

# Modélisation de l'Hyperonymie via la combinaison de réseaux sémantiques et de vecteurs conceptuels

Mathieu Lafourcade, Violaine Prince

LIRMM – Montpellier – France  
{lafourcade, prince}@lirmm.fr

## Abstract

Lexical semantics are a key issue in Natural Language Processing since they represent the point of convergence with conceptual Knowledge Representation and ontologies. Among the well established trends in lexical semantics representations, two trends seem to be conflictual : the WordNet approach, born from semantic networks, and KR-oriented, and the Vector approach, originated from the Saltonian representation in Information Retrieval, which has found a set of applications in NLP. When ontological representation is needed, hyperonymy, the closest approximation to the *is-a* relation, is at stake. We show how to account for hyperonymy within the vector-based frame for semantics, relying on a cooperation between semantic networks and conceptual vectors.

## Résumé

La sémantique lexicale est un élément clé du Traitement Automatique du Langage Naturel en ce qu'elle représente le point de convergence entre les représentations des connaissances et les ontologies. Parmi les tendances durables en représentation de sémantique lexicale, deux d'entre-elles semblent être conflictuelles ; l'approche WordNet issue des réseaux sémantiques et teintée de KR, et l'approche vectorielle issue des représentations saltoniennes et de la recherche d'information qui a su trouver un large spectre d'applications en TALN. Quand les représentations ontologiques sont nécessaires, l'hyperonymie, l'approximation la plus proche de la relation *is-a*, est en jeu. Nous montrons comment gérer l'hyperonymie dans le cadre d'une approche vectorielle pour la sémantique, en combinant les réseaux sémantiques et les vecteurs conceptuels.

**Mots-clés :** traitement automatique du langage naturel, apprentissage lexical, vecteurs conceptuels, hyperonymie, réseaux sémantiques.

**Keywords:** natural language processing, lexical learning conceptual vectors, hyperonymy, semantic networks.

## 1. Introduction

La sémantique lexicale est un aspect important du Traitement Automatique du Langage Naturel (TALN) en ce qu'elle constitue le point de convergence entre les représentations des connaissances (KR) conceptuelles et les ontologies. Elle s'étend largement au domaine du traitement des ressources lexicales, et de nombreux travaux à la fois en TALN et en IA ont été dédiés aux fonctions sémantiques lexicales comme un moyen d'approcher la représentation des sens des mots et leur discrimination. Parmi les tendances classiques en représentation lexicale et sémantique, deux approches semblent conflictuelles : celle de Wordnet (Miller et Fellbaum, 1991 ; Fellbaum, 1998) issue des réseaux sémantiques et teintée de KR, et les approches vectorielles issues des représentations saltoniennes en recherche d'information (Salton, 1968), qui ont su trouver de nombreuses applications en TALN. La première est globalement basée sur des lo-

riques et la seconde sur des algèbres d'espaces vectoriels. La première est très efficace pour les relations du type *is-a* (considéré comme une relation conceptuelle souvent incluse dans l'hyperonymie), mais demeure pratiquement muette à propos d'autres fonctions lexicales intéressantes comme l'antonymie ou les associations thématiques. La synonymie a été largement traitée (Resnik, 1995 ; Sparck Jones, 1986), mais la discrimination entre synonymie et hyperonymie a souvent amené à étudier des notions plus flexibles comme la similarité sémantique (Resnik, 1999). L'approche vectorielle se situe complètement à l'opposé. Permettant naturellement les associations thématiques, elle s'offre à l'implémentation de nombreuses fonctions de synonymies à grain fin (Lafourcade et Prince, 2001) mais aussi de fonctions d'antonymie (Schwab *et al.*, 2002) tout en restant incapable de différencier ou de valider l'existence de relations d'hyperonymie. Dans cet article, nous montrons (1) comment modéliser l'hyperonymie dans le cadre vectoriel pour la sémantique, en se basant sur une coopération entre les réseaux sémantiques et les vecteurs conceptuels, (2) comment elle peut être appliquée à d'autres nouvelles fonctions comme la substitution de termes et l'approximation sémantique qui toutes les deux font partie du champ de la similarité sémantique. Nous utilisons un réseau sémantique afin d'améliorer l'apprentissage de vecteurs, et de façon symétrique, nous construisons un sous-réseau spécifique de relations d'hyperonymie entre vecteurs sémantiques.

