

# De la cognition naturelle à la signification artificielle : l'exemple des réseaux sémantiques

Nicolas Sarrasin

## 1. Introduction

Depuis quelques dizaines d'années, les recherches en sciences cognitives se sont attachées à comprendre de quelle manière l'être humain produit de la signification à partir de sa relation avec l'environnement par le biais de représentations (Gardner 1985). Cette perspective a été enrichie par la grammaire cognitive (Langacker 1987) qui postule une relation d'équivalence entre le sens et la conceptualisation. La sémiotique cognitive emprunte une voie similaire :

[...] une théorie de la signification doit à la fois parcourir le cheminement interne et multiple de la construction du sens par un sujet *et* les voies externes qui permettent de viser et donc d'atteindre le monde d'objets et d'événements naturels à travers ce sens. (Bundgård 2003 : 11)

Ainsi, le sens qu'utilise l'être humain est intimement lié à la manière dont il traite l'information, dont il forme des concepts<sup>1</sup> et utilise le langage (Murphy 2002). Mais nous devons pouvoir étudier chacune des composantes de cette genèse du sens pour éviter une certaine circularité. Comme le mentionnent Peraya et Meunier (1999 : 11), "la pensée se sémiotise dans des signes extérieurs qui, en retour, déterminent les formes de la pensée." Pour penser, l'être humain utilise différents processus de conceptualisation qui ont recours à des représentations et qui peuvent avoir comme support des formes sémiotiques, tel que le langage. Il peut donc être intéressant de se demander comment les processus de conceptualisation chez l'être humain peuvent aider à

élaborer et à utiliser des représentations en IA. C'est cette question que, modestement, le présent article vise à adresser en prenant pour exemple la théorie des réseaux sémantiques, qui soulèvent des questions intéressantes comme la relation entre les représentations, le langage et la pensée. La section qui suit présentera brièvement la théorie des réseaux sémantiques. La troisième section identifiera en quoi les processus cognitifs humains sont importants dans les processus de genèse du sens. Enfin, la quatrième section montrera de quelle manière il est possible de s'inspirer de l'élaboration et de l'utilisation du sens naturel pour générer (et gérer) artificiellement la signification de manière intelligente, en prenant comme exemple les réseaux sémantiques.

## 2. Les réseaux sémantiques

En Angleterre, à la fin du XIXe siècle, le mathématicien James Joseph Sylvester (1878) découvrit comment, en algèbre, on pouvait résoudre des groupes d'équations interreliées en utilisant des structures abstraites en forme de toiles simplement en analysant leur organisation<sup>2</sup>. Il s'agissait des premiers réseaux sémantiques. Ces derniers firent leur réapparition vers la fin des années 1960 dans les travaux de Ross Quillian (1968). Selon la théorie de ce dernier, les connaissances déclaratives, qui ont pour support le langage, peuvent être organisées en réseaux. Un réseau sémantique est un graphe, c'est-à-dire un entrecroisement de lignes et de points formant un réseau qui représente les relations sémantiques qu'entretiennent les mots les uns avec les autres. Le croisement — ou nœud — entre plusieurs mots permet d'identifier le contenu (sens) de l'un d'entre eux au sein du réseau. Un nœud constitue une représentation conceptuelle. Cela fait écho à la définition de l'interprétant peircéen et de la référentialité infinie que commente Eco :

Tout signe interprète un autre signe, or la condition fondamentale de la sémiologie, c'est précisément cette condition de régression infinie. Dans cette perspective, tout interprétant d'un signe donné, étant à son tour signe, devient construction métasémiotique transitoire [...]. (Eco 1985 : 45)

Selon la théorie des réseaux sémantiques, la signification d'un concept, qu'il s'agisse d'une idée, d'un objet ou d'une procédure, réfère toujours à d'autres concepts. Un concept et sa signification sont représentés par un mot et par l'ensemble des liens qui unissent ce mot à d'autres. Pour construire ces réseaux — surtout composés de substantifs ou de verbes — et référer aux autres mots, on fait appel à des relations le plus souvent binaires, avec des flèches qui indiquent le sens des relations et des étiquettes qui en précisent la nature. Les travaux de Quillian (1968), qui visaient à modéliser le fonctionnement de la mémoire sémantique humaine, avaient d'ailleurs recours à plusieurs types de liens pour construire les représentations (ex. : sujet-objet; conjonction [et]; disjonction [ou]). Les connaissances sémantiques artificielles étaient ainsi représentées à travers un réseau de mots, donc ces connaissances

étaient communicables à l'aide du langage naturel (LN).

Après Quillian, les recherches sur les réseaux sémantiques se concentrent à développer des systèmes d'inférences automatisées. Par exemple, à partir de l'analyse des représentations, un "interpréteur" procède à la manipulation interne des représentations de manière à identifier de nouveaux concepts utiles sémantiquement (voir Rieger 1976). Depuis, les réseaux sémantiques ont été le sujet de nombreux développements qui ont permis d'élaborer des théories productives de représentation des connaissances<sup>3</sup>. Mentionnons au passage que la théorie de la fusion conceptuelle (*Conceptual Blending*, Fauconnier et Turner 2003) s'apparente aux relations qu'entretiennent les représentations au sein des réseaux sémantiques, dans la manière dont les espaces mentaux fusionnent pour donner naissance à un nouveau concept<sup>4</sup>. La genèse artificielle du sens à partir des réseaux sémantiques réfère aux problèmes des différents types de représentations, des inférences et de leur statut épistémique, et de la relation entre le langage et la pensée. C'est la raison pour laquelle nous avons choisi de les prendre comme exemple dans cet article.

### 3. Tirer profit des recherches sur les processus humains de conceptualisation.

Depuis plusieurs années, les recherches en sciences cognitives ont aidé à mieux cerner le fonctionnement des processus cognitifs supérieurs de l'être humain. Ces recherches portent, entre autres, sur les mécanismes de formation des concepts, de mémorisation (encodage, stockage, rappel), sur la relation entre les connaissances et le langage, et sur la métacognition. Des recherches ont d'ailleurs démontré que l'être humain dispose de systèmes d'"extraction de la signification" qui lui permettent de développer des capacités linguistiques et des connaissances du monde, même en très bas âge (voir Bloom *et al.* 2003). Il s'agit de processus générateurs de sens qui sont relatifs à la matérialité de l'organisme et à la manière dont celui-ci interagit avec l'environnement.

Il est généralement admis que la signification que l'être humain extrait de son environnement passe par un processus de conceptualisation qui couvre tout le représentationnel et qui semble s'appuyer sur un morphisme avec des formes sémiotiques comme le langage<sup>5</sup>. En IA, la manière d'utiliser les représentations découle surtout de la logique, méthode qui se rapporte davantage à la signification que donne Peirce du symbole, c'est-à-dire "un signe dont la signification se fonde sur une convention et qui rend l'inférence possible" (Meunier 1999).

Ainsi, une grande part des comportements que nous qualifions d'intelligents chez l'être humain implique un vaste répertoire de connaissances qui découle des réseaux de concepts stockés en mémoire et sur lesquels sont effectuées des opérations cognitives qui peuvent

être endogènes ou exogènes aux connaissances elles-mêmes (raisonnement, décision, etc.). De ces processus de conceptualisation découle le sens commun, ce qu'aucun ordinateur ne possède encore. Par exemple, une machine ne peut répondre à des questions comme "Est-ce que les murs chantent ?" L'ordinateur ne possède pas les connaissances nécessaires pour inférer les réponses car il n'accède qu'au niveau littéral de la signification. Il s'avère donc intéressant d'analyser de quelle manière les processus de genèse du sens chez l'être humain peuvent contribuer à nourrir les recherches sur le sens artificiel, notamment à travers l'utilisation du LN. Plusieurs compétences cognitives courantes impliquent d'ailleurs le LN. Par exemple, la capacité de distinguer des catégories ontologiques (choses, événements, etc.), de décrire des états et des modalités (possibilité, nécessité, etc.), de stocker de grandes quantités d'informations sous forme de prédicats, d'arguments et de propositions pour, enfin, les réutiliser grâce à différents actes de langage, comme l'ordre ou l'interrogation (Pinker et Bloom 1990).

Pour enrichir la question, nous allons analyser la manière dont les processus cognitifs supérieurs de l'être humain, qui impliquent la conceptualisation et l'utilisation de symboles, peuvent enrichir la réflexion sur le développement et l'utilisation artificielle du sens, notamment à travers l'exemple des réseaux sémantiques.

### *3.1 La mémoire : association, similarité et contraste*

La mémoire humaine possède plusieurs composantes qui recouvrent autant l'utilisation du langage que le stockage des connaissances et leur accès. Pour ne pas déborder les limites du sujet de cet article, nous aborderons surtout les caractéristiques générales de la mémoire qui sont relatives au langage, donc explicites et déclaratives. La mémoire humaine nécessite la capacité d'associer une information à une autre, ce qui se manifeste tant au niveau perceptuel<sup>6</sup> que conceptuel. Une des propriétés fondamentales de l'apprentissage et de l'utilisation des connaissances consiste à associer entre eux les stimuli de l'environnement de manière à représenter les phénomènes, à les analyser et à les prévoir. Les réseaux de concepts s'organisent ainsi à partir de leurs similarités qui deviennent sémiotiques et d'où émerge le sens. Deux concepts sont similaires s'ils partagent un grand nombre de propriétés (Collins et Loftus 1975). Prenons une illustration linguistique. Depuis sa naissance, chaque individu a été exposé à un grand nombre de mots. Dans ce contexte, certains mots sont apparus plus souvent en présence d'autres, et ce sont ces co-occurrences qui composent leur signification (Boucher et Dienes 2003). Comme dans les réseaux sémantiques, l'association des informations entre elles et leur similarité sont des composantes importantes de la signification des informations qui sont stockées en mémoire.

