

## Les ellipses dans un système de traduction automatique de la parole

Pierrette BOUILLON<sup>1</sup>, Manny RAYNER<sup>1,2</sup>  
Marianne STARLANDER<sup>1</sup>, Marianne SANTAHOLMA<sup>1</sup>

<sup>1</sup> University of Geneva, TIM/ISSCO

40, bvd du Pont-d'Arve, CH-1211 Geneva 4, Switzerland

<sup>2</sup> Powerset Inc, 475 Brannan Street, San Francisco, CA 94107, US

{Pierrette.Bouillon, Emmanuel.Rayner}@issco.unige.ch  
{Marianne.Starlander, Marianne.Santaholma}@eti.unige.ch

**Résumé.** Dans tout dialogue, les phrases elliptiques sont très nombreuses. Dans cet article, nous évaluons leur impact sur la reconnaissance et la traduction dans le système de traduction automatique de la parole MedSLT. La résolution des ellipses y est effectuée par une méthode robuste et portable, empruntée aux systèmes de dialogue homme-machine. Cette dernière exploite une représentation sémantique plate et combine des techniques linguistiques (pour construire la représentation) et basées sur les exemples (pour apprendre sur la base d'un corpus ce qu'est une ellipse bien formée dans un sous-domaine donné et comment la résoudre).

**Abstract.** Elliptical phrases are frequent in all genres of dialogue. In this paper, we describe an evaluation of the speech understanding component of the MedSLT medical speech translation system, which focusses on the contrast between system performance on elliptical phrases and full utterances. Ellipsis resolution in the system is handled by a robust and portable method, adapted from similar methods commonly used in spoken dialogue systems, which exploits the flat representation structures used. The resolution module combines linguistic methods, used to construct the representations, with an example-based approach to defining the space of well-formed ellipsis resolutions in a subdomain.

**Mots-clés :** traduction automatique de la parole, reconnaissance de la parole, ellipses, évaluation, traitement du dialogue, modèle du langage fondé sur les grammaire.

**Keywords:** speech recognition, speech translation, ellipsis, dialogue processing, grammar-based language modelling, evaluation.

## 1 Introduction

Dans tout dialogue, les phrases elliptiques sont très nombreuses et il semble important de pouvoir les traiter correctement (Fernandez & Ginzburg, 2002). Ceci est particulièrement vrai avec MedSLT, un système de traduction automatique de la parole dans le domaine médical. Celui-ci traduit des questions de diagnostic pour des patients étrangers, et ceci en anglais, français, japonais, espagnol, catalan et arabe (Bouillon *et al.*, 2005). Dans sa version unidirectionnelle (où le médecin pose essentiellement des questions de type oui-non auxquelles le patient répond

de manière non verbale), l'utilisation des ellipses permet en effet au docteur (M) d'éviter les répétitions et pallie ainsi la nécessité de poser des questions oui-non (1)<sup>1</sup> :

- (1) M : avez-vous mal sur le côté droit ?  
M : le côté gauche ?  
M : des deux côtés ?  
M : avez-vous ces douleurs depuis une semaine ?  
M : deux semaines ?  
M : plus de deux semaines ?

Dans la version bidirectionnelle (où le patient (P) répond aux questions du docteur), elle permet de simplifier la tâche. Si le système n'accepte que des réponses elliptiques, comme en (2), il devient en effet plus facile de prévoir les réponses du patient (il y a moins de variations stylistiques possibles avec des phrases courtes que complètes) et de le guider ensuite vers des phrases couvertes par le système.