## 2. Hyperonymie, relations *is-a* et vecteurs conceptuels

L'**hyperonymie** est une fonction lexicale qui, à partir d'un terme  $t$ , associe un ou plusieurs autres termes plus généraux, comme ceux utilisés pour définir  $t$  en *genre* (définition aristotélicienne). Les définitions de dictionnaire sont en général en *genre* et en *différences*. L'hyperonymie, dans la plupart des articles en KR, est assimilée à la relation *is-a* (voir Brachman et Schmolze, 1985). Rappelons ici que la relation *is-a* est telle que si  $X$  est une classe d'objets, et  $X'$  une sous-classe de  $X$ , alors *is-a*( $X', X$ ) est vrai. Le terme  $X$  est l'argument général tandis que  $X'$  est l'argument spécifique. Le problème que nous rencontrons est que l'hyperonymie linguistique n'est pas une relation *is-a* "pure" (héritage simple). Nous trouvons, par exemple, la définition suivante du terme *cheval* : "un animal herbivore, quadrupède, etc." Un bon hyperonyme pour cette définition de *cheval* est un *animal herbivore* ou encore *quadrupède herbivore*. Le terme *animal* est un autre hyperonyme, tandis que la relation *mammifère herbivore is-a mammifère* est vrai. Cependant, thématiquement, un *cheval* est très proche d'un *herbivore*, alors que *herbivores* est un ensemble d'individus qui peuvent appartenir à plusieurs sous-hiérarchies d'une taxonomie (certains oiseaux, insectes et reptiles sont herbivores, mais aussi métaphoriquement plein d'autres choses). Donc, même si linguistiquement on peut toujours écrire qu'*un cheval est un herbivore*, il demeure que la relation *cheval is-a herbivore* pose problème. Plusieurs solutions sont alors envisageables, dont en premier lieu considérer que l'héritage multiple de *is-a* est possible. Si tel n'est pas le cas, alors si on choisit *cheval is-a mammifère*, il semble nécessaire de représenter les autres relations (*cheval is-a herbivore*, *cheval is-a quadrupède*, etc.) comme des propriétés (ou des rôles ou des vues selon la terminologie utilisée dans la modélisation concernée). En ce qui nous concerne, l'héritage multiple de classes, motivées à la fois par leur utilité (factorisation) et leur interprétation naturelle, nous semble la plus adaptée.

**Wordnet et l'hyperonymie.** Wordnet a pour relation fondamentale la synonymie. Cependant, en ce qui concerne l'hyperonymie, Wordnet s'apparente à une taxonomie de termes, et en tant que telle, elle ne capture que les relations *is-a*. Un hyperonyme est un super-ordonné linguistique, généralement utilisé dans des définitions, qui capture également certaines propriétés qui ne peuvent pas jouer le rôle de classes par elles-mêmes. Les termes polysémiques ont, en général, de nombreuses définitions et donc souvent beaucoup d'hyperonymes : un *cheval* est

également un «*véhicule*», ce qui explique pourquoi WordNet est organisé selon un réseau et non pas un arbre. La seule contrainte langagière est que l'hyperonyme doit être plus général (et donc «*herbivore*» peut être un hyperonyme pour «*cheval*») alors que dans un réseau sémantique, chaque étape de la chaînes de classes et sous-classes doit vérifier la relation d'ordre.

**Hyperonymie et définition de termes.** Comme évoqué précédemment, les hyperonymes peuvent être extraits, quand ils sont inconnus, de définitions dictionnairiques. Seuls les concepts généraux, qui ont tendance à jouer le rôle d'hyperonymes et de superclasses (*is-a*) de nombreux termes, ne sont pas définis via une approche aristotélicienne, mais sont appréhendés à travers leurs hyponymes. C'est pourquoi, dans notre modèle de vecteurs conceptuels (présenté dans la section suivante), nous considérons l'existence d'un *horizon d'hyperonymie* au-delà duquel les définitions doivent être inversées : les hyperonymes sont plus difficiles à trouver et sont moins explicatifs que les hyponymes. Le terme «*action*» est pratiquement au sommet de la taxonomie de WordNet et les définitions de dictionnaires tendent à l'expliquer avec des termes plus spécifiques.