### 3.2 Les représentations et la catégorisation

Pour qu'un agent tel qu'un être humain entre en relation cognitive avec un objet de son environnement, il doit créer une représentation de cet objet. L'agent se re-présente ainsi intérieurement l'objet; il en crée un substitut qu'il peut ensuite manipuler sans nécessiter la structure physique originale de l'objet. Ce processus de re-présentation correspond aux signes chez Peirce, à quelque chose qui tient la place de quelque chose d'autre, tout comme dans la formule *aliquid stat pro aliquo* d'Augustin. Du point de vue cognitif, les représentations forment chez l'agent des états internes qui sont sémiotiquement reliés aux objets externes représentés. Mais pour que l'agent puisse agir de manière intelligente dans son environnement, il doit utiliser ses représentations pour prévoir, inférer, prendre des décisions, etc.

Parmi les différents types de représentations qui existent (représentation en tant qu'inscription, classification), seule la représentation en tant que mode de catégorisation nous intéressera ici. La catégorisation concerne plus spécifiquement les opérations que l'être humain effectue sur les représentations dont il dispose en mémoire pour élaborer des méta-représentations. La catégorisation consiste d'abord à ordonner les informations en différentes catégories selon leur degré de similarité et le nombre d'associations entre elles. Ce processus constitue l'une des bases importantes de la plupart des activités cognitives et se manifeste autant à travers le langage que le raisonnement (Estes 1994; Harnad 2005). Pour catégoriser les représentations, nous devons les mettre en relation les unes avec les autres. De ce fait, une hiérarchie se dégage : certaines catégories sont plus générales et en contiennent d'autres. Les catégories subordonnées sont plus spécifiques : leurs représentations possèdent plus de propriétés et elles entretiennent plus de liens avec d'autres représentations. De leur côté, les catégories plus générales sont aussi plus abstraites; leurs concepts possèdent donc moins de propriétés (Murphy 2002).

Mais comment un être humain décide-t-il du niveau de la catégorie des concepts à employer dans chaque contexte? L'une des théories consiste à dire que les concepts s'organisent en réseaux à partir de l'emplacement où ils sont stockés. Selon cette hypothèse, c'est la forme du réseau qui contingente le choix des concepts. Il existe ainsi un niveau qui est plus souvent utilisé lors de l'identification des concepts. Il s'agit du niveau de base de catégorisation, c'est-à-dire le degré de précision du concept qui est le plus naturellement utilisé dans la hiérarchie. Par exemple, lorsqu'une personne rencontre un *lévrier*<sup>7</sup>, par la suite, elle risque de dire qu'elle a plutôt vu un *chien*.

Rosch et ses collègues (1976) ont effectué plusieurs recherches sur le sujet. Selon eux, le niveau de base de catégorisation est celui où les membres d'une catégorie partagent le plus grand nombre de propriétés importantes entre eux. Ce niveau de base se manifesterait en raison

du fait qu'il maximise le potentiel informatif des concepts. Ainsi, les concepts membres des catégories superordonnées sont moins utilisés parce qu'ils possèdent moins d'attributs. En effet, ces catégories très générales ne sont presque jamais utilisées pour référer à des objets individuels en raison du nombre peu élevé de propriétés des concepts qui les composent. Par exemple, nous n'utiliserons pas usuellement le substantif *mammifère* pour désigner un *chat* à cause de son manque de précision. Le niveau de base de catégorisation constitue ainsi une sorte de compromis entre l'exactitude que permet la classification à un niveau maximale général<sup>8</sup> et la puissance prédictive d'un niveau maximale spécifique<sup>9</sup> (Murphy 2002).

Les catégories du niveau de base sont aussi plus efficaces que les autres sur le plan de l'adaptation à l'environnement parce qu'elles sont plus faciles à amorcer que celles qui leur sont subordonnées (Rosch et al. 1976). Selon les modalités de propagation de l'activation entre les neurones, les propriétés stockées à proximité de celles qui sont activées ont plus de chances d'être activées à leur tour. C'est ce qu'illustre le fait que les éléments les plus représentatifs d'une classe sont appris et reconnus plus facilement que les autres. À travers l'évolution, la reconnaissance rapide de certaines informations et les opérations sur les concepts ont sans aucun doute favorisé l'adaptabilité. Ces capacités adaptatives s'avèrent très importantes pour faire face à différentes situations. Par exemple, le concept *piano* active les informations qui sont associées à un instrument de musique. Mais lorsqu'il s'agit de déplacer l'instrument, ce sont la *taille* et le *poids* qui deviennent les propriétés les plus importantes (Barsalou 1991).

Une autre question importante consiste à savoir ce qui permet de reconnaître les concepts et de les évaluer les uns par rapport aux autres, ce qui revient à identifier ceux qui sont le plus typiques. La typicalité est directement associée à la fréquence à laquelle un stimulus est encodé. Plus une propriété est fréquente au sein d'une catégorie et n'apparaît pas dans d'autres catégories et plus cette propriété est typique de cette catégorie (Murphy 2002). Par exemple, même si une pomme est rouge, croustillante, sûre et sucrée, elle peut aussi être molle, brune ou verte. Heureusement, les premières propriétés sont plus typiques des pommes que nous mangeons que les secondes. Une autre caractéristique des concepts qui se nomme la diagnosticité ressemble à la typicalité, à la différence que ce ne sont pas les propriétés les plus fréquentes qui importent mais celles qui permettent de distinguer le plus efficacement une catégorie d'une autre. Par exemple, la majorité des chats possèdent des oreilles. Mais cette propriété ne permet pas de distinguer les chats des chiens, ce qui n'en fait pas une propriété à haute valeur diagnostique. À la différence, le miaulement constitue une propriété plus efficace pour identifier le concept *chat*.

### 3.3 Les capacités inférentielles

Les capacités inférentielles ont toujours occupé une place prépondérante dans les recherches en sciences cognitives autant que dans les modèles visant à reproduire artificiellement les capacités cognitives. Pour comprendre la production et l'utilisation du sens à travers les représentations, on doit postuler qu'il existe des opérations complexes qui les regroupent et classent entre elles. Ce sont ces opérations qui permettront à un agent cognitif de projeter ses actions et de reconnaître les phénomènes qu'il a déjà rencontrés dans l'environnement. L'inférence joue un rôle important parmi ces opérations. Elle consiste à identifier un concept à partir de ses relations avec d'autres concepts. Par exemple, l'inférence inductive vise à identifier un concept appartenant à une catégorie plus générale (hyperonyme) que celles auxquelles appartiennent ses prémisses. Les catégories dont les membres sont très similaires possèdent d'ailleurs une haute valeur inductive puisqu'ils réfèrent efficacement aux catégories superordonnées. À l'opposé, l'inférence déductive consiste à identifier un concept appartenant à une catégorie plus spécifique (hyponyme). Par exemple, une personne saura que son chien Fido aboie parce qu'elle sait que les chiens, en général, aboient.

L'une des caractéristiques importantes des réseaux sémantiques réside dans la capacité à raisonner par inférence en utilisant différents types de relations entre les concepts. L'inférence joue aussi un rôle prépondérant dans la désambiguïsation des catégories sémantique (Schunn *et al.* 2005). Ainsi, pour qu'un système comprenne le LN, lorsque les propriétés de deux concepts entrent en conflit, celles qui possèdent le poids diagnostique le plus élevé permettent d'identifier le concept le plus pertinent. Les gens utilisent également les connaissances dont ils disposent dans un domaine pour en désigner les propriétés critiques (Kalish et Gelman 1992). Par exemple, le *mouvement* caractérise le concept *voiture* puisqu'il est directement associé à la finalité du véhicule. L'être humain utilise chaque jour ses capacités inférentielles pour raisonner, utiliser le langage, etc. Les questions de la nature des inférences et de leurs relations avec les représentations s'avèrent donc importantes lorsqu'il s'agit d'essayer de reproduire artificiellement de l'intelligence en utilisant des formes sémiotiques, comme c'est le cas avec les réseaux sémantiques.

### 3.4 Concepts et langage

Le langage joue un rôle important dans la capacité de l'être humain à produire et à utiliser le sens. La distinction husserlienne entre sens et signification pose d'ailleurs la signification comme le sens réalisé à partir du langage. Cela souligne la question fondamentale qui consiste à savoir quelle relation la conceptualisation entretient avec les formes sémiotiques. En d'autres termes, avons-nous besoin du langage pour

penser ? Nous n'aborderons pas spécifiquement cette question, mais celle-ci gagne un grand intérêt en IA car le langage est souvent utilisé pour tenter de reproduire artificiellement les processus de conceptualisation. Bien que la signification ne soit pas un phénomène exclusivement linguistique, le langage entre en relation directe avec les représentations et permet d'exprimer un grand nombre d'informations, allant des intentions jusqu'aux concepts abstraits (*hypothèse*, par exemple). Le langage permet d'identifier des classes d'objets, d'en inférer de nouvelles propriétés et de communiquer ces informations à d'autres personnes.

La mémoire sémantique humaine ne contient pas un ensemble d'informations statiques mais fait varier le sens des mots en fonction de leur utilisation. Par exemple, les recherches sur l'effet d'amorçage (*Priming*) ont démontré que les sujets lisaient plus rapidement un mot s'ils en avaient préalablement lu un autre qui lui était rattaché au niveau du sens (voir Ratcliff et McKoon 1988). Plusieurs phénomènes langagiers illustrent ce principe, notamment l'instanciation et l'interprétation. L'instanciation est le phénomène par lequel les informations contextuelles – les mots dans une phrase, par exemple – amorcent ou restreignent l'accès au sens de certains concepts. C'est le cas du mot  *paresseux*  dans les phrases suivantes :

- Jean n'a rien fait car il est  *paresseux* .
- Un  *paresseux*  dormait en haut de l'arbre.