- (2) M : do you have a fever ?  
P : un poco / mucho / sí treinta y nueve

L'utilisation des ellipses dans ce contexte particulier soulève cependant deux questions : (1) qu'en est-il de la reconnaissance des ellipses, par rapport aux phrases complètes ? et (2) est-il possible, avec les techniques actuelles, d'obtenir une traduction de qualité suffisante pour ce type d'application ? La première question n'a pas encore reçu beaucoup d'attention à notre connaissance. A priori, les ellipses devraient avoir des conséquences bénéfiques pour la reconnaissance. Du fait que les phrases sont plus courtes, celle-ci devrait prendre moins de temps ; elle devrait aussi être de meilleure qualité - on s'attend à avoir moins d'erreurs dans une phrase courte que longue. Mais on sait par ailleurs que les phrases et mots courts peuvent être difficiles à reconnaître, faute de contraintes syntaxiques et sémantiques venant du contexte. Il semble donc important de vérifier leur impact réel sur la reconnaissance. Pour la traduction, différentes approches sont envisageables. Dans un système général, il devrait être possible de traduire les ellipses mot à mot. Mais si la qualité est importante, comme dans le domaine médical, les problèmes seront très nombreux et on peut se demander jusqu'à quel point ce type de traduction restera compréhensible (Boitet *et al.*, 2002). Même pour des langues proches et dans un domaine limité comme le nôtre, la traduction des ellipses ne peut pas se faire sans contexte. Dans l'exemple (3), celui-ci conditionne l'accord de l'adjectif.

- (3) M : is the pain severe ?  
Trad : la douleur est-elle intense ?  
M : moderate  
Trad : modéré / modérée / modérées / modérés

Il est aussi indispensable pour que les règles de traduction puissent s'appliquer correctement. En (4), *for* doit être traduit par "depuis" si l'aspect de la phrase est perfectif.

- (4) M : have you had headaches for days ?  
Trad : avez vous mal depuis plusieurs jours ?  
M : for weeks  
Trad : pendant plusieurs semaines

En (5), le complément de lieu en anglais (*in your stomach*) devient le sujet de la phrase en espagnol, ce qui fait que la traduction de l'ellipse devrait changer de catégorie syntaxique ("in

---

<sup>1</sup>Tous les exemples de cet article sont directement repris des données collectées dans le cadre du projet MedSLT.

your head” (pp) → *la cabeza* (np)). Ce type de divergence est fréquent aussi quand on traduit vers des langues plus éloignées. En japonais par exemple, les ellipses adjectivales ou nominales relèvent de la langue familière et se traduisent plutôt par des phrases complètes comme en (6).

- (5) M : do you have a pain in your stomach ?  
Trad : le duele el estomago ?  
M : in your head  
Trad : en la cabeza ?
- (6) M : is the pain severe ?  
Trad : hageshii itami desu ka ? (sevère douleur est Q ?)  
M : moderate ?  
Trad : \*chuuteido / \*chuuteido no (modérée / modérée GEN)  
chuuteido no itami desu ka (modérée GEN douleur est Q)

Pour éviter la traduction mot à mot, une autre solution, à l’extrême opposé, consiste à effectuer une analyse profonde au niveau de la syntaxe et du discours, de manière à pouvoir traduire les ellipses en contexte. C’est l’optique choisie dans Verbmobil (Kipp *et al.*, 2000). On sait cependant que les différentes composantes sous-jacentes (mémoire du dialogue, processeur de plan et processeur de dialogue) sont très coûteuses et restent peu robustes et portables. Nous proposons donc plutôt une approche intermédiaire, possible elle aussi pour des domaines limités. Empruntée directement aux méthodes similaires traditionnellement utilisées en traitement de dialogue (par exemple, Ward & Issar, 1994) dans le contexte de ATIS), elle exploite des représentations sémantiques plates (Rayner *et al.*, 2005) et combine des techniques linguistiques (pour construire la représentation) et d’apprentissage (pour apprendre ce qu’est une ellipse bien formée dans un sous-domaine donné et comment la résoudre). Dans la suite, nous décrivons d’abord MedSLT, en focalisant sur les composantes qui nous intéressent ici, puis nous présentons la manière dont les ellipses y sont traitées. L’évaluation répond aux deux questions posées plus haut : quel est l’impact des ellipses sur la reconnaissance et la traduction ? Elle montre que l’architecture générale de MedSLT permet une intégration simple avec le contexte qui conduit à une traduction en contexte de qualité suffisante pour la tâche.