**Vecteurs conceptuels.** Les vecteurs ont été utilisés depuis longtemps en Recherche d'Informations (Salton et MacGill, 1983) mais aussi pour la représentation du sens dans LSI issu des études d'analyse sémantique latente (LSA) en psycholinguistique (Deerwester *et al.*, 1970). En TALN, Chauché (1990) a proposé un formalisme pour la projection de la notion linguistique de champ sémantique dans un espace vectoriel, sur lequel notre modèle se fonde. À partir d'un ensemble de notions élémentaires, *les concepts*, il est possible de construire des vecteurs (dits conceptuels) et de les associer à des items lexicaux<sup>1</sup>. L'hypothèse qui considère qu'un ensemble de concepts peut être un générateur pour le langage a depuis longtemps été exposée dans Rodget (1852) (hypothèse du thésaurus) et a été appliquée par les chercheurs en TALN (par exemple Yarowsky, 1992). Les termes polysémiques combinent les différents vecteurs correspondant aux différents sens. Cette approche vectorielle est basée sur des propriétés mathématiques connues, et il est donc possible d'effectuer des manipulations formelles auxquelles sont attachées des interprétations linguistiques (ou psycho-linguistiques) raisonnables. Les concepts sont définis par un thésaurus (dans notre prototype appliqué au français, nous avons choisi Larousse (2001) où 873 concepts sont identifiés — on peut comparer avec le millier de concepts définis dans Rodget, [1852]). Afin d'être cohérent avec l'hypothèse du thésaurus, on considère que cet ensemble constitue un espace générateur pour les mots et leurs sens. Cet espace n'est pas libre (pas de base propre) et n'importe quel terme peut y projeter ses sens selon le principe suivant.

Soit  $\mathcal{C}$  un ensemble fini de  $n$  concepts, un vecteur conceptuel  $V$  est une combinaison linéaire des éléments  $c_i$  de  $\mathcal{C}$ . Pour un sens  $A$ , son vecteur  $V(A)$  est la description en extension des activations de tous les concepts de  $\mathcal{C}$ . Par exemple, les différents sens de «*porte*» peuvent être projetés sur les concepts suivants (avec leur valeur d'activation entre crochets) :  $V(\text{«porte»}) = (\text{OUVERTURE}[0.7], \text{BARRIÈRE}[0.41], \text{LIMITE}[0.35], \text{PROXIMITÉ}[0.31], \text{EXTERIEUR}[0.30], \dots$

En pratique, plus  $\mathcal{C}$  est grand, plus fine est la description du sens. En retour, la manipulation informatique est moins aisée. Comme les vecteurs sont globalement denses (très peu de composantes valent 0), l'énumération des concepts activés est longue et passablement difficile à évaluer. On préfère, en général, sélectionner les termes thématiquement les plus proches, c'est-à-dire son *voisinage*. Par exemple, les termes les plus proches de «*porte*» ordonnés par distance thématique croissante sont :  $\mathcal{V}(\text{«porte»}) = \text{«portillon»}, \text{«portail»}, \text{«portière»}, \text{«issue»}, \text{«ouverture»}, \dots$

<sup>1</sup> Un item lexical est un terme simple ou composé, ou encore une locution. Par exemple «*voiture*», «*pomme de terre*» et «*tirer le diable par la queue*» sont des items lexicaux.

Afin de représenter et manipuler certains aspects de sémantique lexicale dans ce cadre vectoriel, nous utilisons des opérations élémentaires sur les vecteurs. Une mesure intéressante est la distance angulaire qui se base sur une mesure classique de similarité. Une approche incluant l'hyperonymie s'avère particulièrement pertinente pour améliorer la construction des vecteurs, car la plupart de ceux-ci est construite via l'analyse des définitions hyperonymiques (disponibles sur le Web ou dans des dictionnaires en ligne). En pratique, nous avons extrait environ 250000 liens pondérés d'hyperonymie pour environ 40000 substantifs (soit 120000 acceptions). En fait, l'ensemble des fonctions lexicales semble être particulièrement utile pour une telle tâche. De façon symétrique, les relations entre les vecteurs sont cruciales pour une telle approche guidée par les données : essayer d'extraire les relations sémantiques de corpus (Yarowsky, 1992) et ainsi construire une ontologie d'un domaine, ou essayer d'organiser l'information des corpus en se basant sur des hiérarchies *is-a* (Lee *et al.*, 1993 ; Resnick, 1999).