La nature grammaticale et l'acception du mot  *paresseux*  changent complètement d'une phrase à l'autre. Selon cette perspective, les mots ne possèdent pas un certain nombre de significations bien définies mais plutôt un ensemble de significations potentielles (Halff *et al.* 1976). La signification des mots peut donc être modifiée de manière pratiquement illimitée. Il est d'ailleurs possible d'exprimer la même idée de différentes manières en utilisant la même langue. Ainsi, l'être humain interprète la signification des mots et des phrases en utilisant les propriétés linguistiques du langage comme indice partiel et le complète à l'aide des informations qui proviennent du contexte et de ses connaissances (Kirsner 2002).

De ce fait, si les mots sont toujours interprétés d'une manière plus spécifique que l'ensemble de leurs significations potentielles, cette sélection ne s'effectue pas au hasard et le processus de catégorisation se manifeste de nombreuses manières. Par exemple, les gens nomment plus librement les mots à leur niveau de base de catégorisation (Lin *et al.* 1997). De même, Roth et Shoben (1983) ont démontré que les sujets trouvaient certains mots plus ou moins typiques selon le moment de la journée. Autrement dit, le contexte dans lequel les mots sont utilisés modifie directement leur degré de typicalité.

La catégorisation se manifeste également dans les relations sémantiques qu'entretiennent les mots entre eux, comme les relations

synonymiques. Les comparaisons inter-catégorielles de même niveau (synonymie) sont traitées plus rapidement que les relations partonymiques, comme l'hypéronymie et l'hyponymie, qui impliquent des niveaux de catégorisation supérieurs ou inférieurs (Chaffin et Herrmann 1984). La catégorisation s'exprime aussi à travers le phénomène de polysémie. L'instanciation montre qu'un concept entretient des relations avec plusieurs autres catégories, même celles qui lui sont éloignées sémantiquement. Comme nous l'avons également vu avec l'inférence, plusieurs propriétés ne sont pas nécessairement apprises mais peuvent être dérivées d'autres catégories (voir Markman et Makin 1998). Ces inférences sont productives car elles enrichissent des concepts déjà existants ou les modifient pour qu'ils soient mieux adaptés à de nouvelles situations. Il n'existe donc pas de sens constant associé aux mots. Lakoff (1987) a d'ailleurs nommé ce processus l'enchaînement (*Chaining*) : le nombre de relations est suffisamment élevé dans le réseau pour qu'un même concept puisse adopter des sens très différents. De ce fait, la position des mots dans l'"espace sémantique" découle de leur contenu sémantique, donc des relations qu'ils entretiennent entre eux. À la lumière de ces phénomènes, il est possible que plusieurs processus de conceptualisation chez l'être humain fassent directement appel aux relations que les représentations entretiennent entre elles et découlent donc de processus endogènes aux représentations elles-mêmes. C'est sur ce principe que s'appuie le fonctionnement des réseaux sémantiques lorsqu'ils tentent de reproduire artificiellement certains processus intelligents. C'est ce sujet que nous allons maintenant aborder.

#### 4. Du sens naturel au sens artificiel

Toute entreprise qui vise à développer une théorie de la signification gagne à analyser de quelle manière l'élaboration artificielle du sens peut enrichir la compréhension des processus sémiotiques. En s'attachant à reproduire certaines capacités cognitives humaines, les recherches en IA offrent une perspective complémentaire au sujet de l'élaboration et de l'utilisation du sens. D'ailleurs, certains travaux de modélisation du sens s'apparentent aux différentes méthodes utilisées avec les réseaux sémantiques. Par exemple, Petitot et Doursat (1998) visent à identifier les conditions qui doivent être satisfaites pour distinguer certaines relations (supériorité [sur], inclusion [dans], etc.) entre deux objets. De plus, comme le mentionne Bundgård (2003 : 10), en sémiotique morphodynamique, les schèmes sont "[...] des schèmes *configurationnels* — linguistiquement spécifiés par les verbes qui, en fonction de leur "valence", distribuent un nombre donné d'actants (d'"arguments" ou de "rôles sémantiques") dans des micro-scénarii d'interactions orientées et structurées." Cette description recoupe également celle des réseaux sémantiques.

Le processus de conceptualisation ne consiste pas seulement à

re-présenter un phénomène particulier du monde. L'objectif en IA consiste à élaborer artificiellement des représentations et à effectuer des opérations cognitives sur ces représentations, que ces opérations leur soient endogènes ou exogènes. La modélisation des connaissances qui fait appel au LN, comme les réseaux sémantiques et les autres systèmes de traitement automatisé du langage, peut enrichir la capacité à élaborer et à utiliser artificiellement des concepts. Ces avancées s'effectuent à travers différents domaines, par exemple, avec la capacité accrue des ordinateurs à organiser les connaissances pour apprendre, classer et faire des inférences à partir de données textuelles non structurées (Iwanska 1997) et la découverte automatisée de nouvelles connaissances à partir de vastes bases de données (Wren *et al.* 2004). C'est ainsi que, dans la foulée des processus cognitifs que nous avons abordés précédemment, l'objectif de cette ultime section est de montrer comment il est peut être possible de reproduire des opérations cognitives à travers les réseaux sémantiques. Ce sera aussi l'occasion de raffiner la relation entre le sens naturel chez l'être humain et l'élaboration et l'utilisation artificielle du sens à travers les réseaux sémantiques.

#### 4.1 *L'apprentissage à partir du langage naturel*

La notion d'apprentissage par le biais du LN souligne la perspective sémiotique de la représentation en IA. Pour manipuler des représentations et adopter des comportements "intelligents", un système doit d'abord les acquérir de l'extérieur à travers un processus déterminé; il doit les re-présenter. Or, les réseaux sémantiques se contentent pour l'instant d'utiliser les concepts tels que les programmeurs les encodent<sup>10</sup>. Cela constitue une limitation du point de vue de l'apprentissage. Comme dans le cas du projet "Cyc" de la compagnie Cycorp, la charge de travail est colossale pour quiconque tente de programmer une à une les informations qui fourniraient un sens commun à une machine. Et cette difficulté s'étend plus loin : puisque le contenu de l'environnement varie sans cesse, les connaissances changent aussi. Il faut donc poursuivre sans relâche les corrections et la programmation des nouvelles informations pour que les représentations du système restent adaptées à l'environnement.

À la différence, les systèmes organiques procèdent à la saisie des informations dans l'environnement à partir d'organes sensoriels spécifiques. Cette méthode est plus directe, plus rapide, et permet de faire face à la complexité de l'environnement. Évidemment, les réseaux sémantiques ne possèdent pas ce type de capteurs. Des recherches en linguistique informatique ont montré qu'il était possible d'acquérir des informations linguistiques<sup>11</sup> à partir de vastes corpus de textes (Joshi 1999). Une méthode intermédiaire consiste donc à utiliser directement les bases de données non structurées en LN comme source d'apprentissage, l'Internet constituant la base de données la plus vaste. Le LN, par-

ticulièrement au niveau syntaxique, constitue une source d'informations très riche, surtout lorsqu'il s'agit de créer rapidement d'importantes bases de connaissances sous forme de réseaux sémantiques. Les textes contiennent des informations complexes qui impliquent, entre autres, des relations de conjonction, de disjonction et de négation. Des efforts pour exploiter la structure du LN dans l'apprentissage des machines sont déjà manifestes (voir Iwanska et Shapiro 2000), et les avantages sont nombreux :

- a) le LN représente des connaissances que les êtres humains ont eux-mêmes développées à partir de leurs relations à l'environnement (ce qui contourne en partie le problème de l'incarnation<sup>12</sup>);
- b) le LN implique la redondance et la contradiction logique, ce qui permet d'intégrer les sens non littéraux et d'identifier des fausses croyances;
- c) le LN motive également des apprentissages réels même en l'absence des stimuli initiaux – i.e. l'apprentissage à partir de la lecture – et il fournit de nombreux avantages informationnels allant du stockage de la connaissance à l'échange d'informations entre agents.

L'IA a réduit le rôle du LN, spécialement à cause de la difficulté d'en tirer des algorithmes robustes et de l'utiliser pour faire des inférences. On met en cause, par exemple, sa dépendance au contexte, son ambiguïté et la complexité de sa syntaxe (voir Iwanska et Shapiro 2000 : xv). À la différence, l'analyse automatique de textes à partir d'algorithmes inspirés de la structure du LN peut constituer un moyen efficace d'apprentissage pour les réseaux sémantiques. Un argument en faveur d'un apprentissage rapide et efficace à partir de sources textuelles provient d'ailleurs de la nature de l'apprentissage lui-même. Les nouveaux concepts se forment à partir de ceux qui ont été initialement appris et auxquels ils s'associent. Chez l'être humain, le recours aux connaissances varie en fonction du contexte et du contenu de la mémoire :

As conceptual structure develops, word meanings have to change to reflect that development. But as word learning progresses, this also creates changes in conceptual structure. (Murphy 2002 : 402)

Précisons que l'apprentissage à l'aide du LN est de type symbolique. En effet, à la différence des représentations qui découlent d'une relation causale entre l'agent et l'environnement et qui sont dites "naturelles", les représentations qui proviennent du LN se fondent sur des signes préalablement créés par d'autres agents. Ainsi, comme un enfant, un réseau sémantique qui apprendrait progressivement le sens des mots procéderait, d'une part, par sur-extensions en généralisant à tort des catégories particulières et, d'autre part, il procéderait par sous-extensions en appliquant à des cas particuliers des mots trop généraux. Malgré les difficultés qu'engendrent des problèmes comme l'indécidabilité de certaines inférences ou l'imprécision entre les catégories, la plas-

ticité accrue des connaissances qui découlerait d'un tel apprentissage compenserait en permettant au système de composer avec un environnement complexe et variable.

Mais même si l'on pouvait utiliser davantage le LN à la manière de l'être humain, cela ne suffirait probablement pas à supporter ni à organiser toutes les connaissances. D'autres informations sensorielles, comme les images, sont essentielles aux connaissances sur l'environnement<sup>13</sup>. Et un autre problème subsiste. Même si l'on utilise de grandes quantités de textes pour l'apprentissage artificiel des connaissances, il n'existe aucune théorie générale sur la manière d'organiser automatiquement ces concepts dans un réseau et reproduire des opérations cognitives qui permettent le jugement ou la conscience. Il n'est donc pas suffisant de disposer de liens entre des concepts, encore faut-il rendre ces liens polyvalents pour les exploiter de façon productive.

