

Évaluation du potentiel terminologique de candidats termes

Patrick Drouin¹, Philippe Langlais²

¹ OLST / ÉCLECTIK, Département de linguistique et de traduction, Université de Montréal
C.P. 6128, Succursale Centre-Ville Montréal (Québec) H3C 3J7, Canada

patrick.drouin@umontreal.ca

² RALI, Département d'informatique et de recherche opérationnelle, Université de Montréal
C.P. 6128, Succursale Centre-Ville Montréal (Québec) H3C 3J7, Canada

felipe@iro.umontreal.ca

Abstract

On a daily basis, terminologists must go through specialized documents and identify terms related to a specific domain. Software solutions now exist in order to tackle this task automatically but the units gathered by such automated systems are not always terms. In this paper, we use various statistical methods and a statistical language model on order to discriminate terms from non terms.

Résumé

Une des étapes du travail terminologique vise à identifier, dans un corpus spécialisé, les termes spécifiques d'un domaine. Les logiciels d'acquisition automatique de termes ont pour objectif de prendre en charge cette étape. Cependant, dans les listes d'unité terminologiques retenues par ces systèmes, de nombreuses unités ne sont pas des termes. Dans cet article, nous visons à mettre en parallèle les performances de mesures statistiques et d'un modèle de langue statistique qui ont pour but de discerner au sein des listes produites par les logiciels, les termes des non-termes.

Mots-clés : un ensemble de mots-clés caractéristiques de la contribution. Ils sont aussi en police Times 10 pt.

1. Introduction

Dans le cadre de leurs tâches quotidiennes, les spécialistes procèdent à l'identification des unités terminologiques dans un corpus spécialisé sans obstacles majeurs. Ils parviennent ainsi à distinguer les unités qui ont un statut terminologique des autres unités. Cette étape est nommée dépouillement terminologique. La prise en charge de cette activité par des méthodes informatiques relève de l'acquisition automatique des termes, sous-domaine de la terminologie computationnelle et du traitement automatique de la langue.

L'automatisation du dépouillement n'est cependant pas chose facile. En effet, l'ordinateur parvient à dresser une liste, mais cette dernière contient certaines unités qui n'ont aucun intérêt terminologique. Puisque l'humain réussit là où l'ordinateur échoue partiellement, nous suggérons de pousser plus loin le processus d'acquisition automatique des termes et de cerner le potentiel terminologique (PT) à l'aide de diverses mesures statistiques. Dans cet article, nous comparons le potentiel de différentes mesures statistiques couramment employées à

distinguer les termes des non-termes. Nous étudions également le recours à un modèle de langue pour mener à bien cette tâche.

Dans cet article, nous visons à mettre en parallèle les performances de mesures statistiques (fréquence, X², log-likelihood, etc.) et d'un modèle de langue statistique. L'expérimentation effectuée ici se démarque de par le fait que les performances sont mesurées par rapport à un jeu de résultats issu du dépouillement manuel d'un corpus par un terminologue. L'utilisation d'un corpus étalon annoté manuellement illustre clairement les forces et les faiblesses de chacune des approches testées. Le recours à un modèle de langue pour l'évaluation du PT constitue aussi une approche qui se démarque des travaux précédents sur le sujet.

Dans la section suivante (2), nous présentons les travaux antérieurs. Nous décrivons par la suite (3) les corpus qui ont fait l'objet de l'analyse ainsi que les différentes mesures statistiques que nous avons comparées. Les résultats obtenus sont analysés dans la section 4.

2. Travaux antérieurs

Afin de permettre aux systèmes informatiques de distinguer les unités terminologiques des unités non terminologiques dans les listes de candidats termes (CT) identifiés par les systèmes d'acquisition automatique de termes, des chercheurs ont tenté de cerner le « **potentiel terminologique** » (*termhood*) des CT. Ces études font souvent l'hypothèse que la structure de surface d'un CT et la réutilisation du matériel lexical au sein de divers CT sont indices révélateurs du statut terminologique. L'utilisation du premier indice est généralisée puisqu'il s'agit souvent de ce qui permet de retenir les CT. Il correspond au *unithood* décrit par Kageura et Umino (1996). En effet, les modes de formation de termes sont bien documentés et ont fait l'objet d'études et de descriptions dans le cadre de la terminologie (OLF 1979, Sager 1990, etc.).