### 3. Le calcul de l'hyperonymie

Notre approche étant à la fois guidée par les données et basée sur des hiérarchies, nous définissons deux mesures qui sont utilisées conjointement. Le modèle de co-occurrence permette de formaliser la substitution de termes et l'approximation sémantique (avec un aspect taxonomique). Le modèle d'inclusion (de propriétés) directement basé sur les vecteurs conceptuels : une sous-classe contient les propriétés de sa superclasse. La combinaison de ces deux modèles permet de construire des réseaux sémantiques partiels qui constitue une *mémoire incrémentale* qui instancie pour des termes les mesures de substitution et d'approximation sémantique. Conjointement à leur construction, ces réseaux sémantiques sont aussi utilisés comme support pour la propagation et l'affinage de vecteurs conceptuels.

#### 3.1. Modèle de co-occurrence

On définit deux mesures entre un terme  $t$  et un **candidat hyperonyme**  $h$  :

$$M_S(t, h) = \frac{|H \cap T|}{|T|} \quad \text{et} \quad M_T(t, h) = \frac{|H \cap T|}{|H|} \quad (1)$$

$T$  (resp.  $H$ ) représente l'ensemble de documents dans un corpus donné, qui contiennent le terme  $t$  (resp.  $h$ ).  $H \cap T$  représente l'ensemble de documents contenant les deux termes  $h$  et  $t$ .  $M_S$  se rapproche de la notion de *rappel* et  $M_T$  de celle de *précision* en Recherche d'Information.

#### Substitution de termes et approximation sémantique : vers une hiérarchie *is-a* locale.

Si on ajoute l'hypothèse que  $h$  est un hyperonyme possible, alors  $M_S$  évalue dans quelle mesure  $t$  peut être substitué par  $h$  et constitue ce que nous appellerons une mesure de substitution. De façon similaire,  $M_T$  est une mesure d'évaluation de taxonomie, et correspond à une *approximation sémantique* (de la même façon que l'on peut approximer «cheval» par «mammifère»).

Nous avons conduit une expérimentation en utilisant Google ([www.google.com](http://www.google.com)) et le nombre de documents trouvés pour chaque requête. Statistiquement, cette approximation semble largement compensée par la grande taille de corpus que représente le Web. Par exemple, nous avons les résultats suivants pour le terme «avion» :

aéronef /  $M_T = 0.26$ ,  $M_S = 0.025$  | appareil volant /  $M_T = 0.53$ ,  $M_S = 0.0007$   
 appareil /  $M_T = 0.12$ ,  $M_S = 0.17$  | aéronef plus lourd que l'air /  $M_T = 0.52$ ,  $M_S = 0.00004$

Le meilleur terme de substitution est «appareil» (plus élevée  $M_S$ ), mais c'est également la pire des approximations sémantiques. Le terme «appareil volant» est le plus précis ( $M_T$  la plus forte), mais ne peut pas raisonnablement être utilisé à la place d'«avion».

Dans le cas de *cheval*, nous créons un nouveau sens (*cheval/moyen de transport* et *cheval/viande*) et les lions à leur hyperonymes respectifs. Le problème est qu'en commençant à partir de définitions vectorisées, il n'y a pas moyen d'appréhender ces nouveaux sens car ils ne sont pas (encore) identifiés. Pour surmonter cette difficulté, nous lions chacun de ces nouveaux sens au sens le plus proche (selon la distance thématique) déjà existant. Dans l'exemple précédent, nous avons :

- *cheval/moyen de transport* est plus proche de *cheval/mammifère* que de *cheval/unité de puissance*. Cette relation peut être vérifiée sur leurs vecteurs respectifs, et par la recherche de patrons lexicaux caractéristiques sur des définitions encyclopédiques.
- *cheval/viande* est plus proche de *cheval/mammifère* que de *cheval/unité de puissance*.