#### 4.2 *Catégorisation statistique et inférences*

Comme nous l'avons vu, la catégorisation est un processus cognitif fondamental chez l'être humain. Pour faire émerger artificiellement la signification, un réseau sémantique devrait catégoriser ses concepts de manière efficace et pouvoir les utiliser de manière productive. Les concepts les plus efficaces sont ceux qui sont définis de manière très spécifique, car ils ne sont pas ambigus. C'est ce que nous retrouvons dans la plupart des réseaux sémantiques actuels. Mais cette univocité est lourde à programmer et limite les performances cognitives. Idéalement, il faudrait pouvoir modifier l'activation des liens entre les concepts selon le contexte. Par exemple, si le mode de locomotion usuel de l'oiseau est le vol, dans le cas du pingouin, il s'agit de la nage.

Les connaissances représentées de façon plastique sont celles qui permettent des échanges plus élaborés, comme une plus grande précision dans l'interaction avec les utilisateurs (voir par exemple, McKevitt *et al.* 1999). La plasticité est l'une des caractéristiques de la catégorisation telle qu'elle s'observe chez l'être humain. Elle permet de moduler l'utilisation des concepts en fonction de la complexité de l'environnement. Les réseaux sémantiques gagneraient à incorporer plusieurs des caractéristiques des processus cognitifs humains. Par exemple, le niveau préféré de catégorisation donnerait accès aux concepts les plus utiles. Dans un réseau sémantique, ce niveau préféré dépendrait des types de liens entre les concepts et de leur nombre. Mais ces liens gagneraient aussi à pouvoir varier facilement, ce qui rendrait leur préprogrammation moins lourde.

L'effet des stéréotypes serait aussi relié à la reconnaissance rapide des concepts les plus typiques dans un réseau. Un avantage indéniable des stéréotypes consiste à fournir un ensemble cohérent d'informations hautement disponibles et caractéristiques des situations qui, malgré

leur complexité, ont le plus de chances de se produire (Bodenhausen *et al.* 1999). Les recherches sur les stéréotypes illustrent l'importance de l'utilisation contextuelle des stéréotypes entre les individus, ce qui rejoint la problématique des interactions homme-machine. Cependant, comme dans le cas d'autres résultats de la cognition humaine, les stéréotypes ne sont qu'une approximation de la réalité; ils ne permettent pas d'obtenir toujours des conclusions valides. Ils aideraient néanmoins les réseaux sémantiques à composer avec les problèmes classiques du LN en IA, comme l'ambiguïté sémantique et la polysémie. Une manière de reproduire ce genre de résultats chez une machine consiste à utiliser un modèle statistique de l'apprentissage et des interactions entre les concepts en déterminant un "poids" entre eux selon leur degré de similarité. Un exemple récent d'apprentissage statistique est celui de Landauer et Dumais (1997). Leur réseau, utilisant des liens ISA, a calculé la co-occurrence des 4,6 millions de mots d'une encyclopédie. Ce calcul ne se limitait pas seulement à la co-occurrence des mots par paires<sup>14</sup> mais calculait également leur utilisation avec les autres mots du corpus, ce qui permettait au système d'identifier des associations sémantiquement pertinentes. Les chercheurs ont testé leur réseau avec l'examen de synonymie du TOEFL (*Test of English as a Foreign Language*) utilisé pour l'admission des étudiants étrangers, et ce dernier a obtenu 64.4% de bonnes réponses, pratiquement le même résultat que la moyenne des étudiants qui passent ce test. Bien entendu, les chercheurs débattent toujours de la nature des liens et du substrat de leur activation<sup>15</sup>, mais des résultats comme ceux de Landauer et Dumais (1997) sont encourageants et illustrent l'avenir de la méthode statistique pour calculer le poids de liens entre les concepts.

Malheureusement, le poids statistique seul ne suffira pas à élaborer des relations riches entre les concepts qui permettent des opérations cognitives complexes. C'est pourquoi la nature des liens pourrait ajouter des fonctions à leur pondération. Les fonctions des différents types de liens sont innombrables selon les modèles de réseaux sémantiques et il serait hors propos d'en faire ici une liste. Aussi nous limiterons-nous à suggérer que des liens adaptatifs seraient propres à l'apprentissage, à la modification, et désigneraient des relations simples (IS-A, IS-not-A, relations transitives ou non, etc.).

Le problème de la nature des liens au sein des réseaux sémantiques nous conduit à la question de l'inférence. L'IA utilise habituellement le LN à travers une interface qui est associée, par exemple, à un système expert ou à une base de données. Selon cette perspective, les autres activités de traitement de l'information, notamment les inférences, s'effectuent séparément; elles sont des opérations exogènes aux représentations. La plupart des systèmes d'inférences ont donc été développés pour éviter les difficultés que l'on retrouve chez l'être humain, comme l'indécidabilité de la conclusion d'un raisonnement et la signification non littérale. Ils ont ainsi séparé le niveau représentationnel du

niveau inférentiel. Très peu de ces modèles considèrent les questions relatives à l'utilisation humaine du LN et ses caractéristiques propres. Par contre, le modèle UNO (Iwanska et Shapiro 2000 : 7-64) tente de tirer profit des capacités représentationnelles et inférentielles du LN, notamment dans ses dimensions sémantiques et pragmatiques. Pour composer avec des informations variables, un système plus adaptatif devrait donc pouvoir raisonner directement à partir de ses connaissances et obtenir des conclusions sur le monde, même si ces conclusions sont éventuellement fausses. Un réseau sémantique qui tirerait profit du modèle humain n'aurait donc pas à assurer la validité complète de ses inférences car l'inférence humaine est un dispositif qui vise à composer avec des informations essentiellement lacunaires. Les réseaux sémantiques pourraient ainsi disposer d'heuristiques rapides et frugales pour raisonner et même prendre des décisions.

À cet effet, d'intéressantes recherches ont approfondi la notion de rationalité limitée proposée par Herbert Simon. À la suite des heuristiques de disponibilité et de représentativité de Tversky et Kahneman (voir Kahneman *et al.* 1982), Gerd Gigerenzer et ses collègues ont proposé la notion de rationalité écologique, qui conjoint les limites internes du raisonnement à la structure de l'environnement pour obtenir des décisions utiles. Un exemple est celui de l'heuristique de reconnaissance. Lorsqu'il faut identifier certaines options parmi un choix restreint, cette heuristique consiste à sélectionner la possibilité sur laquelle on dispose de plus d'informations par rapport aux autres (Todd et Gigerenzer 2003 : 149-150). Le LN permet aussi de composer avec l'incertitude dans d'autres contextes. Des expressions peuvent d'abord impliquer un degré de gradation dans l'endossement d'une croyance. L'assertion "Sara viendra peut-être à la soirée, mais cela est peu probable" modifie à la baisse la probabilité de l'affirmation. Il y a également le cas de la disjonction, lorsque le choix de l'objet demeure incertain, comme l'illustre l'assertion "Je préparerai du panais ou des pommes de terre" (Iwanska et Shapiro 2000 : 36-38).

L'évaluation de la validité des inférences implique aussi souvent des relations éloignées avec d'autres concepts. La fausseté d'une conclusion peut, entre autres, être identifiée grâce à la présence de contre-exemples. Dans ce cas, la proposition "Tous les mammifères sont des chiens" demande au système d'identifier une sous-catégorie autre que *chien* qui appartient à la catégorie *mammifère*. À partir du moment où il découvre qu'une autre sous-catégorie, comme *chat*, fait aussi partie de la catégorie *mammifère*, il constate la fausseté de sa conclusion. Cela revient à identifier une propriété superordonnée commune mais mutuellement exclusive aux deux concepts subordonnés (Holyoak et Glass 1975). Ici, la compréhension de l'exclusion s'avère primordiale car certaines propriétés peuvent coexister malgré leurs différences (ex. : on peut à la fois être *comptable* et *musicien*).

En outre, puisque les processus inférentiels identifient de nouveaux concepts à partir des relations qu'ils entretiennent avec les autres, l'héritage des propriétés d'une catégorie à une autre s'avère être important. Pour comprendre la proposition "Ce livre est excellent", il faut inférer que l'on parle du contenu du livre, et non de son goût... À la différence, affirmer que le livre est plutôt laid référerait probablement à sa couverture. L'utilisation du LN ne demande pas seulement d'accéder aux concepts auxquels les mots réfèrent mais oblige surtout à activer les liens pertinents en fonction du contexte. Ainsi, un réseau sémantique utilisant plus "intelligemment" le sens devrait transférer des propriétés d'une catégorie à une autre suivant certaines contingences. Grâce à des expériences sur des inférences inductives effectuées à partir de catégories, Osherson et ses collègues (1990) ont identifié plusieurs de ces contingences, qui dépendent du degré de similarité des catégories à partir desquelles se fonde le raisonnement. L'une de ces contingences concerne le degré de couverture sémantique, qui semblerait avoir un effet sur la conclusion. Plus les prémisses couvrent un large domaine sémantique à travers leurs catégories, plus la conclusion sera convaincante. Par exemple, la prémisse "Les chats, les dromadaires et les ours polaires possèdent la propriété X" mènera plus facilement à la conclusion que les mammifères possèdent la propriété X que si la prémisse n'avait impliqué que les dauphins, les baleines à bosses et les loutres de mer. La première prémisse aide à généraliser l'inférence à plus de catégories différentes de mammifères. C'est ainsi que le poids des liens entre les représentations, à travers le processus de catégorisation, pourrait jouer un rôle intéressant dans la capacité de produire artificiellement des inférences plus adaptatives mais dont la validité ne serait pas garantie, à la manière de inférences de l'être humain.