Les recoulements formels entre les CT retenus par les systèmes sont aussi exploités. L'exploitation de ce deuxième indice se fait en fonction de la fréquence d'inclusion d'un CT dans un autre (ex. : *connexion Internet/connexion Internet à large bande*) (Drouin et Ladouceur 1994; Assadi et Bourigault 1996; Frantzi et Ananiadou 1996). Des liens sémantiques potentiels entre termes sont donc dépistés à partir de recoulements simples de chaînes de caractères. Une telle approche apporte de l'information intéressante sur la réutilisation du matériel lexical, mais elle ne permet cependant pas de se prononcer de façon catégorique quant au statut terminologique d'un CT.

La mesure du PT proposée par Frantzi (1997), la NC-Value, repose sur la prise en compte de certains mots (noms, verbes et adjectifs) avoisinant le CT dans le corpus. Cette technique est semblable à celle mise de l'avant par Nakagawa et Mori (1998) qui prennent en considération l'ensemble des unités lexicales simples utilisées au sein d'un CT complexe. Successeur de la C-Value (Frantzi et Ananiadou 1996) à titre d'indicateur du PT, la SNC-Value (Maynard et Ananiadou 2000) pousse un peu plus loin l'objectif visant à déterminer le potentiel terminologique. Cet indicateur fait intervenir des relations sémantiques dépistées dans des ressources terminologiques existantes (dictionnaires, thésaurus, etc.). Bien que le SNC-Value conduise à des résultats intéressants, le recours à des ressources terminologiques limite considérablement, de l'aveu même des auteures, l'application potentielle de cette technique. De plus, dans sa forme actuelle, cette dernière ne peut s'appliquer qu'aux CT complexes.

De nombreuses mesures statistiques ont été exploitées en vue de déterminer le PT des candidats recensés automatiquement. Ces mesures reposent principalement sur les concepts de fréquence et de répartition et elles sont généralement issues de travaux en repérage d'information ou en linguistique de corpus (Kageura et Umino 1996). Les travaux entrepris dans ce cadre ont pour objet de mettre en lumière des phénomènes liés au comportement des CT observable sur le plan textuel au sein d'un corpus. Une telle technique n'est pas sans rappeler les travaux de Bourigault (1994) et de son exploitation de techniques endogènes pour l'acquisition de la terminologie. Cette approche consiste à fournir au système un minimum d'information et à mettre en place des procédures d'apprentissage qui lui permettent d'acquérir des connaissances par lui-même suite à l'observation des particularités des CT en corpus. Le corpus est donc à la fois objet du traitement et source d'information. Daille *et al.* (1994) testent diverses mesures pour en venir à la conclusion que la fréquence constitue le meilleur indice du PT. Paslaru Bontas et Schlangen (2005) ont recours à un indice simple tiré de domaine de la recherche d'information, l'indice *tf.idf* qui repose sur la fréquence des CT et sur leur distribution au sein du corpus. Leurs travaux impliquent la prise en considération de quelques éléments morphologiques (préfixes et suffixes) qui sont utilisés pour regrouper les CT retenus à l'aide de techniques de *clustering* hiérarchique, mais qui n'interviennent pas dans le calcul du PT.

Dans un autre ordre d'idée, Kit (2002) suggère une mise en opposition de corpus afin d'améliorer les résultats des divers tests de PT. Des auteurs se sont déjà intéressés à une approche impliquant la comparaison de corpus pour faire ressortir le PT des candidats termes : Ahmad (1994), Drouin (2002), Chung (2003), Gillam *et al.* (2005), Lemay *et al.* (2005), Drouin et Bae (2005). La fréquence des unités lexicales du corpus faisant l'objet du processus d'acquisition automatique des termes est comparée à celle observée dans un corpus de référence. Ce dernier se veut généralement représentatif d'un usage non spécialisé. La comparaison s'opère grâce à divers indices statistiques qui ont pour but de quantifier la *déviation* de la fréquence observée entre les deux corpus et de mettre en évidence les formes qui adoptent un comportement spécifique dans le corpus spécialisé. Cette quantification de la spécificité correspond à une évaluation du PT des unités relevées.

3. Méthodologie

3.1 Corpus

3.1.1 Corpus de référence

Le corpus de référence est utilisé à titre de point de comparaison, il constitue ainsi, d'une certaine façon, la norme linguistique sur laquelle sera modelé le comportement des unités lexicales. Pour la présente recherche, nous utilisons un corpus de langue journalistique construit à partir de l'ensemble des articles publiés au cours de l'année 2002 dans le journal *Le Monde* qui totalise environ 30 millions d'occurrences, soit près de 1 180 000 phrases. Les articles du quotidien sont rédigés dans une langue non spécialisée et portent sur des sujets très diversifiés.