Ces deux mesures sont particulièrement utiles lors d'un processus d'analyse sémantique. En effet, la constitution d'un réseau lexical sur la base des deux mesures  $M_S$  et  $M_T$  permet de reconnaître les hyperonymes lointains de substitution (faible  $M_T$  et fort  $M_S$ ). Par exemple, on peut lors de l'analyse s'apercevoir que la cohérence thématique du texte est bien plus forte lorsque l'on (re)substitue *avion* à *appareil*. Les candidats à substituer sont déterminés par la structure du réseau et la distance angulaire entre le candidat et le contexte global. Il s'agit d'un processus itératif globalement convergent. Ainsi, en vue de l'analyse, on procède à l'inverse de l'auteur, qui avait, directement ou non, remplacé les termes précis par des hyperonymes plus vagues à des fins stylistiques (par exemple, suppression des répétitions).

### 3.2. Modèle d'inclusion

On note  $V(A)$  le vecteur conceptuel associé au terme  $A$ . Si  $A$  est un hyperonyme de  $B$ , alors les propriétés de  $A$  sont incluses dans celles de  $B$ . Cela peut-être mesuré via l'intersection de vecteurs et la distance angulaire :

$$H(A, B) \Rightarrow D_A(V(A), \gamma(V(A) V(B))) \leq D_A(V(B), \gamma(V(A), V(B))) \quad (2)$$

Par exemple, nous avons les mesures suivantes entre *cheval/mammifère* et *mammifère* :

$$\begin{aligned} D_A(V(\text{cheval}), \gamma(V(\text{cheval}) V(\text{mammifère}))) &= 0.41 \\ D_A(V(\text{mammifère}), \gamma(V(\text{cheval}) V(\text{mammifère}))) &= 0.25 \end{aligned}$$

De ces résultats, nous déduisons que les propriétés de *mammifère* sont incluses dans celles de *cheval*. De plus, si par ailleurs on sait que *cheval* et *mammifère* sont en relation d'hyponymie, on en déduit que *mammifère* est l'hyperonyme. Bien sûr, pour connaître l'existence de cette relation entre deux termes, l'extraction de schémas caractéristiques (par exemple *X est un type de Y*) combiné au modèle de co-occurrence fournissent des indices forts.

### 3.3. Limites des modèles

Le modèle fonctionne correctement pour des vecteurs qui ont été calculés à partir de définitions hyperonymiques. L'évaluation se fait manuellement, ponctuellement pour les mesures sur certains termes, et globalement sur les réseaux sémantiques construits. Cependant, pour des termes très généraux, où les définitions ont tendance à être hyponymiques (une collection d'exemples), l'inclusion de vecteur est renversée. Plus précisément, la position limite où a lieu le renversement est appelée l'*horizon*. L'horizon est globalement constituée des concepts feuilles de la taxonomie sur laquelle est construit l'espace vectoriel des sens. Quand une définition conduit à un nouveau vecteur (ou à sa révision), les vecteurs des termes présents dans la définition sont mélangés. En conséquence, le vecteur résultat est relativement plat en comparaison des

principaux concepts impliqués. Nous avons une mesure formelle de *profil de vecteur* qui est le *coefficient de variation CV* :

$$CV(X) = \frac{s(X)}{\mu(X)} \quad \text{avec} \quad s^2(X) = \frac{\sum_i (x_i - \mu(X))^2}{n} \quad (3)$$

Le terme CV est l'écart-type des composants  $x_i$  des vecteurs divisé par leur moyenne  $\mu$ . C'est une valeur sans unité. Par définition, CV n'est défini que pour les vecteurs non nuls. Si  $CV(A) = 0$  alors  $A$  fait un angle de  $\pi/4$  avec chacun des axes, et à sa valeur maximum (environ 29 quand  $n = 873$ ), nous avons un vecteur booléen (une seule composante à 1 et toutes les autres à 0).

