait nous permettre de supporter, bidirectionnellement, la catégorisation des représentations sensorimotrices d'un animat évoluant dans un environnement. Pour ne pas dévier de cet objectif, nous nous limiterons à un environnement simplifié à l'extrême pour vérifier les capacités et possibilités offertes par l'agent hybride. Pour réaliser cette étape qui constitue le cœur de notre projet, nous nous inspirerons des expériences et techniques développées de projets semblables (Jacobsson, 2005). Dans le tableau présenté ci-dessous, nous résumons les avantages et désavantages de chaque approche. Il est facile de conclure à la complémentarité naturelle: « Each paradigm has its strenghts and weakness and excels at certain tasks while falling short with some others. This situation indicates the need to intergrate these existing paradigms(Sun 1998)».

Tableau 3 Caractéristiques de l'approche symbolique et de l'approche connexionniste

Approche symbolique	Approche connexionniste
Permet des raisonnements déductifs, des inférences catégorielles	Raisonnement inductif
La computation est centralisée, synchrone et séquentielle	La computation est collective, asynchrone et parallèle.
La mémoire est centralisée	La mémoire est distribuée.
Pas de tolérance aux erreurs et aux valeurs floues	Tolère l'imprécis
Permet des résultats précis et exacts	Ne permet pas de résultats exacts
Basé sur les liens statiques	Basé sur des liens dynamiques
Offre des opérateurs pour combiner les symboles	Pas de systématisme
Niveau de représentation conceptuelle, théorique et propositionnelle (langage naturel)	Niveau de représentation du particulier instance spécifique), iconique/figurative (exemplaire), et des représentations catégoriques (prototypique)
Traitement appartenant au niveau inconscient	Traitements considérés comme conscients

Nous pensons en accord avec Harnad mais aussi avec d'autres auteurs tels que Drorr et Young (Young, Dror et al. 1994) et Sun(Sun) pour n'en nommer que quelques-uns que les deux approches peuvent coexister dans une architecture en servant des rôles distincts : "In a pure symbolic model the crucial connection between the symbols and their referents is missing; an autonomous symbol system is ungrounded. In a pure connectionist model, names are connected to objects through invariant patterns in their sensory projections, learned through exposure and feedback, but the crucial compositional property is missing; a network of names, though grounded, is not yet amenable to a full systematic semantic interpretation"(Harnad).

Une des idées sous-entendues est que l'on peut tirer profit de cette interaction sur la plan de la connaissance : les systèmes naturels peuvent donner la clé de problèmes posés par l'intelligence artificielle; d'un autre côté, la modélisation peut aider à valider un problème posé par un système naturel. Ce sont donc les outils conceptuels qui assurent la continuité d'un champ à l'autre. Dans le cas de la modélisation d'ensemble d'une fonction cognitive (le langage), les outils sont d'ordre mathématique (modélisation symbolique); dans le cas de la modélisation d'un processus sous-symbolique, les outils sont d'ordre computationnel (modélisation connexionniste). L'étude des moyens utilisés par ces systèmes hybride peut éclairer le fonctionnement des systèmes naturels et permettre de tester des hypothèses sur leur organisation.

Nous proposons d'utiliser le modèle de la GAC pour modéliser le niveau symbolique. La plupart des systèmes hybrides neuro-symboliques réalisées jusqu'à maintenant utilisaient comme couche symbolique un langage de représentation et de raisonnement basé sur la logique des propositions ou des prédicats. Aucune architecture hybride utilisant la logique des combinateurs et le lambda-calcul n'a été proposé jusqu'à maintenant.

- Les Schèmes Sémantico-Cognitif représente le bon type de structure pour décrire les primitives du langage (Desclés 1993 perception et action, Faits de langues 1, p. 124-127).

5.1.5 Hypothèses liées à la robotique évolutive

- Les outils conceptuels et méthodologiques de la robotique évolutive vont nous donner les moyens concrets de créer notre agent logiciel doté d'une architecture interne hybride et de nous assurer, du même coup, que les catégories du langage (au niveau symbolique) seront ancrées selon le modèle d'architecture proposé par Harnad.
- Les AG, par leurs reproductions du mécanismes d'évolution, représentent une approche efficace pour trouver les configurations optimales du RNA. Le type de fonction apprise par les RNA est fortement dépendant de la topologie du réseau. Aussi, l'habilité de généraliser (habilité de produire des réponses correctes pour des stimuli sensoriels jamais expérimentés auparavant) est affectée par le nombre de paramètre libres (les poids des connexions) déterminé par l'architecture du réseau : Trop petit, il ne peut apprendre correctement la correspondance entre les entrées et les sorties, trop grand il ne permet pas de bien généralisé. Les combinaisons possibles des différentes configurations nécessite d'utiliser une méthode d'optimisation pour déterminer la bonne topologie avec les bons paramètres.
- La fonction d'adaptation doit être paramétrée pour faciliter le développement des circuits principaux de l'organisation cérébrale. Cette hypothèse est délicate puisqu'elle vient délimiter le caractère évolutif de la fonction d'adaptation. En réalité, l'adoption du paradigme évolutionnaire nous donne le choix entre deux options pour implanter le caractère prédéterminé, innée, de l'architecture cognitive. Soit on simule sans contrainte la trajectoire parcourue par l'humanité à partir de robots ou animats initialement dotés de quelques neurones que l'on reproduit et sélectionne à l'aide d'AG ou on contraint plus fortement la fonction d'adaptation selon certaines variables et constantes dûment justifié par les résultats obtenus par les neurosciences pour accélérer l'évolution dans la « bonne direction ». Étant donnée la contrainte temporelle de notre projet de recherche nous optons évidemment pour la deuxième option. Plusieurs expériences démontrent les vertus d'une fonction d'adaptation paramétré pour faire émerger cette modularité (Nolfi and Floreano).