3.1.2 Corpus d'analyse

Le dépouillement terminologique sera effectué sur le corpus d'analyse. Ce dernier a un contenu spécialisé tiré du site Web de la société KDS, spécialisée dans le domaine de la

réservation en ligne. Le corpus possède donc des caractéristiques lexicales particulières attachées à la technologie Web et un vocabulaire spécialisé portant sur la réservation en ligne. Le défi consiste donc à relever les termes de ce domaine tout en sachant écarter les termes spécialisés relevant des autres domaines. Le corpus d'analyse est composé d'un peu plus de 43 000 occurrences. Ce même corpus a été annoté manuellement par un terminologue, spécialiste du domaine, afin de mettre à notre disposition un corpus étalon.

3.2 *Candidats termes*

La liste des candidats termes a été obtenue à l'aide du logiciel TermoStat (Drouin et Bae 2005). Les structures de surface recensées par le logiciel sont les suivantes :

\$nom

ex. : *alimentation, structure, etc.*

\$nom(?: \$nom)+

ex. : *mécanisme bâillet*

\$nom(?: \$adj| \$adjpar)+

ex. : *unité centrale spécialisée*

\$nom(?: \$adj| \$adjpar)*(?: \$prep \$nom(?: \$adj)*)+

ex. : *unité centrale de traitement, système conversationnel d'accès facile*

\$nom(?: \$adj| \$adjpar)+ \$coord(?: \$adj| \$adjpar)+

ex. : *ressources physiques ou matérielles, états distincts et exclusifs*

\$nom(?: \$adj| \$adjpar)? \$prep \$nom \$coord d. \$nom(?: \$adj| \$adjpar)?

ex. : *touches d'insertion et de suppression, processus de lecture ou d'écriture*

La couverture de ces patrons de formation facilite le recensement de la grande majorité des unités nominales du corpus d'analyse. Les valeurs obtenues pour chacune des mesures d'évaluation du potentiel terminologique décrites dans les sections qui suivent ont été ajoutées à la liste originale produite par TermoStat. La liste peut ainsi être triée selon le potentiel terminologique tel qu'évalué par la mesure.

3.3 *Mesures statistiques*

Afin de comparer les fréquences des CT dans les corpus de référence et corpus d'analyse, nous utilisons la table de contingence suivante qui illustre les divers scénarios possibles. Ces données seront utilisées pour tester le potentiel terminologique des CT à l'aide des mesures décrites dans les paragraphes qui suivent.

Corpus	CR	CA	Total
Fréquence CT	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>a+b</i>
Fréquences autres mots	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>c+d</i>
Total	<i>a+c</i>	<i>b+d</i>	<i>N=a+b+c+d</i>

Tableau 1 : Tableau de contingence pour représentation des fréquences des unités

3.3.1 Fréquence

La première mesure testée est directement observable dans les corpus, il s'agit de la fréquence brute. L'intérêt de cet indice pour l'évaluation du PT des candidats termes a été démontré par Daille et al. (1994). Les observations de ces auteurs confirment l'intuition des terminologues selon laquelle la fréquence représente un bon critère pour l'identification des termes dans les corpus spécialisés (OLF 1979). Pour la présente expérimentation, nous nous contentons d'évaluer la qualité de l'évaluation du PT par la fréquence brute sans avoir recours à la fréquence relative ou encore à un ratio de fréquence tel que proposé par Chung (2003) ou Gillam (2005). La liste obtenue du logiciel TermoStat est donc tout simplement triée en ordre décroissant de fréquence.

3.3.2 Spécificité

Le calcul de spécificité a été proposé par Lafon (1980) afin de cerner le vocabulaire spécifique à un sous-corpus par rapport à l'ensemble d'un corpus.

$$\log P(X=b) = \log (a+b)! + \log (N-(a+b))! + \log (b+d)! + \log (N-(b+d))! - \log N! - \log b! - \log ((a+b)-b)! - \log ((b+d)-b)! - \log (N-(a+b)-(b+d)+b)!$$

Cette approche permet de comparer le comportement des unités lexicales en fonction de critères variables. Nous adaptons légèrement la démarche en fusionnant le corpus de référence et le corpus d'analyse afin de vérifier si le lexique de ce dernier se comporte comme le lexique du premier. Le calcul des spécificités conduit à l'obtention d'un score qui facilite le classement des CT les uns par rapport aux autres. Nous faisons l'hypothèse que les unités les plus spécifiques sont de meilleurs candidats termes et la liste est triée en ordre décroissant de spécificité.