## 2 MedSLT

MedSLT est un système de traduction automatique de la parole (TAP) pour le diagnostic d’urgence de patients étrangers. Il permet à un docteur de poser des questions à un patient dans des domaines spécifiques, comme les maux de tête ou les douleurs abdominales, avec un vocabulaire d’approximativement 1000 à 1500 mots par domaine. En deux mots, MedSLT présente deux spécificités principales (Bouillon *et al.*, 2005). Contrairement aux autres applications de ce type où la reconnaissance est soit statistique (Seligman & Dillinger, 2006; Gao *et al.*, 2006), soit basée sur des grammaires ad hoc de bas niveau (Ehsani *et al.*, 2006), le modèle du langage pour la reconnaissance est compilé ici à partir de grammaires d’unification générales de la langue. Ceci se fait avec la plateforme Regulus, bâtie directement sur les outils vocaux de Nuance (Rayner *et al.*, 2006). Celle-ci permet de dériver toutes les grammaires du système à partir de la même grammaire générale. Pour ce faire, Regulus va d’abord spécialiser les grammaires générales par des méthodes d’apprentissage basées sur des corpus pour les rendre moins ambiguës et les plus spécifiques possibles pour un domaine et/ou une tâche donnés. Il compile ensuite les grammaires spécialisées pour les différentes tâches du système, à savoir : reconnais-

sance/analyse après conversion dans le format CFG requis par Nuance, puis génération. De là, découle la seconde spécificité. Comme ce type de reconnaissance donne surtout des résultats compétitifs pour les phrases couvertes par la grammaire, il s’agit d’une application contrôlée qui suppose que l’utilisateur pourra apprendre la couverture du système, de manière à en tirer le meilleur profit possible. Pour l’aider dans cette tâche, nous utilisons un système d’aide (Starlander *et al.*, 2005; Chatzichrisafis *et al.*, 2006). Au docteur, celui-ci propose, après chaque question, des phrases similaires, couvertes par le système, dont il pourra s’inspirer ; au patient, il donne des exemples de réponses possibles après chaque question. Pour dériver l’aide, le système repose un corpus de phrases préenregistrées avec des questions et les réponses liées. Pour les questions, le système fait en parallèle une reconnaissance statistique et compare ensuite le résultat de cette reconnaissance avec les phrases pré-enregistrées pour extraire les plus similaires (en termes de n-grammes). C’est ainsi que nous introduisons de la robustesse dans un système contrôlé ; pour les réponses, le système d’aide cherche dans le corpus la question la plus similaire à celle qui a été envoyée à la traduction et propose les réponses correspondantes. Une fois reconnue, la phrase est traduite, suivant la méthode interlingue. Dans notre approche, la même grammaire spécialisée est utilisée pour la reconnaissance et l’analyse, ce qui assure que chaque phrase reconnue recevra aussi une analyse. Regulus permet différents types de représentation (Rayner *et al.*, 2006), mais nous avons choisi ici d’exploiter la plus simple possible. Il s’agit d’une structure sémantique quasi plate, formée par concaténation de la sémantique des mots. Par exemple, “avez-vous mal à la tête quand vous buvez du café ?” sera représenté de la manière suivante :

```
[[sc, quand],
 [clause, [[pronoun, vous], [voice, active],
           [tense, present], [action, boire], [cause, café]],
 [path_proc, avoir], [pronoun, vous], [symptom, mal],
 [tense, present], [utterance_type, sentence],
 [voice, active], [locative_prep, à], [body_part, tête]]
```

Le même formalisme est aussi utilisé pour l’interlangue, qui est une version standardisée de la langue source. Nous avons déjà montré l’avantage de ces structures pour la traduction (Rayner *et al.*, 2005) et comment il est possible de dériver des grammaires spécialisées pour la génération qui évitent le problème de surgénération (Bouillon *et al.*, 2006). Dans la suite, nous verrons qu’elles constituent aussi un excellent point de départ pour le traitement des ellipses.

### 3 Le traitement des ellipses dans MedSLT

Dans MedSLT, les ellipses sont très productives. On y trouve non seulement des omissions, comme en (7), mais aussi des substitutions (Cf. (8)), où l’ellipse remplace une information déjà existante.

- (7) M : avez vous souvent des maux de tête ?  
 Trad : do you often have the headaches ?  
 M : **le soir**  
 Trad : do you often have the headaches **in the evening**

- (8) M : avez vous des maux de tête chaque jour ?  
Trad : do you have the headaches every day ?  
M : **plusieurs fois par jour**  
Trad : do you have the headaches **several times a day** ?