#### *4.3 Des représentations plastiques*

Dans son travail fondateur, Quillian posait une question centrale à tout travail qui viserait à reproduire l'organisation sémantique de la mémoire : quelle sorte de représentation permet de stocker le sens des mots jusqu'à rendre possible l'utilisation du langage à la manière des êtres humains ? (Quillian 1968 : 216) Cette question souligne que les représentations doivent pouvoir être modifiées au gré des apprentissages, donc également en fonction du contexte d'utilisation du LN par le réseau sémantique. La plasticité est l'une des caractéristiques de la catégorisation telle qu'elle s'observe chez l'être humain. Elle permet de moduler les représentations et leur utilisation en fonction de la complexité de l'environnement. La catégorisation statistique pourrait fournir plus de plasticité aux réseaux sémantiques. Mais l'activation efficace des concepts entre eux n'est pas uniquement importante pour les inférences. Un problème majeur auquel font face les machines qui utilisent le LN réside dans l'ambiguïté qu'implique son utilisation. Cette

ambiguïté s'illustre à travers des fonctions usuelles du LN : la polysémie, la synonymie, la dérivation sémantique<sup>16</sup> et grammaticale, etc. Chez l'être humain, la communication oblige donc à compléter constamment les informations qui ne sont pas fournies dans l'échange linguistique et à désambiguïser le sens des mots (Sperber et Wilson 1995).

Pour bénéficier de la capacité adaptative propre au sens qu'utilise l'être humain, un réseau sémantique devrait pouvoir composer efficacement avec l'ambiguïté. Un choix important doit donc être fait quant à la manière dont le réseau représente ses connaissances et effectue ses inférences. Or, les réseaux sémantiques actuels utilisent souvent des primitives sémantiques<sup>17</sup> pour y parvenir, ce qui limite les relations entre les concepts et, de ce fait, réduit la plasticité des représentations. En effet, puisque le contexte d'activation des concepts modifie sans cesse leur signification, il est restrictif d'utiliser seulement un répertoire de significations présélectionnées. Pour sauvegarder la plasticité des représentations, des algorithmes analyseraient plutôt les poids des liens pour identifier la typicalité de manière variable<sup>18</sup>. Par exemple, le système conclurait qu'il est impossible de "manger un rail" non pas parce que RAIL ne référerait préalablement à aucune primitive sémantique, comme NOURRITURE. Il obtiendrait plutôt cette conclusion en consultant le poids des liens périphériques à RAIL (il n'y aurait aucun lien à NOURRITURE).

Un autre exemple est celui de la diagnosticité. Selon l'apprentissage qu'effectuerait un réseau sémantique, d'autres algorithmes pourraient identifier les liens associés aux propriétés les plus distinctives. Le système localiserait les propriétés dont le poids est le plus élevé chez les membres d'une même catégorie mais qui ne sont pas partagées par plusieurs autres catégories. Par exemple, les CHIENS respirent, aboient, possèdent quatre pattes et un pelage. Les CHATS et les CHAMEAUX possèdent les mêmes caractéristiques, à l'exception de l'aboiement, qui devient une propriété hautement diagnostique des CHIENS. Un traitement du sens encore plus élaboré du système consisterait à interpréter efficacement des liens dont le poids statistique est variable. Dans ce cas, le système effectuerait des inférences non pas à partir de règles logiques préprogrammées mais identifierait de nouvelles connaissances à partir des types de liens entre les concepts et de leur poids statistique, à la manière du modèle HAM d'Anderson et Bower (1973).

Il existe également des caractéristiques cognitives naturelles qui pourraient améliorer la plasticité des représentations. Chez l'être humain, la capacité de modifier le contenu des connaissances est fondamentale à leur apprentissage et à leur utilisation. De leur côté, la plupart des réseaux sémantiques limitent le nombre de liens entre leurs concepts. Pourtant, si la qualité des connaissances dépend de leur organisation, il serait intéressant d'inclure des liens dont les fonctions sont variables.

Le premier type de variation dépend essentiellement du contexte, d'où sa durée temporaire. Il ne s'agit pas de modifier le contenu des connaissances elles-mêmes mais d'activer les bons liens au cours de l'utilisation du système à la suite de la rétroaction fournie par l'utilisateur, qui constitue l'"environnement" du système. Par exemple, un lien IS-A (relation d'appartenance [X est un Y]) peut devenir IS-NOT-A (relation d'exclusion [X n'est pas un Y]) lorsque le concept réfère à une autre acception (l'*étoile* du firmament n'est pas celle du cinéma). Le second type de variation découle de l'apprentissage. Comme pour l'être humain, il serait utile à un réseau sémantique de modifier ses représentations au contact de nouvelles informations, notamment lors de leur extraction automatique au sein de vaste corpus de textes.

Enfin, les processus inférentiels pourraient améliorer la plasticité des représentations car ils utilisent des connaissances pour en former de nouvelles. Il serait donc utile qu'un réseau puisse stocker ces nouvelles connaissances, ce qui implique encore la variation de la manière dont elles sont représentées. Des liens statistiques entre les concepts pourraient aider à améliorer leur plasticité. Par exemple, le poids des liens entre les concepts varierait selon l'apprentissage (réorganisation des concepts dans le réseau). Sans connaissances antérieures, il serait impossible de décider de porter plus d'attention à certaines propriétés plutôt qu'à d'autres. Mais pendant son apprentissage, un réseau sémantique devrait mémoriser non pas seulement les propriétés qui sont activées isolément, mais des configurations de plusieurs propriétés au cours de leur utilisation. Ainsi, outre le poids des liens individuels, le système pourrait mémoriser la co-occurrence de plusieurs liens et y associer également un poids. Cette activation résiduelle pourrait répondre plus rapidement à l'amorçage selon certains contextes. Avec le temps, ces configurations formeraient des "stéréotypes" qui faciliteraient le recours rapide aux connaissances qui ont le plus de chances d'être appropriées, sans toutefois assurer leur validité comme c'est le cas chez l'être humain.

En outre, les propriétés émergentes des concepts pourraient jouer un rôle dans la conceptualisation car elles correspondent aux nouvelles connaissances issues des processus inférentiels. Ces nouvelles propriétés sont activées au sein d'un réseau à la suite de l'activation de concepts qui n'y sont pas reliés directement. Au niveau représentationnel, ces propriétés émergentes sont activées par le croisement des mots qui chacun concentre l'espace de recherche à très peu d'éléments (voir Hampton 1987) au sujet de l'acquisition causale de propriétés émergentes (*Causal Elicitation of Emergent Feature*). Par exemple, les *chiens d'aveugles* possèdent la capacité de guider une personne, alors que cette propriété ne caractérise pas les *chiens* en général. Le réseau devrait ainsi intégrer ces nouvelles informations sans avoir à supprimer les anciennes. Même si le rapport de similarité constitue l'élément central d'un réseau sémantique, il faut que ces liens soient les plus informatifs possibles. C'est la raison

pour laquelle la suppression des liens, qu'elle soit temporaire ou définitive, joue aussi un rôle important. Par exemple, le fait de supprimer la forme *plate* de la *terre*, dans la définition de *planète*, et de la remplacer par une forme *sphérique* constitue une mise à jour des connaissances. Dans ce cas, la relation entre *terre* et *plate* sera définitivement annulée, notamment parce que les formes *plate* et *sphérique* sont mutuellement exclusives. À la différence, on met rarement en relation les concepts *mammifère* et *voler*, sauf lorsqu'il s'agit de *chauve-souris* ou de quelques autres exceptions. Cette fois, la suppression de la relation au vol n'est que temporaire. La suppression des liens varie donc selon les concepts employés. Ce principe est celui que décrivaient Collins et Loftus (1975) il y a plusieurs années : pour évaluer la correspondance entre deux concepts, des informations doivent indiquer s'il existe un seuil positif ou négatif à cette correspondance. Un réseau sémantique pourrait tenir compte du poids des liens d'un concept avec les concepts périphériques. Ainsi, la présence de certains liens considérés comme nécessaires et suffisants permettraient l'amorçage ou l'inhiberait.

#### 4.4 De riches interactions avec le contexte

Puisque les réseaux sémantiques visent à représenter efficacement les connaissances, nous sommes en droit de nous demander ce qui sous-tend leur théorie linguistique de la signification. Une suggestion simpliste du point de vue psychologique consiste à associer un mot à chaque idée. Malheureusement, nous atteignons rapidement les limites de cette suggestion puisque toutes les idées ne possèdent pas toujours un mot qui y réfère et pratiquement tous les mots impliquent un certain degré de polysémie. Nous gagnerions donc à considérer la signification à la lumière de la finalité communicative du LN : son utilisation.

Le LN dépend fondamentalement du contexte parce que son utilisation est largement sous-spécifiée. Par exemple, une différence existe entre les membres d'une catégorie et la catégorie générale (*chien*). Si une personne appelle son chien *Fido*, elle n'active pas la signification entière de *chien* et elle active des concepts associés à son expérience personnelle de *Fido*. La majorité des phénomènes observés chez l'être humain dans l'utilisation du langage découlent directement du contexte, ce qu'illustrent les implicatures conversationnelles (Grice 1975). Cela souligne l'importance des représentations plastiques dans les réseaux sémantiques pour désambigüiser le sens des phrases lors de l'analyse (*Parsing*). Il serait d'ailleurs surprenant que toutes les composantes sémantiques d'un mot soient activées lorsqu'il est interprété dans une phrase. Chaque mot oriente plutôt progressivement la définition des relations et l'ordre d'utilisation des autres mots (McKoon et Ratcliff 1988).

Finalement, l'être humain considère la validité d'une affirmation selon un degré variable et progressif. Par exemple, une personne qui croit que son interlocuteur ment attribuera probablement la signification

contraire à ses paroles (Pierre croira que Paul est un mauvais cuisinier si Pierre croit que Paul est un menteur et que Paul affirme “Je suis un bon cuisinier”). Le contexte, tout comme l'apprentissage et la plasticité des connaissances, joue ainsi un rôle dont il est important de tenir compte dans l'attribution du sens tant naturel qu'artificiel.