3.3.3 X^2

Le test bien connu du X^2 a été utilisé par Rayson *et al.* (1997) pour l'analyse des conversations au sein du British National Corpus. Il a aussi été exploité par Kilgariff (2001) pour évaluer l'homogénéité des corpus.

$$X^2 = N(ad-bc)^2/((a+b)(c+d)(a+c)(b+d))$$

Nous l'utilisons ici tout simplement pour comparer les fréquences d'occurrence de CT. Les unités qui se démarquent le plus se verront attribuer une valeur plus élevée; la liste obtenue à l'aide du X^2 sera donc triée en ordre décroissant.

3.3.4 Log-likelihood

Proposé par Dunning (1993), le log-likelihood a été utilisé, entre autres, par Rayson et Garside (2000) pour la comparaison de corpus (et non des unités lexicales directement). Il est calculé de la façon suivante :

$$E_1 = ((a+c)(a+b))/((a+c)(b+d))$$

$$E_2 = ((b+d)(a+b))/((a+c)(b+d))$$

$$LL = 2 * ((a * \ln(a/E_1)) + (b * \ln(b/E_2)))$$

Tout comme pour les deux mesures qui précédent, le log-likelihood conduit à l'obtention d'un poids. Plus l'écart entre la fréquence relative observée dans le corpus d'analyse et celle que l'on pourrait prédire à partir du corpus de référence est important, plus la valeur attribuée au poids sera importante. Ainsi, un CT qui obtient un poids élevé est potentiellement plus intéressant d'un point de vue terminologique qu'un CT ayant une valeur plus basse. La liste sera donc encore une fois triée en ordre décroissant des valeurs de log-likelihood.

3.4 Modèle de langue

Le modèle construit est un modèle trigramme lissé par une variante de la méthode décrite initialement dans (Kneser & Ney, 1995). L'idée principale de cette méthode est de retirer de chaque *n*gramme vu au moins une fois dans le corpus d'entraînement, un compte fractionnaire (un *discount*) fixe D . Les comptes ainsi retenus sont alors redistribués sur un modèle d'ordre inférieur via la combinaison linéaire suivante :

$$p_{KN}(w_i | w_{i-2}w_{i-1}) = \frac{\max\{c(w_{i-2}^i) - D, 0\}}{\sum_{w_i} c(w_{i-2}^i - 2)} + \frac{D \times |\{w_i : c(w_{i-2}^i - 2) > 0\}|}{\sum_{w_i} c(w_{i-2}^i - 2)} p_{KN}(w_i | w_{i-1})$$

où $c(\bullet)$ indique la fréquence de \bullet en corpus et $|\bullet|$ désigne la cardinalité de l'ensemble \bullet . Le modèle d'ordre inférieur (modèle bigramme) prend la forme suivante, dont l'idée se résume ainsi : la probabilité d'un bigramme dépend du nombre de contextes gauches immédiats dans lesquels il est observé en corpus. Ce modèle pouvant produire une probabilité nulle (dans le cas où le bigramme $w_{i-1}w_i$ n'a jamais été vu en corpus) il est à son tour lissé par la même méthode qui vient d'être décrite (la récurrence s'arrête avec un modèle uniforme).

$$p_{KN}(w_i | w_{i-1}) = \frac{|\{w_{i-2} : c(w_{i-2}^i) > 0\}|}{\sum_{w_i} |\{w_{i-2} : c(w_{i-2}^i) > 0\}|}$$

Pour entraîner notre modèle, nous avons utilisé la boîte à outils SRILM (Stolcke, 2002) qui implémente une variante de cette technique décrite dans (Chen & Goodman, 1998).

Nous avons noté chaque candidat terme w_i^n avec ce modèle selon l'équation :

$$p(w_i^n) = \log p_{KN}(w_i) + \delta(n \geq 1) \left(\log p_{KN}(w_2 | w_1) + \sum_{i=3}^n \log p_{KN}(w_i | w_{i-2}, w_{i-1}) \right) n$$

$$\text{où } \delta(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \text{ est vrai} \\ 0 & \text{si } x \text{ est faux} \end{cases}$$