Différents types de substitution sont également possibles. Il est par exemple très courant de substituer deux éléments non interrogatifs au niveau de la question, comme en (8). Un élément non interrogatif peut aussi remplacer un élément interrogatif, au niveau de la question (9) ou de la réponse (10). L'algorithme de résolution devra donc être assez puissant pour traiter ces différents cas.

- (9) M : when did you visit the doctor ?  
Trad : cuándo ha consultado un médico ?  
M : **yesterday**  
Trad : ha consultado un médico **ayer** ?
- (10) M : when did you visit the doctor ?  
Trad : cuándo ha consultado un médico ?  
P : **ayer**  
Trad : i visited the doctor **yesterday**

Comme nous l'avons dit plus haut, nous ne nous appuyons pourtant pas ici sur une analyse profonde. Les représentations plates de MedSLT vont en effet nous permettre un traitement plus efficace et portable, directement adapté des systèmes traditionnels de dialogue homme-machine : comme les phrases elliptiques et leur contexte sont représentés dans des listes plates d'attributs-valeurs, nous pouvons considérer la résolution comme une forme de manipulation de listes d'attributs. Nous traitons ainsi l'**omission** comme une simple concaténation de listes et la **substitution** comme une substitution de listes d'éléments similaires. Pour ce faire, il nous faut cependant répondre à deux questions spécifiques à la TAP : (1) à quel niveau du flux de traitement devons-nous manipuler les listes ? et (2) surtout : comment déterminer les éléments substituables les uns aux autres dans la phrase elliptique et la phrase complète, de la manière la moins ad-hoc possible ?

La Figure 1 illustre le flux de traduction par interlangue dans MedSLT pour les deux phrases *does the pain radiate to your neck ? et the jaw ?* Pour résoudre la phrase elliptique et la traduire ensuite en contexte, il faut arriver à remplacer la sous-représentation [body\_part, neck] de la phrase complète (taggée [utterance\_type, ynq]), par [body\_part, jaw] qui se trouve dans la phrase elliptique (notée, [utterance\_type, phrase]). Dans cet exemple, il serait sans doute préférable de faire la substitution au niveau de l'interlangue. Cette dernière a l'avantage de ne plus contenir l'information sur le possessif ([possessive, your]) — les déterminants sont en général tellement mal reconnus que nous avons décidé de ne pas les faire figurer dans l'interlangue et de laisser au générateur le soin de choisir l'article le plus approprié sur la base de corpus (Cf. (Bouillon *et al.*, 2006)). Mais dans beaucoup de cas, la résolution au niveau de l'interlangue posera de nombreux problèmes, notamment quand elle ajoute des informations sémantiques. Par exemple, la phrase “la douleur est-elle aggravée par le chocolat” sera représentée au niveau de l'interlangue dans un sens paraphrasable par “la douleur augmente-t-elle quand vous mangez du chocolat”, ce qui rend ensuite la substitution impossible si l'ellipse fait appel à un autre verbe implicite. Nous proposons donc de faire la résolution avant le passage à l'interlangue, ce qui rend d'ailleurs compte du fait que l'ellipse est avant tout un phénomène syntaxique. Celle-ci se fait ainsi en deux étapes. D'abord, nous simplifions le résultat de l'analyse, en enlevant certains éléments, comme le possessif, dont nous

```

Source1 = "does the pain radiate to your neck"
Source Rep1 = [[body_part,neck], [possessive, your],
               [prep,to_loc], [secondary_symptom,pain],
               [state,radiate], [tense,present],
               [utterance_type,ynq]]
Interling1 = [[body_part,neck], [state,radiate], [symptom,pain],
              [tense,present], [utterance_type,ynq]]
Target Rep1 = [[body_part,nuque], [path_proc,irradier],
               [symptom,douleur], [tense,present],
               [utterance_type,sentence]]
Target1 = "la douleur irradie-t-elle la nuque"
Source2 = "the jaw"
Source Rep2 = [[body_part,jaw], [utterance_type,phrase]]
Interling2 = [[body_part,jaw], [utterance_type,phrase]]
Resolved2 = [[body_part,jaw], [state,radiate], [symptom,pain],
              [tense,present], [utterance_type,ynq]]
Target2 = "la douleur irradie-t-elle les machoires"