Les primitives définis dans la GAC sont :

- Pour l'identification des archétypes (verbes):
 - Contrôle (notion d'agent/patient)
 - Faire (notion d'instrument)

- Localisateur (opérateur pour la construction d'un lieu)
- Mouvement
- Changement
- Téléonomie (intention)
- Identification de situation statique, cinématique et dynamique.
- Pour le choix des propositions :
 - Spatial avec contact ou sans contact, spatio-temporel par l'action ou par observation, et temporel. REP : un relateur binaire permettant d'identifier un lieu repère topologique
 - Relateurs unaires topologique :
 - IN : à l'intérieur d'une frontière
 - EX : à l'extérieur d'une frontière
 - FRO : sur la frontière
 - FER : dans la fermeture du lieu LOC

Un certain nombre de concepts et d'hypothèses devront être précisés ou modifiés en fonction des progrès futurs de la recherche. D'une importance particulière, nous devons définir le rôle des processus attentionnels pour soutenir la catégorisation.

Nous croyons avec les tenants de l'approche incarnée et située qu'il existe une codétermination effective entre le corps/esprit et entre le sujet et son environnement. Aussitôt que nous tentons d'isoler un de ces espaces nous nous retrouvons avec un sujet privé de relations essentielles pour sa compréhension. Nous devons donc adopter une approche théorique permettant d'englober l'ensemble des variables impliqués.

La discussion sur la catégorisation a permis de souligner l'idée que l'attribution du sens par la catégorisation procède d'une interaction entre l'agent et son environnement. L'hypothèse sous-jacente à notre modèle est la suivante : représenter le sens d'un énoncé nécessite de disposer d'une représentation du monde tel qu'il a été perçu au cours des expériences individuelles accumulées, notamment celles qui ont participé à l'acquisition du langage par le sujet comprenant. On propose alors de réaliser un agent sensorimoteur qui, par son interaction dans l'environnement, va se construire une représentation de ces situations : chaque situation est vue comme une représentation géométrique qui préserve les relations topologiques entre actants et qui code l'évolution de ces relations topologiques, ce qui correspond à une mise en œuvre d'une des morphologies archétypes dont René Thom fait l'inventaire dans *Stabilité structurelle et morphogénèse* (Interéditions, 1977).

Un aspect intéressant de la cognition humaine est le traitement en parallèle. Les capacités de traitement de l'information du cerveau humain dépendent grandement de cette forme de traitement. En effet, plusieurs

recherches confirment que le cerveau met en collaboration plusieurs activités cérébrales pour réaliser une tâche cognitive. Par exemple, dans l'image présentée à droite, nous pouvons observer les différentes régions cérébrales activées pour la reconnaissance d'un mot. Les zones marquées en jaune: signifie des activations significatives. L'approche neurosymbolique utilise les réseaux neuronaux peut réaliser le traitement en parallèle des données et ainsi réalisé au niveau supérieur des tâches cognitives complexes.

Le traitement parallèle des tâches cognitives nous amène également à nous interroger à propos de la forme que doit prendre la représentation des connaissances. Il faut d'abord spécifier que les systèmes d'information traditionnels manipulent des représentations localisées. De même, les informations manipulées par les agents logiciels sont toutes des représentations localisées. Cependant cette forme de représentation est loin d'être la forme de représentation la plus efficace. Des travaux ont démontré l'avantage d'utiliser la représentation distribuée plutôt que la représentation localisée pour les traitements cognitifs de bas niveau [7, 14]. De plus, l'utilisation la représentation distribuée à ce niveau n'entre pas en conflit avec la possibilité d'utiliser la représentation localisée à des niveaux supérieurs. Un réseau de représentation distribuée peut être proposé pour l'implantation du niveau réalisant l'approche symbolique.

Les représentations distribuées possèdent de nouvelles propriétés émergentes qui peuvent alors servir comme primitives pour le niveau symbolique supérieur. Les entités sont représentées par un des *patterns* d'activités distribués à travers plusieurs processeurs qui peuvent être impliqués dans la représentation de plusieurs entités. Ce faisant, les représentations distribuées exploitent mieux les capacités de traitement offertes par un réseau de processeurs. De plus, les représentations distribuées permettent la généralisation automatique à la rencontre de nouvelles situations et se règlent facilement aux environnements changeants. Finalement, les représentations distribuées dépassent les limites des architectures traditionnelles pour la recherche par contenu en supportant des requêtes contenant partiellement des erreurs.

Un des problèmes mentionnés par McClelland de cette approche est au niveau de la structuration des connaissances. Nous tenterons de combler cette lacune en utilisant la formalisation des trois niveaux de représentations de la GAC pour notre couche symbolique.

Objectifs

Les objectifs recherchés par cette recherche sont de deux ordres : théoriques et pratiques. Notre simulation de l'émergence des primitives à partir de la boucle perception-action de notre agent situé et incarné est une validation du niveau de description sémantico-cognitif de la GAC. Aucune validation des primitives identifiées par la GAC n'a été réalisée jusqu'à ce jour. Notre expérience tente de valider l'hypothèse cognitive de la GAC en intégrant dans la fonction d'évaluation les primitives du modèle de la GAC. Ces primitives sont les éléments cognitifs minimums qui doivent être différenciés par un agent pour construire des représentations sémantico-cognitives significatives. D'autres primitives peuvent coexister selon la GAC. Notre recherche aura donc comme objectif secondaire de vérifier s'ils existent d'autres primitives

qui devraient être représentées dans la couche cognitive de la GAC. Par exemple, si nous avons des états stables pour l'observation de certaines cinématiques et pas pour d'autres, nous pourrions porter notre attention sur les éléments, de l'environnement et de l'action de l'agent, qui font émerger les états stables dans un cas et non dans l'autre.