#### *4.5 Du langage naturel à la pensée artificielle*

Comme nous l'avons déjà souligné, les réseaux sémantiques s'inscrivent au cœur de la relation que le langage entretient avec l'IA. Bien sûr, le langage et la conceptualisation sont liés, et la théorie des réseaux sémantique, qui tire profit des expressions prédicatives, ne ressort pas des opérations cognitives mais s'y fonde. Selon cette perspective, le processus de conceptualisation se fonde sur la manipulation de formes sémiotiques, de représentations. Mais même si la pensée humaine ne dépend pas nécessairement du langage, cette relation demeure nécessaire pour les réseaux sémantiques. Pour “penser”, ces systèmes nécessitent des opérations cognitives qui supposent un morphisme avec des entités linguistiques<sup>19</sup>. Mais cette correspondance n'est pas isomorphe, elle ne met pas en relation stricte les entités linguistiques avec les entités cognitives, bien que certaines formes linguistiques impliquent des processus de conceptualisation. C'est le cas par exemple du syllogisme, qui implique le raisonnement, ou des actes illocutoires qui peuvent marquer, entre autres, la décision ou la promesse. Ainsi, tant que l'on posera la conceptualisation des réseaux sémantiques au sein de processus cognitifs qui utilisent le langage, nous devons nécessairement lier cette conceptualisation à une sémiotique. C'est sur cette problématique de conceptualisation en relation au langage sur laquelle nous allons nous pencher en dernière instance de manière plus spéculative.

##### *4.5.1 Un traitement distribué de l'information à travers de multiples réseaux*

Un problème de taille surgit lorsque l'on tente d'expliquer ou de reproduire des comportements cognitifs complexes, comme la prise de décision. Pour reproduire le processus de conceptualisation qui fait appel à des représentations, les systèmes qui utilisent les réseaux sémantiques ne pourraient fonctionner à un seul niveau. Plusieurs niveaux de représentation sont nécessaires pour créer un système complexe en mesure d'interagir de manière adaptée avec l'environnement ou avec d'autres agents intelligents (Voir par exemple Albus et Meystel 1996).

Si les réseaux sémantiques ont un rôle à jouer dans le développement de processus de conceptualisation artificiels, il leur faudra tirer profit de la richesse de leurs connaissances. Une possibilité consiste à recourir à la modularité en séparant les connaissances en plusieurs ré-

seaux qui interagiraient de façon distribuée. Des courants de traitement parallèles se compléteraient ainsi au cours de la réalisation des opérations cognitives. Il s'agirait d'une manière de bénéficier des avantages de l'apprentissage autonome sans augmenter la confusion des réseaux. D'une part, les multiples modules permettraient de ne pas effacer les liens utiles à d'autres connaissances lorsque de nouveaux liens se formeraient. D'autre part, la spécialisation des liens en modules éviterait d'augmenter la confusion lors de la co-activation des concepts.

Cette perspective fait écho aux suggestions de Grossberg selon lesquelles le cerveau traite l'information à travers des courants parallèles et complémentaires :

Overcoming informational uncertainty utilizes both hierarchical interactions within the stream and the parallel interactions between streams that overcome their complementary deficiencies. (Grossberg 2000 : 233)

D'autres analogies avec le fonctionnement des réseaux inspirent également la recherche sur le cerveau et pourraient être utiles lorsqu'il s'agit d'imiter artificiellement son fonctionnement (voir Sporns *et al.* 2004). Les réseaux sémantiques pourraient varier en fonction de leur contenu et de leurs fonctions (pour une revue des récentes avancées dans l'organisation de différents types de réseaux, voir Albert et Barabasi 2002).

Les multiples réseaux sémantiques pourraient dissocier non pas seulement les différents domaines de connaissances mais également les couches du traitement linguistique. Plusieurs étapes se succèdent entre la requête de l'utilisateur en LN, la consultation des connaissances des réseaux sémantiques et la réponse, elle aussi idéalement formulée en LN. Une place importante devra donc être réservée aux interactions homme-machine, notamment dans la traduction des requêtes en LN jusqu'à la structure interne des réseaux. L'analyse syntaxique peut être utile pour comprendre les requêtes des utilisateurs. Mais bien que cette méthode s'avère intéressante, elle ne suffira probablement pas à exploiter toute la complexité du LN au sein de multiples réseaux de connaissances.

Le choix d'utiliser différents réseaux pour le traitement séquentiel des étapes de la consultation des réseaux sémantiques obligera à décider si l'organisation des mots dans les réseaux correspondra à la structure du LN, notamment à travers sa syntaxe et sa morphologie. Mais cette question soulève différents problèmes. D'abord, même si des chercheurs prônent l'utilisation de la structure du LN pour former les liens d'un réseau (Iwanska et Shapiro 2000 : 7-64), il pourrait être utile de dissocier la structure de surface de la structure profonde, notamment pour être en mesure d'utiliser différentes phrases pour décrire le même contenu sémantique. Par exemple, *soleil*, *astre du jour* ou *étoile du système solaire* réfèrent tous au même phénomène.

#### 4.5.2 Métacognition et conscience artificielle

L'une des problématiques sans doute les plus opaques en regard de la pensée humaine concerne la métacognition et la conscience. Plus spécifiquement, ce problème correspond à la manière dont les représentations sont mises en relation les unes avec les autres, aux opérations internes que l'agent effectue sur ses représentations pour élaborer ses croyances, prendre des décisions et réaliser des actions adaptées. Du point de vue sémiotique, une représentation est quelque chose qui prend la place d'un objet dans l'environnement, mais tout agent cognitif doit faire beaucoup plus que percevoir et reconnaître les objets : il doit en faire des évaluations épistémiques. C'est ce qui permet, par exemple, de distinguer la nourriture comestible de celle qui ne l'est pas.

Pour procéder à ce type de manipulations sur ses représentations, un réseau sémantique a besoin d'analyser les structures internes de ses connaissances et de les exploiter de manière productive et créatrice. La capacité d'abstraire des informations de l'environnement et de les réorganiser constitue la base des comportements humains intelligents, tels que le raisonnement et la résolution de problèmes (Fauconnier et Turner 2003). Mais ce travail d'abstraction s'effectue à deux niveaux distincts. Le premier niveau est en relation directe avec l'environnement. Dans le cas des réseaux sémantiques, ce niveau est actuellement celui de la relation avec les programmeurs, les utilisateurs ou avec les corpus de textes durant l'apprentissage automatique<sup>20</sup>. Autrement dit, ce premier niveau est en relation avec toute l'information qui provient de l'extérieur du réseau lui-même.

Le second niveau (méta-niveau) analyse le contenu du premier, qui varie selon les relations avec les informations extérieures, et opère une analyse qui permet d'effectuer des opérations sur le premier niveau. Cette définition est celle de la métacognition (Metcalfe et Shimamura 1994). Pour les réseaux sémantiques, ces deux niveaux pourraient être dissociés à travers deux séries de réseaux différents interagissant les uns avec les autres. Ainsi, le premier niveau serait la source d'apprentissage du second à travers un traitement de l'information par boucles de rétroaction. À la longue, cet apprentissage identifierait des séquences qui permettraient au second niveau d'évaluer le contenu du premier et d'effectuer un contrôle sur ce dernier. Cette suggestion est certes hypothétique, mais elle nous permet de souligner que l'intelligence artificielle découle aussi de la capacité à exploiter de manière variable les connaissances représentées dans les réseaux. À travers les nombreuses définitions que nous pouvons faire de l'intelligence, la capacité à traiter l'information joue un rôle primordial, et la preuve de l'efficacité des ordinateurs dans ce domaine n'est plus à faire. Leur plus grande lacune réside dans leur interaction avec l'environnement constitué en partie des utilisateurs. L'analyse des liens entre les concepts joue donc un rôle prépondérant. La métacognition permettrait aux réseaux sémantiques

de percevoir la nouveauté et de reconnaître la familiarité à travers différents traitements “intelligents” des informations, comme identifier la répétition, le degré de similarité et les différences.

Ces activités cognitives n'obligeraient pas à opérationnaliser toutes les relations qui pourraient être représentées par le réseau. Pour raffiner l'intelligence d'un système, celui-ci devrait plutôt être en mesure d'analyser un grand nombre de valeurs associées à des liens importants. Dans la seconde couche de connaissances (second niveau), des algorithmes différents de ceux utilisés au premier niveau analyseraient son contenu tout en puisant dans des connaissances distinctes, celles des réseaux de second niveau. Par exemple, la fréquente utilisation de concepts reliés aux mêmes catégories plus générales, au premier niveau, activerait les concepts de ces catégories générales au second niveau. Par la suite, le système reconnaîtrait l'utilisation de différentes séquences de concepts et deviendrait plus proactif dans ses interactions avec l'utilisateur. Des activités métacognitives plus complexes seraient aussi utiles, comme la définition autonome d'un espace de recherche pour prendre une décision ou résoudre un problème. Un système pourrait même identifier les raisons pour lesquelles il utilise ses connaissances.

En terminant, nous aimerions souligner la relation primordiale que les réseaux sémantiques entretiennent avec l'utilisation des formes sémiotiques comme le langage et les comportements dits intelligents et conscients. En effet, comment des opérations comme la décision, l'évaluation et le raisonnement pourraient avoir lieu sans qu'un système n'ait accès à des formes sémiotiques ? Bien que les animaux, notamment les primates, bénéficient d'une forme de conscience et puissent raisonner (Seth *et al.* 2005), le langage et l'utilisation des symboles a constitué un avantage remarquable dans l'évolution de l'être humain par rapport aux autres espèces (Deacon 1998). En sera-t-il de même en IA ?

## 5. Conclusion

Dans cet article, nous avons brièvement présenté l'origine de la théorie des réseaux sémantiques. Nous avons ensuite abordé les processus cognitifs supérieurs de l'être humain, notamment en ce qui a trait à l'utilisation des représentations. Enfin, nous avons vu en quoi les réseaux sémantiques pourraient éventuellement reproduire certaines opérations cognitives en utilisant des représentations qui ont comme support des formes sémiotiques, et comment l'élaboration artificielle du sens tient compte des problématiques communes à l'intelligence naturelle et peut contribuer à enrichir une théorie de la signification.