```

FIG. 1 – Flux de traduction dans MedSLT

venons de parler. C'est ensuite au niveau de cette seconde structure que se font les opérations d'ajout et de substitution. Pour déterminer les éléments substituables, nous exploitons le fait que les mots sont liés dans leur représentation à leur type ontologique (*body\_part*, *symptom*, etc.) : un élément peut dès lors se substituer à un autre s'il a le même type ou un type lié (hyponyme, hyperonyme, etc.). Pour appréhender ces éléments de la manière la plus robuste possible et indépendamment des changements dans le lexique ou la grammaire, nous utilisons une méthode d'apprentissage élémentaire. Nous constituons d'abord un corpus qui décrit chaque type d'ellipse possible (lieu, temps, etc.) avec des exemples, comme dans la Figure 2. Ceux-ci sont ensuite analysés par la grammaire, puis généralisés, de manière à extraire les patrons les plus généraux possibles qui ensemble définissent la bonne formation d'une classe d'ellipses. Ici, par exemple, sont généralisés les patrons repris dans la Figure 3. On voit que, en général, seul le type ontologique est gardé, mais pour les éléments interrogatifs, comme *where* ou *when*, nous conservons aussi la valeur de l'attribut de manière à pouvoir distinguer ces mots entre eux.

```

ellipsis_class(
    place_of_pain_np,
    ['the left angle of the ribs', 'the right lower chest',
     'the right chest', 'the front of the head',
     'both sides of the head',
     'both arms', 'the left side',
     'the chest', 'the side']).

```

FIG. 2 – Classe d'ellipses

Sur la base de ces informations, l'algorithme de résolution peut être très simple. Pour toute phrase identifiée comme elliptique par l'analyseur, le système va **d'abord** vérifier si une substitution est possible : chaque sous-représentation d'une phrase elliptique qui correspond à l'un des patrons peut se substituer à toute autre sous-représentation d'une phrase complète qui correspond à un patron de la même classe. Au cas où différentes substitutions sont possibles, le

```
compiled_ellipsis_class(  
  place_of_pain_np,  
  [[ [adj, _], [body_part, _], [part, _]],  
    [ [adj, _], [adj, _], [body_part, _]],  
    [ [adj, _], [body_part, _]], [ [body_part, _], [part, _]],  
    [ [body_part, _], [part, _], [spec, _]],  
    [ [body_part, _], [spec, _]], [ [adj, _], [part, _]],  
    [ [body_part, _]], [ [part, _]] ).
```

FIG. 3 – Généralisation des patrons à partir des exemples de la Figure 2

système choisit toujours la plus longue. **Ensuite**, si la substitution est impossible, le système considérera qu’il s’agit d’un ajout. Si un patron manque, le système fera donc erronément un ajout, mais nous verrons dans l’évaluation que ce cas se produit très rarement : la méthode est suffisamment robuste pour apprendre *a priori* des patrons assez généraux pour couvrir les domaines contrôlés de notre application.

## 4 Evaluation

Dans un premier temps, nous avons voulu vérifier l’impact des ellipses sur la reconnaissance. Nous avons constitué deux ensembles de questions couvertes par le système, avec les questions oui-non types pour les maux de tête. Le premier ensemble ne contient que des phrases complètes (11) ; dans le second, nous avons remplacé les phrases complètes par des phrases elliptiques, quand c’est possible (12). Chaque fichier contient 111 phrases.

- (11) avez vous mal quand vous toussiez ?  
avez vous mal quand vous mangez ?  
avez vous mal quand vous êtes stressé ?  
avez vous mal quand vous êtes fatigué ?
- (12) avez vous mal quand vous toussiez ?  
quand vous mangez ?  
quand vous êtes stressé ?  
fatigué ?