Les objectifs pratiques sont les fonctionnalités recherchées par notre architecture. Nous avons regroupé nos objectifs selon les quatre catégories proposées par la méthode de spécification des besoins en génie logiciel nommé MoSCoW¹⁰. Il s'agit d'une forme de présentation efficace permettant de bien faire comprendre l'emphase que nous mettrons sur chacun des objectifs proposés. L'utilisation d'une terminologie significative pour désigner chaque priorité offre une bonne compréhension de ce qui est impliqué par le classement.

Il faut garder à l'esprit que nous ferons évoluer notre agent dans un environnement simplifié à l'extrême : un minimum de stimuli sera accessible dans l'environnement. Une partie de notre travail consistera d'ailleurs à définir les éléments de cet environnement qui nous permettront de stimuler l'émergence des primitives recherchées. Un autre élément important qui ne fait partie des fonctionnalités recherchées est la définition de la fonction d'adaptation.

La méthodologie MoSCoW regroupe les spécifications de l'architecture proposée en quatre ensembles :

- M - MUST have this. Ce sont les éléments qui seront obligatoirement inclus dans le résultat final. C'est ce qui nous permettra d'évaluer si le projet est un échec ou une réussite.
- S - SHOULD have this if at all possible. Spécifications qui devront être incluses s'ils s'avèrent possible de les réaliser.
- C - COULD have this if it does not affect anything else. Il s'agit des éléments optionnels qui seraient intéressants d'ajouter aux spécifications de base.
- W - WON'T have this time but WOULD like in the future. Ce sont des éléments aussi importants que les spécifications incluses dans le SHOULD mais qui, pour différentes raisons (échéance, technologies disponibles, etc.) ne pourront être réalisés dans le cadre de notre planification. C'est ici que l'on délimite la portée du travail.

Il faut bien comprendre que nous travaillerons fort pour réaliser un maximum des spécifications M, S et C mais que, si les échéances nous bouscule, nous laisserons tomber la catégorie C et ensuite la catégorie S afin de réaliser l'essentiel de notre projet (la catégorie M).

5.1.6 Architecture

Notre démarche en est une de réutilisation logicielle. C'est-à-dire que nous favorisons l'intégration de composantes logicielles existantes pour construire notre chaîne de traitement. Nous examinerons donc, du

¹⁰ Les lettres en minuscules ne sont insérées que pour améliorer la lecture et sont vides de sens.

côté de la GAC, les applications développées aux cours des dernières années supportant le traitement automatique des langues naturelles (voir notamment SAPHIR, SERAPHIN, SEEK-Java, ContextO).

Notre approche située, nous amène à choisir une plate- forme pouvant évoluer dans un environnement. Nous aurons le choix entre un agent réel (ex : Robot Khepera) ou virtuel (l'approche Animat). Il existe des arguments favorisant l'une ou l'autre des approches. Pour les partisans de l'approche robotique, la véritable complexité des interactions entre les agents et leur environnement physique est le seul moyen de découvrir les propriétés du monde réel. Cependant, cette façon de faire nous expose à des problèmes imprévisibles qui peuvent aussi ralentir considérablement notre démarche (ex. bruit, manque de fiabilité des pièces). L'approche Animat (agent virtuel) permet de faire évoluer un agent dans un environnement virtuel en modélisant les propriétés importantes de cet environnement. Elle offre un environnement contrôlé et permet donc de simplifier le problème. Aussi, il est possible de travailler sur plusieurs agents à la fois et donc d'étudier de grandes populations. Lorsque l'on utilise l'approche des AG, nous pouvons trouver des architectures optimales dans un temps relativement court. Aussi, si nous optons pour la solution Animat, rien ne nous empêche par la suite de valider nos résultats en transférant notre architecture logicielle sur de vrais robots mobiles (Nolfi, Miglino et Parisi, 1994; Yamuchi et Beer, 1994). Évidemment, notre approche sera avant tout dictée par le laboratoire de recherche qui va nous accueillir pour le stage.

Il est à noter que la morphologie du robot choisi ne viendra pas changer les résultats théoriques et expérimentaux escomptés. O'Regan a démontré que n'importe quel agent doté d'entrées sensoriels et sorties moteurs, peu importe les composantes constituant le corps à lequel il est lié, n'a pas de limites sur les propriétés qu'il peut extraire de son environnement physique.

Le modèle de la GAC va être un guide pour l'appariement entre les catégorisations émergeant du RN et les représentations du niveau symbolique. La correspondance y est explicitement défini au niveau de représentation sémantico-cognitif. Les figures utilisées au niveau de représentation sémantico-cognitive de la GAC correspondent au mode de représentation iconique (exemplaire). Les représentations iconiques sont le résultat des projections sensorielle des objets et événement à la portée de l'agent cognitif (Harnad). Le mode d'organisation entre les différentes significations d'un archétype correspond aux réseaux de significations complexe du niveau de représentation conceptuel/symboliques. Mais contrairement à ce qui est proposé dans modèle classique de la catégorisation les relations entre les différentes significations ne sont pas logiques (voir le tableau ci-dessous).

Lien entre significations	Catégories sémantico-cognitives
Changement de domaine	spatial, non spatial, aspectuel, temporel, ...
Changement de catégories	statique, cinématique, dynamique, ...

Figure 2 Tableau des changements de signification pour un archétype

Ce sont les significations dans ce réseaux identifié comme étant des symboles élémentaires qui seront associé aux représentations catégoriques/prototypiques apprises dans le RN. Pour Harnad, les symboles élémentaires dénotent les représentations catégoriques. Ces dernières sont apprises et construites sur la base de la détection de composantes et propriétés communes aux objets à partir des projections sensorielles (Harnad). Les autres significations pourront être déduites ou apprises par le module d'acquisition symbolique, sans souffrir du problème d'ancrage des symboles puisque ces derniers vont être ancre dans les symboles élémentaires.