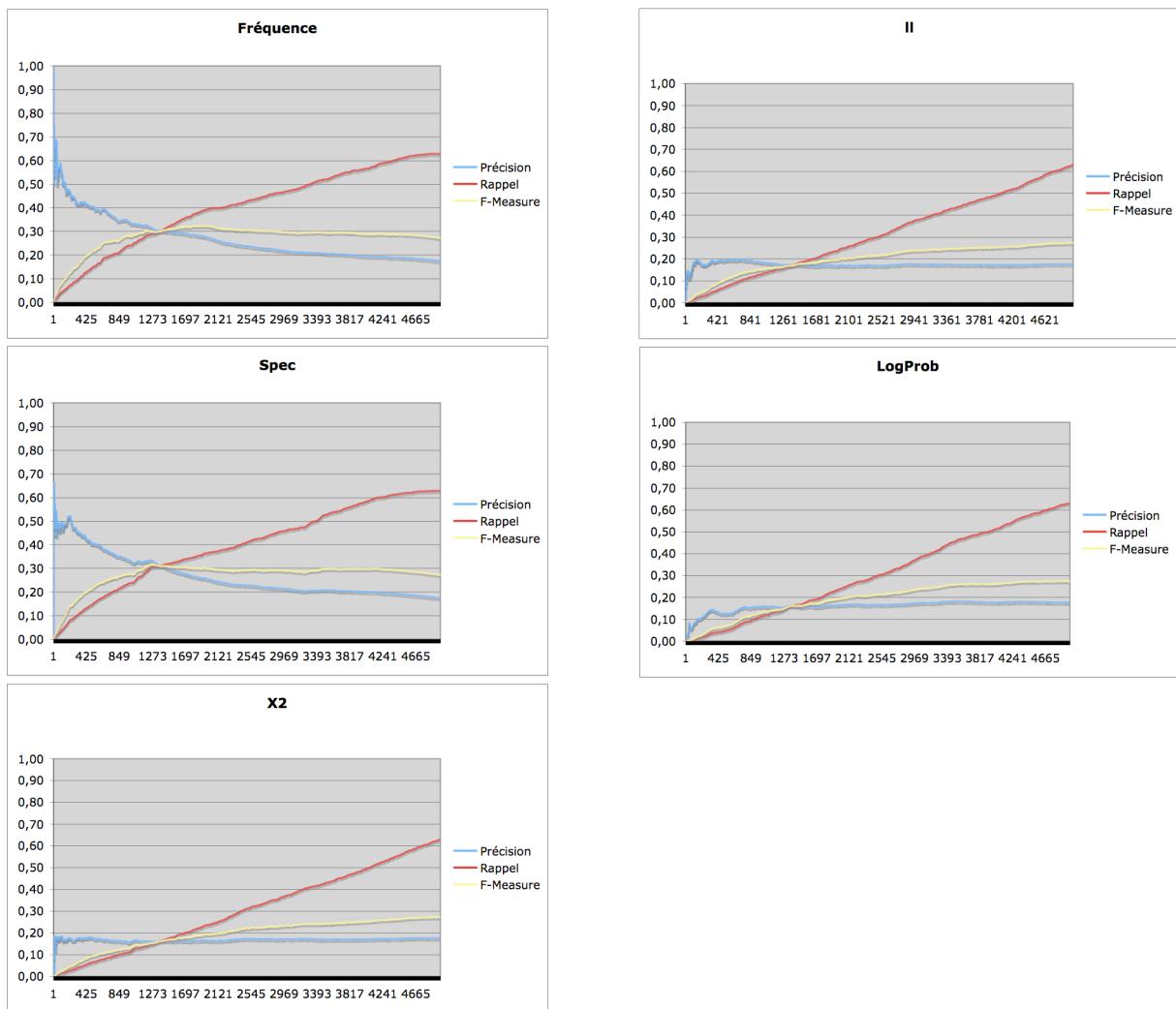
Le modèle de langue est utilisé pour attribuer une probabilité aux CT retenus par le système d'acquisition automatique de termes. La liste des CT est ainsi triée en ordre décroissant de probabilité.

4. Résultats

ÉVALUATION DU POTENTIEL TERMINOLOGIQUE DE CANDIDATS TERMES

Les résultats obtenus à partir des mesures statistiques sont évalués à l'aide des concepts bien connus de *précision*, de *rappel* et de *f-mesure*. La précision correspond au nombre de termes valides identifiés dans l'ensemble des CT recensés par le système, alors que le rappel constitue la proportion de termes valides identifiés par rapport à l'ensemble des termes annotés manuellement dans le texte original. Pour cette expérimentation, le rappel est déterminé par le système d'acquisition automatique des termes et ne dépend donc aucunement du tri effectué à l'aide de la mesure du PT. Pour sa part, la f-mesure est équivalente à la moyenne harmonique de la précision et du rappel.