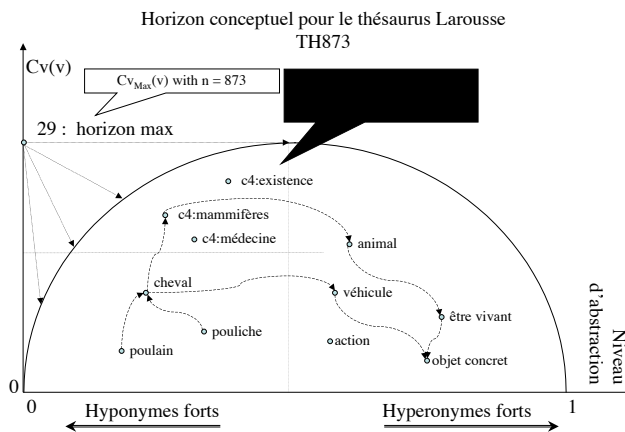


Figure 1. Représentation graphique en 2D de l'horizon conceptuel. L'horizon se situe au plus haut niveau du coefficient de variation (des vecteurs de la base) qui est le plus bas niveau de la hiérarchie du thesaurus. Sur le côté gauche, nous avons une généralisation des concepts, où de façon similaire, le mélange des vecteurs tend à faire baisser le coefficient de variation alors que le niveau d'abstraction augmente. Les termes préfixés par c4 : correspondent aux concepts de niveau 4 définis dans le Larousse (2001).

Au-delà de l'horizon, nous avons :

$$H(A, B) \Rightarrow D_A(V(A), \gamma(V(A) V(B))) \geq D_A(V(B), \gamma(V(A), V(B))) \quad (4)$$

Comment évaluer de quel côté de l'horizon un vecteur donné se situe ? En lui-même, le coefficient de variation évalue uniquement la forme générale du vecteur et son taux de *conceptualité* relativement au jeu de concepts initial. Nous avons deux moyens de résoudre ce problème :

1. De se concentrer sur une approche lexicale combinant des fonctions et informations lexicales aux vecteurs. Le modèle de co-occurrence constitue une réponse possible mais on peut également penser aux graphes conceptuels à la Sowa. C'est une approche multi-représentation dont la généralisation abusive risque toutefois d'être difficile à gérer.
2. D'inclure comme dimensions supplémentaires dans l'espace vectoriel, chaque concept de la hiérarchie et non pas seulement les concepts terminaux (les feuilles). Cette solution est clairement partielle, car elle ne peut pas être une réponse à celui de la polysémie si on se place au niveau du terme et non celui de l'acception.

#### 4. Discussion et conclusion

Les expériences que nous avons conduites sur une collection de substantifs (et termes composés), ont mis en lumière le problème posé par l'horizon conceptuel. Cet horizon se situe au niveau le plus bas de la hiérarchie de concepts (nous avons utilisé le Larousse (2001) pour le

français). De par la nature de la composition de vecteurs, le modèle d'inclusion doit être inversé quand les termes se situent au-delà de cet horizon. La détection du passage de part et d'autre de l'horizon est réalisé par des modèles lexicaux. De façon plus précise, elle peut se baser sur le modèle de co-occurrences mais aussi sur l'identification des hyperonymes. La présentation détaillée de la découverte des hyponymes n'est pas l'objet de cet article (et les méthodes sont très classiques, voir Thelen et Riloff (2002) pour une approche récente d'extraction de catégories taxonomiques), cependant il est intéressant de noter que les termes les plus abstraits (qui correspondent à des classes taxonomiques de grande taille) contiennent un grand nombre d'hyperonymes. Selon notre modèle, les fonctions d'hyperonymie et d'hyponymie ne sont pas strictement symétriques (à la fois dans leur usage et leur comportement dans les corpus) et peuvent être utilisées conjointement pour renforcer la construction du réseau sémantique.