Ce double mode d'acquisition explique le développement du langage. L'apparition de l'activité symbolique serait le résultat d'activité toujours partie d'une situation, d'un contexte, qui produit une espèce de dérive vers certains types de récurrences sensori-motrices. Une fois acquise cette capacité d'agir et de réagir dans son environnement, des interactions entre les agents cognitifs produisent un nouveau type de boucle de récurrence qui créer de nouveaux points de stabilité, de nouvelles formes symboliques. Un mouvement incessant d'aller-retour entre ces différents points de stabilité pour stimuler l'apprentissage de l'agent est notre façon d'implanter le concept de zone proximale de développement proposé par Vygotsky.

En plus de permettre l'acquisition des relations conceptuelles théoriques à travers des ontologies ou par des modules d'extraction des connaissances textuelles, le niveau d'expression symbolique va également faciliter la communication et l'interopérabilité avec d'autres agents ou module de système d'information.

Enfin, des fonctionnalités supplémentaires optionnelles pourraient nous permettre d'exploiter les concepts orphelins (non ancrer directement dans les représentations du niveau sensori-moteur) pour guider l'attention du robot dans son exploration de l'environnement. Mais aussi, utiliser de nouvelles ontologies ou réseau d'archétype pour forcer une réorganisation des concepts qui aura des conséquences jusqu'au niveau des représentations sensori-motrices.

5.1.6.1 Spécification de l'architecture : MoSCoW

Dans cette section, nous vous présentons les grandes lignes de notre architecture qui vont nous permettre d'atteindre les objectifs spécifiés dans les regroupements MUST, SHOULD, COULD et WON'T.

5.1.6.1.1 MUST

La couche hybride : va permettre de faire la correspondance entre les états d'équilibres et les primitives. Le module de contrôle des interactions va être le premier résultat fonctionnel de cette couche. Parmi les

outils mathématiques à notre disposition pour identifier ces états, nous avons ceux fournis par les systèmes dynamiques et ceux de la théorie de la viabilité. Les systèmes dynamiques nous donnent les outils pour détecter les invariants structuraux d'un système aléatoire dans le temps. Il a été démontré que ces outils sont appropriés pour étudier la dynamique non-linéaire des RNI (Port & Van Gelder, 1995; Kelso, 1997). L'objet de la théorie de la viabilité est d'expliquer mathématiquement et numériquement les évolutions gouvernées par des « systèmes évolutionnaires », qui apparaissent en économie, en sciences cognitives, en théorie des jeux, en biologie, etc., aussi bien qu'en automatique. De tels systèmes ne sont pas déterministes, mais régissent sous incertitude contingente, tychastique ou stochastique des évolutions soumises à des contraintes de viabilité (ou d'optimalité intertemporelle) et guident ces évolutions vers des cibles afin de les atteindre en temps fini. Il s'agit essentiellement de faire émerger les rétroactions sous-jacentes qui permettent de réguler le système et de trouver des mécanismes de sélection pour les mettre en œuvre. L'architecture de cette couche pourra s'inspirer d'un nombre important de travaux dans le domaine. Le carnet d'esquisse proposé par Sabah représente une approche intéressante du problème (Voir le modèle du carnet d'esquisses Sabah 1996).

La couche neuronale : C'est la couche où le RNI sera développée. Évidemment, le réseau sera le résultat de l'application des techniques d'évolution et d'apprentissage décrit précédemment. Différentes stratégies pourront être développées pour accélérer le développement de cette couche (Nolfi and Floreano) et éviter les problèmes techniques qui pourraient drastiquement ralentir l'évolution de notre agent.

Module d'orientation de l'attention : L'attention va être d'abord dirigée par le mouvement (plusieurs raisons motivent ce choix de conception –pratiques et théoriques). Le mouvement va être au centre du schéma observé (limite spatiale de l'attention). Le verbe va permettre d'organiser temporellement la redirection de l'attention vers les objets et propriétés nécessaires pour formuler la paraphrase. La théorie de la viabilité propose une technique pour orienter le réseau vers la découverte des objets non-reconnus et provoquer ainsi l'apprentissage.

5.1.6.1.2 SHOULD

Module d'interaction homme-robot : quand une classe est découverte par le robot (par l'application d'un certain seuil), le robot demande c'est quoi (la différence, le groupe 1 et le groupe 2). Il y a alors identification de l'ensemble de départ, la relation et l'ensemble d'arrivée. Ce module pourrait offrir une interface avec des représentations iconiques pour exprimer les relations relatives à l'espace et aux temps pour : 1. désambiguïser la communication homme-machine et 2. faciliter l'apprentissage du lexique verbal. L'utilisateur, au lieu de recourir à un métalangage déplacera un objet sur une trajectoire pour communiquer des notions temporelles (passé, présent, futur). Un module analogue est en cours d'élaboration pour positionner des objets dans l'espace avec le système interactif SWIM. Afin de découvrir les paramètres déterminant la forme d'une expression spatiale l'utilisateur construit une scène. La construction s'effectue en choisissant et en positionnant des objets, puis en déterminant un point de vue. Suite à ces choix, le

système produit l'expression linguistique correspondante. L'apprentissage des relations unissant les représentations iconiques, les représentations perceptuelles et les indices symboliques vont être apprises à travers le RNA par la phase apprentissage du processus d'adaptation.