Figures 1-5 : Courbes précision/rappel/f-mesure pour l'ensemble des indices



Afin de générer les graphiques qui précèdent, les données ont été triées en fonction du potentiel terminologique, tel qu'établi par les diverses mesures statistiques, pour l'ensemble des candidats termes proposés par TermoStat. L'hypothèse sous-jacente veut donc que les meilleurs CT soient placés en tête de liste et que la précision soit ainsi maximisée. L'axe des *x* représente le rang attribué aux CT termes de 1 à 4984, qui est le nombre total de CT identifiés par le logiciel d'extraction. L'axe des *y* représente la précision, le rappel et la f-mesure sur une échelle de 0 à 1.

L'annotation manuelle ayant été effectuée de façon très sévère, la barre est donc très haute pour le logiciel qui n'arrive à recenser qu'une partie des termes identifiés par l'humain. Le rappel maximal s'établit à un peu plus de 60 %. Cette performance un peu décevante est principalement attribuable aux décisions d'annotation du corpus où des unités lexicales complexes ou coordonnées ont été annotées en bloc :

... automatiser l'*<TERM>achat et la gestion des déplacements professionnels</TERM>*. des
... *<TERM>actes administratifs et de management</TERM>* et ...
... aux *<TERM>horaires, tarifs et disponibilités des trains</TERM>* et de réserver ...

Le terminologue, dans ces contextes précis, désirait relever les unités *achat des déplacements professionnels, gestion des déplacements professionnels* ainsi que *actes administratifs, actes de management* et *horaires des trains, tarifs des trains et disponibilités des trains*. Une telle stratégie de recensement des termes est très éloignée de ce que l'on peut espérer obtenir à l'aide d'un outil d'extraction de termes. Il est important de signaler que le rappel n'est en rien lié aux mesures statistiques utilisées et qu'il dépend entièrement du logiciel TermoStat.

La précision moyenne obtenue pour toutes les mesures statistiques utilisées est la même puisque l'ensemble de termes de départ est identique. Ce qui nous intéresse plus particulièrement, c'est le potentiel de ces indices à séparer les termes des non-termes dans la liste des candidats termes en les regroupant au début de la liste proposée à l'utilisateur. Afin d'évaluer cette capacité, seuls les CT valides situés dans la première moitié de la liste obtenue pour chaque indice seront analysés (437 termes au total).

L'union de tous les termes classés dans la première moitié des listes permet de recenser 754 termes. De ce total, 109 termes sont communs aux 5 mesures, 248 sont communs à 4 mesures, 433 à 3 mesures et 618 termes sont communs à 2 mesures. Les cinq tests statiques ne semblent donc pas s'entendre sur les candidats qui doivent apparaître en tête de liste et une stratégie ne relevant que l'union des listes sur la première partie conduirait à l'identification d'un ensemble plutôt négligeable de 109 termes.

L'observation des graphiques 1-6 permet cependant d'observer une similarité plus ou moins importante entre les courbes générées par les mesures. En effet, les courbes obtenues à partir du calcul des spécificités (*Spec*) et celles de la fréquence brute (*Freq*) sont semblables, tout comme celles générées à partir du calcul du X^2 (*X2*) et du log-likelihood (*ll*). Pour sa part, le modèle de langue (*LogProb*), bien qu'il se rapproche légèrement des deux derniers indices, ne permet pas d'obtenir une précision aussi élevée dès les premières entrées de la liste. Nos résultats confirment les observations de Daille *et al.* (1994) au sujet de la fréquence. En effet, on observe que la meilleure performance est obtenue à l'aide de la fréquence qui concentre un maximum de véritables termes en tête de la liste des CT. La spécificité conduit aussi à des résultats intéressants, bien que légèrement moins élevés que la fréquence.

Le recouplement des données entre les listes générées par les indicateurs de PT permettent d'ailleurs de confirmer les observations faites sur les courbes. En effet la plus grande intersection se situe entre les listes du *log-likelihood* et du *X²* qui contient 357 termes. La seule autre intersection entre les listes qui se rapproche de ce nombre est celle entre la fréquence et la spécificité avec 332 termes. La plus petite intersection est constituée des éléments relevés par le modèle de langue et la spécificité qui contient 208 termes.

<i>ll</i>	X^2	<i>Freq</i>	<i>Spec</i>	<i>LogProb</i>
14	37	0	41	44

Tableau 2 : Nombre de termes uniques par mesure

En plus des recoulements entre les éléments retenus par les diverses mesures, il est intéressant d'évaluer la contribution originale de chacune. Le tableau 2 illustre le nombre de termes originaux proposés par les mesures. Les contributions sont relativement équivalentes à l'exception de la fréquence brute qui ne contient aucun terme original. Malgré la bonne performance de la fréquence brute lors du tri des données ayant pour objectif de mettre en lumière le caractère terminologique des CT, elle ne permet pas d'augmenter le rappel obtenu à partir des autres mesures.