Nous avons essayé de montrer comment il est possible de modéliser l'hyperonymie dans le cadre d'une sémantique lexicale vectorielle, en se basant sur une coopération entre les réseaux sémantiques et le modèle des vecteurs conceptuels. Après avoir évalué l'importance, pour la sélection lexicale, de fonctions lexicales comme la synonymie et l'antonymie ainsi que la construction et l'utilisation des vecteurs conceptuels, nous nous sommes concentrés sur l'hyperonymie qui semble plus difficile à aborder sous un angle purement numérique. Notre approche étant à la fois guidée par les données et par la hiérarchie, nous avons d'abord cherché à définir l'impact de l'hyperonymie par des mesures dans des corpus. On peut ainsi définir formellement la substitution de termes et l'approximation sémantique (incluant l'aspect taxonomique). À partir du modèle théorique, qui combine réseaux sémantiques et vecteurs conceptuels, il a été possible de l'implémenter et de montrer comment l'inclusion a été traitée et quels résultats nous avons obtenus. Bien que satisfaisants, ces résultats tendent à refléter la nature polymorphe de l'hyperonymie : étant plus complexe qu'une simple relation *is-a*, l'hyperonymie doit être contrainte au sein de la tâche à entreprendre. Si l'enjeu est la correction ou l'explication de texte, alors la substitution de termes est une bonne utilisation des propriétés d'hyperonymie. Pour la construction d'une taxonomie, l'approximation sémantique est un meilleur candidat.

## Références

- Brachman R.J. et Schmolze J.G. (1985). An overview of the KL-ONE knowledge representation system. *Cognitive Science*, vol. (9/2) :171-216.
- Chauché J. (1990). Détermination sémantique en analyse structurelle : une expérience basée sur une définition de distance. *TA Information*, vol. (31/1) : 17-24
- Deerwester S., Dumais S., Landauer T., Furnas G. et Harshman R. (1990). Indexing by la tent semantic analysis. *Journal of the American Society of Information science*, vol. (41/6) : 391-407.
- Fellbaum C. (Ed.) (1998). *WordNet : An Electronic Lexical Database*. MIT Press.
- Hearst M.A. (1998). Automated discovery of Wordnet relations, In Fellbaum C. (Ed.), *WordNet : An Electronic Lexical Database*. MIT Press : 131-151.
- Lafourcade M. et Prince V. (2001). *Relative Synonymy and Conceptual Vectors* . *NLPRS01* :127-134.
- Larousse (1992), *Thésaurus Larousse - des idées aux mots - des mots aux idées* . , 1re édition (2e édition 2001).
- Lee J.H., Kim M.H. et Lee Y.J. (1993). Information Retrieval based on conceptual distance in IS-A hierarchies. *Journal of Documentation*, vol. (49/2) : 188-207.
- Miller G.A. and Fellbaum C. (1991). Semantic Networks in English. In Levin B. et Pinker St. (Eds) *Lexical and Conceptual Semantics* : 197-229.
- Palmer F.R. (1976). *Semantics : A New Introduction*. Cambridge University Press.
- Resnik P. (1995). Using Information Contents to Evaluate Semantic Similarity in a Taxonomy. In *IJCAI-*

95.

Resnik P. (1999a). Semantic similarity in a taxonomy : An information-based measure and its application to problems of ambiguity in natural language. *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. (11) : 95-130.

Resnik P. (1999b). Disambiguating noun groupings with respect to WordNet senses. In Armstrong S., Church K., Isabelle P., Tzoukermann E., Manzi S. and Yarowsky D. (Eds.), *Natural Language Processing using Large Corpora*. Kluwer Academic.

Roget P. (1852). *Thesaurus of English Words and Phrases*. Longman.

Salton G. (1968). *Automatic Information Organisation and Retrieval*, McGraw-Hill.

Salton G. et MacGill M. J. (1983). *Introduction to Modern Information Retrieval*. McGraw-Hill.

Sparck J.K. (1986). *Synonymy and Semantic Classification*. Edinburgh Information Technology Serie.

Schwab D., Lafourcade M. et Prince V. (2002). *Antonymy and Conceptual Vectors*. In *Proceedings of COLING'02*, vol. (2/2).

Thelen M. et Riloff E. (2002). A Bootstrapping Method for Learning Semantic Lexicons using Extraction Pattern Contexts. In *Proceedings of EMNLP 2002*, vol. (1/1).

Yarowsky D. (1992). *Word-Sense Disambiguation using Statistical Models of Roget's Categories Trained on Large Corpora*, *COLING'92* : 454-460.