5.1.6.1.3 COULD

Modéliser la sélection et la construction de l'environnement par la fonction d'adaptation : Lorsque la solution de certains problèmes cognitifs dépend d'une dynamique étroite entre l'environnement (ex.: coordination sensori-motrice), la modification de l'environnement change l'espace des solutions aux problèmes cognitifs

Module d'interaction Robot-Robot : En se basant sur l'hypothèse que le langage est un système complexe adaptatif qui émerge à travers l'interaction entre agents et continue d'évoluer pour s'adapter aux besoins et habilités d'un agent (Voir Schwartz 2004), nous voulons développer une interface pour supporter la communication entre deux robots¹¹ (voir Billard) .

5.1.6.1.4 WONT

Un mode d'acquisition des connaissances véhiculées par les ontologies : cette option offrirait un moyen d'accélérer l'apprentissage de l'agent pour les concepts scientifiques.

Un module d'extraction des connaissances véhiculer par les textes : Ce module a déjà été développé Le Priol (Le Priol).

Appliquer l'évolution à la morphologie: Certains problèmes cognitifs peuvent avoir été solutionnés par échafaudage développemental (Clark 1993). Lorsque la solution de certains problèmes cognitifs dépend d'interactions denses avec l'environnement (ex.: coordination sensorimotrice), alors la modification du corps change l'espace des solutions aux problèmes cognitifs

Module d'extraction et d'indexation des connaissances des images et vidéo : Les fonctionnalités de notre agent vont lui permettre théoriquement de traiter des images et séquences vidéo. Les images et vidéos véhiculent un nombre important de connaissance qui pourrait être exploité par notre agent. À l'inverse, l'agent pourrait utiliser cette connaissance pour indexer le contenu des scènes vidéo et les images.

5.1.6.2 Résultats prévisibles de l'architecture)

¹¹ Il a été démontré par Ballard que l'ajout d'une capacité de communiquer entre agent à travers un vocabulaire représente un bénéfice important pour l'ensemble du groupe et pour chaque agent individuellement en accélérant la transmission d'information. En particulier, il a été montré que le comportement par imitation est nécessaire pour l'ancrage des proprioception et accélère l'ancrage des exteroceptions.

Une fois que nous aurons obtenu un agent capable de détecter les primitives cognitives, nous pourrons faire évoluer le robot à nouveau dans l'environnement et voir par notre interface utilisateur une liste des primitives observées. L'agent proposera conjointement à l'affichage de cette liste, un choix de significations issues du dictionnaire des SSC (Djioua) pouvant être appliqué aux différents observations de l'agent. L'utilisateur va confirmer le choix des significations pour décrire l'environnement. Progressivement, l'agent pourra proposer un nombre de choix toujours plus réduit pour décrire l'environnement. À la fin de l'apprentissage supervisé, l'agent sera en mesure de se passer d'interroger le dictionnaire des SSC.

En mode description de l'environnement, l'agent pourra utiliser ses connaissances et les techniques de paraphrasage de la GAC pour formuler différentes description des séquences de l'environnement.

En mode représentation, l'agent pourra utiliser les SSC extrait par un module de traitement automatique du langage naturel pour proposer une représentation perceptuelle qu'il aura auparavant mémoriser durant son cycle d'interaction dans l'environnement.

5.2 Méthode de validation des résultats

Comme dans toute simulation, notre méthode d'évaluation repose sur les résultats obtenus : si la simulation fonctionne, nous avons validé notre expérience. Plus précisément, nous serons satisfaits si notre agent détecte 80% des primitives de son environnement et suggère les significations équivalentes.

6 Applications

Il est bon de rappeler ici que les fonctionnalités ne peuvent seuls permettre de supporter les processus de gestion des connaissances. L'architecture que nous vous avons présentée vise à SOUTENIR d'autres fonctionnalités qui, si elles ne sont pas déjà développées, le seront dans nos recherches postdoctorales. Parmi les applications pouvant bénéficier de notre agent interpréteur, il y a bien sûr les applications en gestion des connaissances qui doivent régulièrement choisir entre différentes significations. C'est particulièrement vrai dans le cas des moteurs d'interrogations intelligents qui doivent exploiter des requêtes et/ou des réponses faites en langage naturel¹².

Dans la foulée des travaux entrepris par Battistelli, notre agent pourrais intervenir plus efficacement dans l'architecture proposée pour extraire des représentations visuelles des discours narratifs (ex : les discours narratifs décrivant les accidents de la route pour les réclamations d'assurance) (Battistelli, Desclés et al.). Il

¹² Pour un exemple d'application en gestion des connaissances pouvant faire usage d'un agent interpréteur Caron, S. (2003). COSMO: Connaissances Organisées par un Système Multi-agents à l'aide d'Ontologies. Montréal, École de Technologies de l'Information: 116..

pourrait progressivement remplacé le rôle joué par le dictionnaire des SSC (Djioua), le dictionnaire des représentations iconiques, et la modélisation du domaine défini dans cette architecture. Plus spécifiquement, notre agent d'interprétation va être en mesure : 1. La bonne signification de l'archétype; 2. Réactiver les connaissances distribuées dans sa mémoire associées aux objets du discours. 3. Exploiter ces connaissances des objets pour projeter une simulation perceptuelle de la séquence des SSC instanciés.

Suivant un flux de traitement inverse, notre agent pourrait jouer un rôle dans la détection des propositions candidates pour décrire des scènes filmées en temps-réels (ex : domaine de la sécurité). L'objectif est double : (a) produire automatiquement la description d'une scène visuelle en fixant le point de départ de cette description, (b) fournir un environnement permettant à l'utilisateur de reproduire par simulation visuelle la figure à partir de sa description en langue naturelle. Ou encore, générer automatiquement la description de parcours en ville. Les textes produits doivent alors tenir compte d'un certain nombre de facteurs comme le point de départ, des connaissances de l'interlocuteur (bâtiments, rues connues), la saillance des objets (monuments), etc. Un projet visant cette fonctionnalité a été réalisé par SWIM. Les chercheurs développant cette application utilise une approche différente, en l'occurrence celle des graphes. Le résultat obtenu était insatisfaisant car le générateur de description manquait de certaines ressources linguistiques (anaphores, ellipses...) et les textes produits manquaient de naturel, notamment lorsque les graphes étaient complexes. Notre proposition ancrée dans le modèle linguistique de la GAC offre toute les ressources pour contourner cette difficulté.