À la lumière des recherches en sciences cognitives, nous croyons qu'il est possible de tirer davantage profit du LN et de sa structure, ce qui aidera à développer des capacités cognitives artificielles plus raffinées, notamment dans leurs interactions avec les êtres humains. L'Internet

et la quantité croissante d'informations disponibles rendent de plus en plus nécessaire la capacité de synthétiser des connaissances à partir de grandes quantités de données textuelles. Sans aucun doute, l'IA réserve des percées impressionnantes, comme des interactions plus fluides avec des ordinateurs qui finiront peut-être par comprendre le LN à la manière de l'être humain, qui posséderont des connaissances générales sur le monde et seront capables de raisonner et de prendre des décisions complexes. Mais avant d'obtenir de tels résultats, nous devons nous attacher à mieux comprendre le fonctionnement du cerveau humain.

Le système nerveux s'est développé en interaction constante avec l'environnement. Cela a fait naître des processus sémiotiques comme la catégorisation, extrêmement utiles pour prévoir les événements et adapter un agent aux variations de son milieu. Cependant, il reste à savoir en quoi l'IA, grâce à la modélisation de ces processus naturels – et leur éventuelle reproduction – pourra enrichir la sémiotique, notamment à travers la dimension cognitive de ses recherches.

## Notes

- 1 Pour éviter la confusion et faire l'économie de certaines distinctions terminologiques, nous utiliserons indépendamment les termes "représentation" et "concept". Le terme "mot" sera également utilisé indépendamment des termes "représentation" et "concept" lorsqu'il sera question des processus de conceptualisation en IA.
- 2 Charles Sanders Peirce reprit l'idée de Sylvester pour la généraliser à toutes les relations conceptuelles auxquelles il donna le nom de graphes existentiels.
- 3 Voir Sowa (1991) mais surtout Lehmann (1992) pour une revue détaillée des modèles et des méthodes de recherches sur les réseaux sémantiques.
- 4 Rappelons que l'un des fondements d'une sémiotique cognitive proposés par Peraya et Meunier (1999 : 12) consiste en une activité d'assimilation et de comparaison qui implique la métaphorisation, c'est-à-dire la projection d'un domaine-source vers un domaine-cible (Lakoff 1987).
- 5 Parmi les tenants du traitement sous-symbolique de l'information, certains refusent même d'avoir recours au concept de "représentation" (Dreyfus, Moravec, Varela, etc.). Mais si les opérations cognitives ne sont pas supportées par des formes sémiotiques ni exprimables à travers celles-ci, il faut expliquer comment des facultés comme le jugement et la conscience sont possibles, surtout si elles s'effectuent seulement à travers le fait d'être incarné.
- 6 Par exemple, le système visuel dispose de rangées parallèles de senseurs qui sont sensibles aux textures qu'ils identifient grâce à la récurrence spatiale du stimulus et à ses différences (Gray et Regan 1998).
- 7 Dans cet article, nous utilisons les italiques pour désigner les concepts en général, notamment dans l'utilisation qu'en fait l'être humain et nous utilisons les capitales pour désigner un nœud (concept) dans un réseau sémantique.
- 8 Lors de l'apprentissage, un objet inconnu aura statistiquement plus de chances d'appartenir à une catégorie générale, qui contient moins de propriétés, qu'à une catégorie plus spécifique, qui en contient beaucoup plus.
- 9 Plus la catégorie à laquelle appartient un concept est basse dans la hiérarchie, plus ce concept possédera de propriétés spécifiques qui favoriseront son identi-

fiction.

- 10 L'utilisation des langages de programmation soulèvent un problème central relatif au contenu des connaissances des réseaux sémantiques : la distinction entre les notions d'intension et d'extension. L'*intension* d'un mot équivaut à l'ensemble des extensions (ou référents) possibles pour ce mot. L'extension correspond au référent, à la partie du monde réel à laquelle le mot réfère (l'intension et l'extension correspondent à ce que Frege a appelé le sens et la référence). Les réseaux sémantiques ont jusqu'à présent reproduit presque exclusivement des relations intensionnelles. Autrement dit, ils ne font que manipuler des symboles entre eux sans entretenir un autre rapport à l'environnement qu'à travers leurs programmeurs. Les connaissances encodées ne sont pas celles du monde mais plutôt celles des programmeurs.
- 11 Par exemple, morphologie, classes sémantiques, noms composés, etc.
- 12 L'apprentissage à partir de textes contourne partiellement l'erreur symbolique que mentionnent Johnson-Laird et ses collègues (1984 : 310) et qui consiste à affirmer qu'un concept demeure dénué de sens tant qu'il ne peut être connecté à une représentation du monde (les relations extensionnelles). Mais puisque le réseau sémantique est utilisé par les êtres humains, on pallie l'absence d'incarnation du système par les connaissances des êtres humains qui, élaborées à travers leur incarnation, complètent ces connaissances du monde. En ce sens, les symboles ne se suffisent pas à eux-mêmes dans les réseaux sémantiques mais à travers leurs relations avec les êtres humains.
- 13 Ce qui réfère encore au problème de l'incarnation. Voir Murphy (2002) à propos du contenu informationnel des concepts et de leur relation avec le langage, particulièrement le chapitre 11.
- 14 Deux mots peuvent être utilisés très souvent ensemble, comme piano et bar, et posséder un sens très différent parce qu'ils ne partagent aucun autre lien.
- 15 Par exemple, les tenants de la *theory theory* (voir Carey 1985) suggèrent que les connaissances sémantiques s'élaborent à partir de connaissances causales naïves spécifiques au domaine et qui orientent l'apprentissage. Ainsi, l'importance de la nage et des nageoires chez les poissons dépendrait d'une théorie naïve portant sur la structure causale de la nage.
- 16 Il s'agit d'une dérivation par conversion, car un mot change de classe grammaticale sans qu'il y ait ajout d'un affixe dérivationnel. Ce processus participe à la formation de néologismes.
- 17 Constituants de base du sens qui, en intelligence artificielle, s'apparentent aux "primitifs sémiotiques" dont parle Eco (1999).
- 18 Les nœuds les plus "rapprochés" – dont le poids est élevé – sont ceux qui partageraient des liens directs entre eux. Par exemple, SERIN et SOLEIL sont proches à travers le concept JAUNE. Pourtant, ils sont sémantiquement éloignés l'un de l'autre car ils ne partagent pas de liens avec d'autres concepts.
- 19 Par exemple, Petitot (1985) modélise ces relations de morphisme selon des termes géométriques.
- 20 Un réseau sémantique qui apprendrait à partir du LN disposerait des mêmes types de connaissances que l'être humain, c'est-à-dire non seulement des relations extensionnelles mais également des connaissances sur les connaissances (métacognition).

## Bibliographie

- ALBERT, R. et BARABASI, A.-L. (2002) "Statistical mechanics of complex networks" In *Reviews of Modern Physics* 74 : 47-97.
- ALBUS, J. S., MEYSTEL, A. M. (1996) "A Reference Model Architecture for Design and Implementation of Intelligent Control in Large and Complex Systems" In *International Journal of Intelligent Control and Systems* 1(1) : 15-30.
- ANDERSON, J. R. et BOWER, G. H. (1973) *Human associative memory*. Washington : Winston. ANDROUTSOPOULOS, I., RITCHIE, G. D. et THANISCH, P. (1995) "Natural language interfaces to databases-an introduction" In *Journal of Natural Language Engineering* 1(1) : 29-81.
- BARSALOU, L. W. (1991) "Flexibility, structure, and linguistic vagary in concepts : Manifestations of a compositional system of perceptual symbols." In *Theories of memory*. Collins, A. F., Gathercole, S. E., Conway, M. A., Morris, P. E. (Éd.) Hove : Erlbaum : 29-101.
- BLOOM, P., JACKENDOFF, R. et WYNN, K. (2003) *Language, logic, and concepts: Essays in memory of John Macnamara*. Cambridge : MIT Press.
- BODENHAUSEN, G. V., MACRAE, C. N. et SHERMAN, J. W. (1999) "On the dialectics of discrimination: Dual processes in social stereotyping" In *Dual process theories in social psychology*. Chaiken, S. et Trope, Y. (Éd.) New York : Guilford Press : 271-290.
- BOUCHER, L. et DIENES, Z. (2003) "Two ways of learning associations" In *Cognitive Science* 27 : 807-842.
- BUNDGÅRD, P.F. (2003) "La Sémiotique Cognitive (au sens étroit) — Quelques notes à propos d'une anthologie", [http://www.hum.au.dk/semiotics/docs2/pdf/bundgaard\\_peer/PFB\\_semcognitive.pdf](http://www.hum.au.dk/semiotics/docs2/pdf/bundgaard_peer/PFB_semcognitive.pdf), 13 p. (visité, 19 janvier 2006)
- CAREY, S. (1985) *Conceptual Change in Childhood*. MIT Press: Cambridge.
- CHAFFIN, R. et HERRMANN, D. J. (1984) "The similarity and diversity of semantic relations" In *Memory and Cognition* 12 (2) : 134-141.
- COLLINS, A. M. et LOFTUS, E. F. (1975) "A spreading-activation theory of semantic processing" In *Psychological Review* 82 : 407-428.
- DEACON, T. W. (1998) *The Symbolic Species. The Co-evolution of Languages and the Brain*, New York : W. W. Norton & Company.
- ECO, U. (1985) *Lector in fabula. Le rôle du lecteur ou la coopération interprétative dans les textes narratifs*, Paris : Grasset.
- ECO, U. (1999) *Kant et l'ornithorynque*, Paris : Grasset.
- ESTES, W. K. (1994) *Classification and cognition*. Oxford : Oxford University Press.
- FAUCONNIER, G. et TURNER, M. (2003) *The way we think: Conceptual blending and the mind's hidden complexities*, New York : Basic Books.
- GARDNER, H. (1985) *The Mind's New Science: A history of the cognitive revolution*, New York : Basic Books.
- GRAY, R. et REGAN, D. (1998) "Spatial frequency discrimination and detection characteristics for gratings defined by orientation texture" In *Vision Research* 38 (17) : 2601-2617.
- GRICE, H. P. (1975) "Logic and conversation." In *Syntax and semantics*, vol. 3. Speech acts. Cole, P. et Morgan, J. L., New York : Academic Press : 41-58.
- GROSSBERG, S. (2000) "The complementary brain: unifying brain dynamics and modularity" In *Trends in Cognitive Sciences* 4 (6) : 233-246.
- HALFF, H. M., ORTONY, A. et ANDERSON, R. C. (1976) "A context-sensitive representation of word meanings" In *Memory and Cognition* 4 : 378-383.
- HAMPTON, J. A. (1987) "Inheritance of attributes in natural concept conjunctions" In *Memory and Cognition* 15 : 55-71.
- HARNAD, S. (2005) "Cognition is categorization." In *Handbook of Categorization*. Cohen, H. and Lefebvre, C., (Éd.). Elsevier. Voir <http://cogprints.org/3027/01/catconf.html>. (visité, 15 janvier 2007)
- HOLYOAK, K. J. et GLASS, A. L. (1975) "The role of contradictions and counterexam-