Mots	Total	Intersection	ll	X^2	Freq	Spec	LogProb
1	249	64	0	18	0	0	17
2	200	18	2	18	0	9	15
3	241	26	7	1	0	14	12
4	48	0	2	0	0	5	0
5	80	1	5	0	0	5	0
6	23	0	0	0	0	2	0
7	20	0	0	0	0	4	0
8	2	0	0	0	0	1	0
9	4	0	0	0	0	1	0

Tableau 3 : Longueur en nombre de mots des termes recensés

L'observation des listes de termes relevés permet de distinguer certaines caractéristiques « physiques » qui varient d'une liste à une autre. Le tableau 3 présente la longueur, en nombre de mots, de tous les termes recensés, de l'intersection entre les 5 mesures et de la contribution unique de chaque indice.

Le modèle de langue (LogProb) favorise les termes les plus courts, tout comme le X^2 . Cette contribution à la liste est importante d'un point de vue terminologique puisque les termes simples (composés d'un seul mot) sont bien souvent laissés de côté par les systèmes d'extraction automatique. Tous les indices permettant de valider leur intérêt terminologique sont donc à retenir et exploiter. La tendance qu'a le modèle de langue à proposer des unités plus courtes pourrait être attribuable au fait qu'il repose sur des trigrammes. Une analyse des termes proposés par cet indice laisse constater que ce sont de termes plus répandus dans la langue courante (*touristes, système de gestion, tarifs aériens, mode de communication, factures, etc.*) que ceux proposés par les autres indices. Il s'agit peut-être là d'un effet de l'entraînement du modèle sur du texte journalistique. Il s'agit d'un phénomène intéressant dans la mesure où ces unités lexicales relèvent tout de même du domaine et qu'ils doivent être

repérés. D'un point de vue terminologique, on peut envisager l'utiliser pour la description ou le dépistage de la déterminologisation ou de la banalisation lexicale. L'inverse est aussi vrai pour les cas de spécialisation du lexique comme *intuitivité, protocole*.

La présence d'unités lexicales spécialisées constituées de plusieurs mots dans un texte de langue spécialisée n'est pas un phénomène rare alors que ces unités sont plus rares en langue non spécialisée. Cette mise en opposition, sur laquelle repose l'approche décrite dans cet article, semble être bien exploitée par la mesure de spécificité qui recense des termes plus longs que les autres indices. Une telle propension est très intéressante pour l'extraction des termes dans les domaines techniques où les unités lexicales ont souvent tendance à être plus complexes.

5. Conclusion

Ces premières expérimentations avec divers indices sur un texte annoté par un humain nous permettent d'avoir une bonne idée de la contribution de mesures statistiques. L'utilisation de plusieurs indices n'est pas vaine puisqu'elle permet d'augmenter le rappel.

Les mesures testées nous ont permis, dans un premier temps, de confirmer l'intérêt de la fréquence pour l'identification de termes au sein d'un ensemble de non-termes. D'abord documenté de façon intuitive par les langagier dans le cadre de leurs travaux, l'utilité de cet indice pour l'extraction automatique des termes avait été documentée par Daille et al. (1994). La mise en parallèle de la fréquence avec divers indices statistiques nous a cependant permis de constater que cette dernière n'apporte pas de contribution importante au rappel.

Nous avons pu observer des contributions individuelles importantes de la part des indices statistiques. En effet, pendant que certains privilégient des termes plus courts, d'autres soulignent l'intérêt de termes composés de plusieurs mots. Un autre élément important mis en lumière par la comparaison est le fait que les termes identifiés possèdent des degrés de spécialisation variables. Il serait envisageable d'optimiser l'utilisation des indices et les listes de résultats obtenus en fonction de ces affinités.

Malgré l'intérêt des résultats obtenus, il serait probablement intéressant de s'intéresser aux propriétés des termes dans une perspective plus linguistique qui viendrait confirmer l'intérêt d'un candidat termes tel qu'établi par des mesures statistiques.