Des organisations publiques et privées regorgent de données numériques vidéo. La Grande-Bretagne par exemple a un vaste réseau de surveillance avec au moins 540 villes sous haute surveillance. Des sociétés commercialisés ont déjà commencé à s'attaqué à ce marché lucratif comme le témoigne Etrust 20/20. Cette compagnie offre des capacités d'alertes en temps réel et en play-back. Elle donne aux gestionnaires de la sécurité le pouvoir de cibler rapidement et de documenter les attaques potentielles et tout acte ou omission qui contrevient à une disposition de la Politique sur la sécurité.

D'autres projets abordent l'extraction des connaissances textuelles. Une des applications future de notre projet sera l'enrichissement automatique des réseaux de concepts appris par notre agent par l'analyse automatisé des relations conceptuelles contenues dans les textes. Les textes ont été et demeure le support privilégié de la connaissance. Un système pouvant extraire et enseigné ces connaissances à notre agent accélérerait de beaucoup le développement de ses capacités d'interprétation. Le formalisme de la GAC se prête bien au développement de ce projet. France Bujol du LaLIC a déjà proposer une architecture exploitant les capacités du modèle de Desclés pour extraire de telles connaissances partir des textes.

7 Échéancier et planification de la recherche

Notre recherche se fait dans le cadre d'une cotutelle entre Paris-IV et l'Université du Québec à Montréal. Nous avons déjà étudié durant une année le modèle de la Grammaire Applicative et Cognitive. La session automne 2006 et hiver 2007 sera consacré à la préparation de notre simulation. Nous utiliserons le temps passé au laboratoire LaLic pour définir les étapes d'apprentissages des primitives cognitives, les éléments qui devront être présents dans l'environnement pour stimuler notre agent, définir les sorties de notre système qui seront des entrées pour les applications déjà développées au LaLic. Nous en profiterons également pour raffiner notre cadre théorique. La simulation aura lieu au printemps et à l'été 2007 dans un laboratoire de recherche non-déterminé pour l'instant. Nous avons déjà repéré les laboratoires pour lesquels il y aurait une adéquation des besoins mutuels. La session d'automne 2007 sera consacrée au développement de la couche hybride. La phase d'apprentissage supervisée (associer les états stables aux primitives cognitives de la GAC) se déroulera à l'hiver 2008. Nous utiliserons les deux sessions suivantes jusqu'à décembre 2008 pour analyser nos résultats et rédiger notre thèse.

8 Références bibliographiques

- Abecker, A., A. Bernardi, et al. (1998). "Toward a Technology for Organizational Memories." IEEE Intelligent Systems **1998**(may/june): 40-48.
- Abraham, M. (1995). Conception d'un dictionnaire sémantique sur un support informatique, des verbes de mouvement du français. Paris, École des Hautes Études en Sciences Sociales. **Doctorat**.
- Alexandre, F., J.-P. Haton, et al. (1991). "The cortical column: a new processing unit for multilayered networks " Neural Networks **4**(1): 15-25.
- Arbib, M. A. (2005). "From monkey-like action recognition to human language: An evolutionary framework for neurolinguistics." Behavioral and Brain Sciences **28**(2): 105-124.
- Auditore, P. J. (2002). "Knowledge management in the millenium." KMWorld special supplement **2002**(july/august).
- Barsalou, L. W. (2002). Abstraction as Dynamic Interpretation in Perceptual Symbol Systems. In: . Building objet categories. L. G.-S. D. Rakison.
- Barsalou, L. W. (2003). Simulation a embodiement in situated conceptualization. UQAM 2003 Summer Institute in Cognitive Sciences, UQAM, Montréal, Québec.
- Barsalou, L. W. (2005). Situated conceptualization. Handbook of Categorization in Cognitive Science. H. Cohen and C. Lefebvre. Montréal, Elsevier Ltd.: 619-650.
- Battistelli, D., J.-P. Desclés, et al. (1997). Building a sequence of images from a text. NLPRS97, Bangkok, Thaïlande, Linguistics and Knowledge Science Laboratory.
- Berners-Lee, T., J. Hendler, et al. (2001). "The Semantic Web." Scientific American: 35-43.
- Billard, A. (1998). DRAMA, a connectionist model for robot learning: Experiments on grounding communication through imitation in autonomous robots. Dept. of Artificial Intelligence, University of Edinburgh. Edinburgh, University of Edinburgh. **PHD**.
- Billard, A. (2001). "Learning motor skills by imitation: a biologically inspired robotic model." Cybernetics and Systems: An International Journal(32): 155-193.
- Billard, A. and S. Schaal (2006). "Special Issue on The Brain Mechanisms of Imitation Learning." Neural Networks **19**(3): 251-253.
- Biskri, I., C. Jouis, et al. (1997). Outil d'aide à la fouille documentaire: approche hybride numérique linguistique. FRACTAL 97. Besançon.
- Bougrain, L. (2000). Étude de la construction par réseaux neuromimétiques de représentations interprétables. Informatique. Nancy, Nancy 1. **Doctorat**: 170.
- Bruner, J. S. (1991). ... car la culture donne forme à l'esprit : de la révolution cognitive à la psychologie culturelle. Paris, Eshel.
- Cangelosi, A. (2004). The Sensorimotor Bases of Linguistic Structure: Experiments with Grounded Adaptive Agents. The Eighth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior. Cambridge, MA, MIT Press.
- Caron, S. (2003). COSMO: Connaissances Organisées par un Système Multi-agents à l'aide d'Ontologies. Montréal, École de Technologies de l'Information: 116.
- Conklin, E. J. (1996). "Capturing Organizational Memory: Preserving Intellectual Assets in a Knowledge Economy." 2002, from www.gdss.com/DOM.htm.
- Dawid, H. (1996). Adaptive learning by genetic algorithms analytical results and applications to economical models. Berlin, Springer.
- Depraz, N. (1999). Husserl. Paris, Armand Colin.
- Desclés, J.-P. (1990). Langages applicatifs, langues naturelles et cognition. Paris, Hermès.
- Desclés, J.-P. (1993). "Interactions entre langage, perception et action." Faits de langues **1**: 124-127.
- Desclés, J.-P. (1998). Les représentations cognitives du langage sont-elles universelles? Essais sur le langage, logique et sens commun. Fribourg, Suisse, Éditions Universitaires: 53-81.
- Dewri, R. (2005). "Evolutionary Neural Networks: Design Methodologies." 2005, from <http://ai-depot.com/Articles/47/EANN.html>.
- Djioua, B. DISCC : Un outil de construction et d'utilisation d'une Base de Connaissances Sémantico-Cognitives des verbes. Paris.