- ples in the rejection of false sentences" In *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior* 14 : 215-239.
- IWANSKA, L. M. (1997) "Reasoning with intensional negative adjectivals: Semantics, pragmatics, and context" In *Computational Intelligence* 13 (3) : 348-390.
- IWANSKA, L. M. et SHAPIRO, S. C. (2000) *Natural language processing and knowledge representation. Language for knowledge and knowledge for language*. Cambridge : MIT Press.
- JOHNSON-LAIRD, P. N., HERRMANN, D. J., CHAFFIN, R. (1984) "Only connections : A critique of semantic networks" In *Psychological Bulletin* 96 (2) : 292-315.
- JOSHI, A. K. (1999) "Computational linguistics." In *The MIT encyclopedia of the cognitive sciences*. Wilson, R. A. et Keil, F. C. (Éd.) Cambridge : MIT Press : 162-163.
- KAHNEMAN, D., SLOVIC, P., TVERSKY, A. (1982) *Judgment under uncertainty : Heuristics and biases*. Cambridge : Cambridge University Press.
- KALISH, C. W. et GELMAN S. A. (1992) "On wooden pillows: Multiple classification and children's category-based inductions" In *Child Development* 63 : 1536-1557.
- KIRSNER, R. S. (2002) "The future of a minimalist linguistics in a maximalist world, In *Signal, Meaning and Message: Perspectives on Sign-Based Linguistics*. Wallis, R., Otheguy, R., Stern, N. (Éd.) Amsterdam : John Benjamins : 339-371.
- LAKOFF, G. (1987) *Women, fire, and dangerous things: What categories reveal about the mind*. Chicago : University of Chicago Press.
- LANDAUER, T. K. et DUMAIS, S. T. (1997) "A solution to Plato's problem : The latent semantic analysis theory of acquisition, induction and representation of knowledge" In *Psychological Review* 104 (2) : 211-240.
- LANGACKER, R. (1987) *Foundations of cognitive grammar : Theoretical prerequisites*, Stanford : Stanford University Press.
- LEHMANN, F. (1992) *Semantic networks in artificial intelligence*. Oxford : Pergamon Press.
- LIN, E. L., MURPHY, G. L. et SHOBEEN, E. J. (1997) "The effect of prior processing episodes on basic-level superiority" In *Quarterly Journal of Experimental Psychology* 50A : 25-48.
- MCKEVITT, P., PARTRIDGE, D., WILKS, Y. (1999) "Why machines should analyse intention in natural language dialogue" In *International Journal of Human-Computer Studies* 51 (5) : 947-989.
- MARKMAN, A. B. et MAKIN, V. S. (1998) "Referential communication and category acquisition" In *Journal of Experimental Psychology : General* 127 : 331-354.
- MCKOON, G. et RATCLIFF, R. (1988) "Contextually relevant aspects of meaning" In *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition* 14 : 331-343.
- METCALFE, J. A. et SHIMAMURA, A. P. (1994) (Éd.) *Metacognition: Knowing about knowing*. Cambridge: MIT Press.
- MEUNIER, J.-G. (1999) "La représentation en sciences cognitives" In *RS-SI*, 19 (2-3) : 83-104.
- MURPHY, G. L. (2002) *The big book of concepts*. Cambridge : MIT Press.
- OSHERSON, D. N., SMITH, E. E., WILKIE, O., LÓPEZ, A., SHAFIR, E. (1990) "Category-based induction" In *Psychological Review* 97 : 185-200.
- PERAYA, D. et MEUNIER, J.-P. (1999) "Vers une sémiotique cognitive" In *In Cognito* 14 : 1-16.
- PETITOT, J. (1985) *Morphognèse du Sens*. Paris : Presses Universitaires de France.
- PETITOT, J. et DOURSAT, R. (1998) "Modèles dynamiques et linguistique cognitive – Vers une sémantique morphologique active"  
<http://www.utc.fr/arco/activites/ecoles/Bonas77/Dours/DOURALL.html> (visité, 22 février 2006).
- PINKER, S. et BLOOM, P. (1990) "Natural language and natural selection" In *Behavioral and Brain Sciences* 13 (4) : 707-784.

- QUILLIAN, M. R. (1968) "Semantic memory" In *Semantic information processing*. Minsky, M. (Éd.) Cambridge : MIT Press : 216-270.
- RATCLIFF, R. et MCKOON, G. (1988) "A retrieval theory of priming in memory" In *Psychological Review* 95 : 385-408.
- RIEGER, C. (1976) "An organization of knowledge for problem-solving and language comprehension" In *Artificial Intelligence* 7 : 89-127.
- ROSCH, E., MERVIS, C. B., GRAY W. D., JOHNSON D. M. et BOYES-BRAEM P. (1976) "Basic objects in natural categories" In *Cognitive Psychology* 8 : 382-439.
- ROTH, E. M. et SHOEN, E. J. (1983) "The effect of context on the structure of categories" In *Cognitive psychology* 15 : 346-378.
- SCHUNN, C., FREUDENTHAL, D., PINE, J. M. et GOBET, F. (2005) "On the resolution of ambiguities in the extraction of syntactic categories through chunking" In *Cognitive Systems Research* 6 : 17-25.
- SETH, A. K., BAARS, B. J., EDELMAN, D. B. (2005) "Criteria for consciousness in humans and other mammals" In *Consciousness and Cognition* 14: 119-139.
- SOWA, J. F. (1991) *Principles of semantic networks : explorations in the representation of knowledge*. San Mateo : Morgan Kaufmann.
- SPERBER, D. et WILSON, D. (1995) *Relevance : Communication and Cognition*. Cambridge : Blackwell Publishers.
- SPORNS, O., CHIALVO, D. R., KAISER, M., HILGETAG, C. C. (2004) "Organization, development and function of complex brain networks" In *Trends in Cognitive Sciences* 8 (9) : 418-425.
- SYLVESTER, J. J. (1878) "On an application of the new atomic theory to the graphical representation of the invariants and covariants of binary quantics—with three appendices" In *American Journal of Mathematics* 1 : 64-128.
- TODD, P. M. et GIGERENZER, G. (2003) "Bounding rationality to the world" In *Journal of Economic Psychology* 24 : 143-165.
- WREN, J. D., BEKEREDJIAN, R., STEWART, J. A., SHOHET, R. V. et GARNER, H. R. (2004) "Knowledge discovery by automated identification and ranking of implicit relationships" In *Bioinformatics* 20 (3) : 389-398.

## Résumé

Depuis quelques dizaines d'années, les sciences cognitives ont aidé à mieux comprendre les processus par lesquels l'être humain génère de la signification en représentant les phénomènes de l'environnement. Cette compréhension des processus cognitifs humains peut enrichir la réflexion sur la formation et l'utilisation artificielle des concepts. À travers l'exemple des réseaux sémantiques, cet article montre de quelle manière les processus cognitifs supérieurs de l'être humain peuvent nourrir la genèse de la signification en intelligence artificielle en utilisant comme support des formes sémiotiques.

## Abstract

For few decades, cognitive sciences have contributed to understand how human being creates meaning in re-presenting phenomenon of the environment. This understanding of human cognitive processes could enrich reflection about development and use of concepts. Through the example of semantic networks, this paper presents how superior human cognitive processes can nurture meaning genesis in artificial intelligence using semiotic forms.

NICOLAS SARRASIN est associé de recherche pour la compagnie Interdoc, à Montréal. Entre 2003 et 2005, il a été vice-président R&D de Cognexion inc. et dirigeait un projet de recherche qui croisait la psychologie cognitive et l'intelligence artificielle. Ses publications comptent des articles et des ouvrages, parmi lesquels "Rupture et fragments dans le théâtre de René-Daniel Dubois : L'échec à créer une représentation adéquate du monde" (Université d'Ottawa, *L'Annuaire théâtral*, 2003), *Albert Camus : Un apostolat sanglant. Approche pragmatique et cognitive de son œuvre théâtrale* (Montréal, Humanitas, 2002) et *L'archéologie de la médecine au Québec. Lecture épistémologique d'un développement* (Paris, L'Harmattan, 2001). En 2005 et 2006, il a également publié des livres de vulgarisation en psychologie cognitive (*Petit traité antidéprime* et *Qui suis-je ? Redécouvrir son identité*, Montréal, Éditions de l'Homme) et en sciences de l'information (*Petit guide de l'Internet*, Éditions de l'Homme). Enfin, il est membre de l'Association américaine des sciences cognitives et fait des conférences dans les organisations sur différents sujets liés à la cognition.