Références

- AHMAD, K. et al. (1994). «What's in a Term ? The semi-automatic Extraction of Terms from Text», dans *Translation Studies. An Inter-discipline*, Amsterdam/Philadelphia: John Benjamins, p. 267-278.
- ASSADI, H. et D. BOURIGAULT (1996). «Acquisition et modélisation des connaissances à partir de textes : outils informatiques et éléments méthodologiques», dans *Actes RFIA'96*, p. 505-514.
- BOURIGAULT, D. (1994). *Un logiciel d'extraction de terminologie. Application à l'acquisition de connaissances à partir de textes*, thèse de doctorat, École des Hautes Études en Sciences Sociales, 352 p.
- CHEN, S.F. et J. GOODMAN (1998). *Empirical study of Smoothing Techniques for Language Modeling*, rapport interne, Center for Research in Computing Technology, Harvard University, Cambridge.

ÉVALUATION DU POTENTIEL TERMINOLOGIQUE DE CANDIDATS TERMES

- CHUNG, T. M. (2003). «A Corpus Comparison Approach for Terminology Extraction», dans *Terminology*, 9(2), p. 221-246.
- DAILLE *et. al.* (1994). «Towards automatic extraction of monolingual and bilingual terminology», dans *Proceedings of the 15th conference on Computational linguistics*, p. 515-521.
- DROUIN, P. (à paraître). «Termhood experiments: quantifying the relevance of candidate terms», dans *The 15th European Symposium on Language for Special Purposes (LSP-2005)*, Bergame, University of Bergamo, à paraître.
- DROUIN, P. (2002). Acquisition automatique des termes : l'utilisation des pivots lexicaux spécialisés, thèse de doctorat, Université de Montréal.
- DROUIN, P. et H. S. BAE (2005). «Korean Term Extraction in the Medical Domain by Corpus Comparison», dans *Terminology and Knowledge Engineering (TKE-2005)*, Copenhague, Copenhagen Business School, p. 349-361.
- DROUIN, P. et J. LADOUCEUR (1994). «L'identification automatique de descripteurs complexes dans des textes de spécialité», dans *Proceedings of the Workshop on Compound Nouns: Multilingual Aspects of Nominal Composition*, Genève, ISSCO, p. 18-28.
- DUNNING, T. (1993). «Accurate Methods for the Statistics of Surprise and Coincidence», dans *Computational Linguistics*, 19(1), p. 61-74.
- FRANTZI, K. *et al.* (2000). «Automatic recognition of multi-word terms: the C-value/NC-value method», dans *International Journal on Digital Libraries*, 3(2), p. 115-130
- FRANTZI, K. T. et S. ANANIADOU (1997). «Automatic Term Recognition Using Contextual Cues», dans *Proceedings of the 3rd DELOS Workshop*, 8 p.
- GILLAM, L.; M. TARIQ et K. AHMAD (2005). «Terminology and the Construction of Ontology», dans *Terminology*, 11(1), p. 55-81.
- KAGEURA, K. (1999). «Theories "of" terminology : A quest for a framework for the study of term formation», dans *Terminology*, 5(1), p. 21-40.
- KAGEURA, K. (1995). «Toward the theoretical study of terms : A sketch from the linguistic viewpoint», dans *Terminology*, 2(2), p. 239-258.
- KNESER, R. et H. NEY (1995). «Improving backing-off for m-gram language modeling», *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*, vol 1, p. 181-184.
- KIT, C. (2002). «Corpus tools for retrieving and deriving termhood evidence», dans *5th East Asia Forum of Terminology*, p.69-80.
- LAFON, P. (1980). «Sur la variabilité de la fréquence des formes dans un corpus», dans *MOTS*, n° 1, p. 128-165.
- MAYNARD, D.G. and ANANIADOU, S. (2000) «Identifying Terms by Their Family and Friends», dans *COLING 2000*.
- NAKAGAWA, H. et Tatsunori MORI (2003). «Automatic term recognition based on statistics of compound nouns and their components», dans *Terminology*, (9)2, p. 221-246.
- OLF (1979). *Table ronde sur les problèmes du découpage du terme*, Montréal, Office de la langue française, 214 p.
- PASLARU B.E. et D. SCHLANGEN (2005). «Ontology Engineering for the Semantic Annotation of Medical Data», dans *4th Workshop on Web Semantics - DEXA2005*.
- PATRY, A. et P. LANGLAIS (2005) "Corpus-Based Terminology Extraction", in Proceedings of the 7th International Conference on Terminology and Knowledge Engineering, Copenhagen, Danemark, August 17-18, 2005 , pp. 313-321

PATRICK DROUIN, PHILIPPE LANGLAIS

- SAGER, J.C. (1990). *A Practical Course in Terminology Processing*, Amsterdam/Philadelphie, John Benjamins Publishing Company, 254 p.
- STOLCKE, A. (2002). "Srilm – an extensible language model toolkit, *International Conference on Spoken Language Processing*, Denver, Colorado.