- Djioua, B. (2004). Levée de l'indétermination de la polysémie verbale dans le cadre de la GA&C. Powerpoint. Paris.
- Dominey, P. F., T. Lelekov, et al. (1998). "Dissociable Processes for Learning the surface and abstract structure sensorimotor sequences." Journal of Cognitive Neuroscience **10**(6): 734-751.
- Eliasmith, C. (2005). "A unified approach to building and controlling spiking attractor networks." Neural Computation **17**(6): 1276-1314.
- Ferster, D. and N. Sprunston (1995). "Cracking the neuronal code." Science **270**(8): 756-757.
- Fourie, C. J. and W. J. Perold (2003). "Comparison of genetic algorithms to other optimization techniques for raising circuit yield in superconducting digital circuits." IEEE transactions on applied superconductivity **13**(2).
- Gadamer, H. G. (1976). Vérité et méthode : les grandes lignes d'une herméneutique philosophique. Paris, Editions du Seuil.
- Gentner, D., K. J. Holyoak, et al. (2001). The analogical mind : perspectives from cognitive science. Cambridge, Mass., MIT Press.
- Gentner, D. and A. B. Markman (1997). "Structure mapping in analogy and similarity." American Psychologist **52**(1): 45-56.
- Gerstner, W. (1999). Pulsed Neural Networks. Boston, MIT-press.
- Grossberg, S. (1999). The link between brain learning, attention, and consciousness. Consciousness and Cognition, **8**.
- Harnad, S. (1990). The symbol grounding problem. Proceedings of the ninth annual international conference of the Center for Nonlinear Studies on Self-organizing, Collective, and Cooperative Phenomena in Natural and Artificial Computing Networks on Emergent computation. Los Alamos, New Mexico, United States, North-Holland Publishing Co.
- Harnad, S. (1990). "The Symbol Grounding Problem." Physica D(42): 335-346.
- Harnad, S. (2003). "The symbol grounding problem." Encyclopedia of Cognitive Science.
- Haupt, R. L. and S. E. Haupt (1998). Practical genetic algorithms. New York ; Toronto, John Wiles.
- Jackendoff, R. (1985). Semantics and cognition. Cambridge, Mass., MIT Press.
- Jacob, R. and L. Pariat. (2001). "Gérer les connaissances: Un défi de la nouvelle compétitivité du 21e siècle." CEFRIO. from www.cefr.io.qc.ca
- C:\Documents and Settings\Administrator\My Documents\Base documentaire\Gérer les connaissances - Un défi de la nouvelle compétitivité du 21e siècle.pdf
- Présentation powerpoint:
- C:\Documents and Settings\Administrator\My Documents\Base documentaire\Gestion proactive des connaissances.ppt.
- Keil, F. C. (1989). Concepts, kinds, and cognitive development. Cambridge, Mass., MIT Press.
- Komarova, N. L. and M. A. Nowak (2002). Population dynamics of grammar acquisition. Simulating the Evolution of Language. A. Cangelosi and D. Parisi. London, Springer Verlag: 149-164.
- Lakoff, G. (1987). Women, fire, and dangerous things : what categories reveal about the mind. Chicago, University of Chicago Press.
- Lakoff, G. and M. Johnson (1999). Philosophy in the flesh : the embodied mind and its challenge to Western thought. New York, Basic Books.
- Langacker, R. W. (1987). Foundations of cognitive grammar. Stanford, California, Stanford University Press.
- Le Priol, F. (1999). Extraction et capitalisation de connaissances à partir de documents textuels. SEEK-JAVA, un système d'étiquetage sémantique des relations entre concepts. Paris, Paris-IV. **Doctorat**.
- Le Priol, F. (2000). Extraction et capitalisation automatiques de connaissances à partir de documents textuels. SEEK--JAVA : identification et interprétation de relations entre concepts. CAMS, LaLIC (Langage Logique Informatique et Cognition), UMR 8557 - CNRS, EHESS- Université Paris-Sorbonne. Paris, Université Paris-Sorbonne. **Doctorat**: 316.
- Lerman, I. and R. Ngouenet (1995). An Efficient Parallel Genetic Algorithm for Multidimensional Scaling. Seventh International Symposium on Applied Stochastic Models and Data Analysis.
- Low, K. H., W. K. Leow, et al. (2005). "An ensemble of cooperative extended Kohonen maps for complex robot motion tasks." Neural Computation **17**(6).
- Mass, W. (1997). The Third Generation of Neural Network Models. Graz, Technische Universität Graz.

- Mass, W. (2000). On the Computational Power of Recurrent Circuits of Spiking Neuron. Graz
- McCarthy, J. and P. J. Hayes (1969). "Some philosophical problems from the standpoint of artificial intelligence." Machine Intelligence 4(463-502).
- Medin, D. L., B. H. Ross, et al. (2005). Cognitive psychology. Hoboken, NJ, John Wiley & Sons.
- Merleau-Ponty, M. (1976). Phénoménologie de la perception. Paris, Gallimard.
- Meunier, J.-G. (2002). Avant la perception : l'espace conceptuel de la sensation selon la philosophie. Actes STP-2002. Université du Québec à Montréal.
- Nolfi, S., J. L. Elman, et al. (1994). "Learning and evolution in neural networks." Adaptive Behavior 3(1): 5-28.
- Nolfi, S. and D. Floreano (2000). Evolutionary robotics : the biology, intelligence, and technology of self-organizing machines. Cambridge, Mass., MIT Press.
- O'Keefe, J. and L. Nadel (1978). The hippocampus as a cognitive map. Oxford, Clarendon Press.
- Oztop, E., M. Kawato, et al. (2006). "Mirror neurons and imitation: A computationally guided review." Neural Networks 19(3): 254-271.
- Philipona, D., K. O'Regan, et al. (2003). "Is there something out there? Inferring space from sensorimotor dependencies." Neural Computation 15(9): 2029-2049.
- Piaget, J. (1970). L'épistémologie génétique. Paris, Presses universitaires de France.
- Piaget, J., N. Chomsky, et al. (1980). Language and learning : the debate between Jean Piaget and Noam Chomsky. Cambridge, Mass., Harvard University Press.
- Reilly, R. G. and I. Marian (2002). Cortical Software Re-Use: A Computational Principle for Cognitive Development in Robots. ICDL 2002, MIT Press.
- Rosch, E. and B. B. Lloyd (1978). Cognition and categorization. New York, L. Erlbaum.
- Rumelhart, D. E., J. L. McClelland, et al. (1986). Parallel distributed processing : explorations in the microstructure of cognition. Cambridge, Mass., MIT Press.
- Sabah, G. (1996). Le « carnet d'esquisses » : une mémoire interprétative dynamique. Colloque AFCET - AFIA — RF-IA. Rennes.
- Schwartz, J.-L. (2004). Modélisation de l'émergence d'un langage articulé dans une société d'agents sensorimoteurs en interaction.
- Smith, E. E. and D. L. Medin (1981). Categories and concepts. Cambridge, Mass., Harvard University .
- Smolensky, P., M. C. Mozer, et al. (1996). Mathematical perspectives on neural networks. Mahwah, N.J., L. Erlbaum Associates.
- Sun, R. (1998). Artificial intelligence. A companion to cognitive science. W. Bechtel, G. Graham and D. A. Balota. Malden, Massachusset, Blackwell. 26.
- Varela, F. J., E. Thompson, et al. (1993). L'inscription corporelle de l'esprit : sciences cognitives et expérience humaine. Paris, Éd. du Seuil.
- Vygotsky, L. S. and J. Piaget (1985). Pensée et langage. Paris, La Dispute.
- Wermter, S., G. Palm, et al. (2005). Biomimetic Neural Learning for Intelligent Robots, Springer.
- Wilson, R. A. and F. C. Keil (1999). The MIT encyclopedia of the cognitive sciences. The MIT encyclopedia of the cognitive sciences. Cambridge, MIT Press.
- Young, I., E. Dror, et al. (1994). "The Role of Neural Networks in Cognitive Science: Evolution or Revolution?" Psychology(5).

9 INDEX

A

agent · 3, 4, 5, 12, 13, 20, 21, 23, 27, 30, 31, 32, 33, 35, 36,
37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45
agents logiciels · 35
ancrage des symboles · 6
apprentissage · 16
approche théorique · 36
architecture · 34, 35

C

catégorisation · 6
cognition située · 12, 13, 18, 31
cognitiviste · 16
communication · 15
concept · 13, 15, 16
connaissance · 4, 13, 14, 15
construction · 14, 15, 16, 17
coordinations · 15

D

Desclés · 3, 9, 16, 18, 19, 20, 35, 44, 46

E

élément · 15
environnement · 13, 16, 17

F

facultés cognitives · 16
fonction d'adaptation · 23, 24, 25, 26, 27, 30, 31, 32, 35, 38,
42

G

GAC · 18, 19, 31, 32, 33, 34, 35, 37, 39, 43, 44, 45
Gadamer · 14, 16
gestion des connaissances · 4

H

Harnad · 6, 8, 9, 12, 13, 17, 18, 23, 34, 35, 39, 40, 47
Husserl · 14, 15

I

information · 16
instrument · 15, 16
intégration · 4
intentionnalité · 14, 15
interopérabilité · 40
interprétation · 16, 17

L

langage · 14
logique · 14

M

mécanisme · 17
mémoire · 4
mémoire externe · 4
mémoire organisationnelle · 4
Merleau-Ponty · 14
mouvements · 15

O

ordinateur · 4

P

Piaget · 15, 16, 17

préjugés · 14

principe · 17

prototypes · 7

R

référence commune · 15

RNA · 22, 23, 27, 28, 29, 30, 32, 35, 42

robotique évolutive · 13, 21, 22, 23, 25, 27, 29, 30, 31, 35

Robotique Évolutive · 21

S

schéma · 14, 16

sémantique · 16

signification · 16, 17

structures cognitives · 16, 17

syntaxe · 16

système · 15, 16

système cognitif · 16

T

tâche · 4

V

Varela · 15, 16

Vygotsky · 15