Nous avons ensuite demandé à sept personnes de lire successivement les deux séries de questions, puis nous avons mesuré la qualité de la reconnaissance. Pour ce faire, nous avons comparé le taux d’erreurs au niveau des mots (*WER*) et des phrases (*SER*). Comme nous savons ces mesures peu fiables (Wang *et al.*, 2003; Bouillon *et al.*, 2006), nous avons aussi calculé le taux d’erreurs sémantiques (*SemER*), c’est-à-dire le nombre de phrases où la reconnaissance ne préserve pas le sens. Elles correspondent aux phrases dont la rétro-traduction est correcte et qui seraient donc envoyées à la traduction par l’utilisateur. Les résultats sont repris dans le tableau 1. Ceux-ci nous semblent particulièrement intéressants. Les mesures traditionnelles (*WER* et *SER*) donnent l’impression que l’impact des ellipses est très négatif. Elles détérioreraient considérablement la reconnaissance : 11,5% d’erreurs au niveau des mots pour les ellipses versus 3,1% pour les phrases complètes. Mais si on regarde le *SemER*, les résultats ont tendance à s’inverser, dans le sens attendu : le taux d’erreurs sémantiques est **légèrement moins important** pour les

Sujets	Ellipses				Phrases complètes			
	WER	SER	SemER	Secs	WER	SER	SemER	Secs
AR	8,3%	22,4%	0,0%	2,0	1,8%	12,0%	1,3%	3,2
BR	14,3%	32,1%	3,8%	1,6	5,4%	27,3%	3,9%	2,5
CL	13,3%	28,2%	2,6%	2,0	2,0%	11,5%	1,3%	3,0
LA	13,8%	37,2%	0,0%	1,7	4,3%	21,8%	1,3%	2,6
LU	9,5%	25,6%	1,3%	1,8	2,7%	12,8%	3,8%	2,6
PI	10,0%	26,9%	2,6%	2,0	3,5%	21,8%	7,7%	2,8
SE	11,0%	26,9%	0,0%	2,0	2,3%	15,4%	0,0%	3,1
Moyen	11,5%	28,5%	1,5%	1,9	3,1%	17,5%	2,8%	2,8

TAB. 1 – Résultats de la reconnaissance avec des phrases complètes et elliptiques

ellipses que pour les phrases complètes (1,5% versus 2,8%) et ceci pour tous les locuteurs. Un examen des données explique cette différence entre le *WER* et *SemER* : la plupart des fautes faites lors de la reconnaissance des ellipses ne sont pas importantes pour la tâche. Il s’agit par exemple d’erreurs au niveau du nombre : le système reconnaît “occipitales” à la place “occipal”, faute de contexte. Mais comme cette information n’apparaît pas dans la représentation, cette erreur n’a aucune répercussion sur la traduction.

Nous pouvons donc tirer trois conclusions de cette évaluation : (1) Les mesures traditionnelles doivent être évitées, puisqu’elles peuvent conduire à de fausses conclusions ; (2) la longueur des phrases n’aurait finalement qu’une légère influence sur la reconnaissance (en tout cas quand cette dernière est basée sur des grammaires et qu’il s’agit de données lues). (3) L’impact des ellipses sur la reconnaissance est donc globalement positif, puisqu’elles diminuent aussi le temps de traitement (*Secs*) : 1,9 secondes de moyenne pour les ellipses versus 2,8 pour les phrases complètes. Mais peut-on obtenir une traduction en contexte de qualité suffisante avec l’algorithme présenté plus haut ?

Pour mesurer la qualité de l’algorithme de résolution, nous avons collecté pour la première fois des données avec le système bidirectionnel anglais-espagnol et nous avons évalué la qualité de la traduction des réponses elliptiques du patient en anglais. Dans cette expérience, l’un d’entre nous a joué le rôle du médecin. Le but était de voir si le patient souffrait ou pas d’une infection bactérienne à la gorge. Les patients étaient au nombre de six. Ils n’avaient jamais utilisé le système auparavant et avaient reçu une carte décrivant leurs symptômes. Nous avons ainsi collecté 47 réponses elliptiques en espagnol, considérées comme bien reconnues par le patient, sur un total de 92 réponses. Celles-ci sont peu nombreuses, mais sont pourtant représentatives : comme le système est contrôlé et dans un domaine très limité, nous n’aurions probablement pas obtenu plus de réponses différentes bien reconnues, en augmentant le nombre de patients. Parmi les réponses, 36/47 ont été jugées tout-à-fait intelligibles et fidèles par deux traducteurs et 3/47, OK. Une seule traduction (1/47) a échoué en raison de l’algorithme de résolution (Cf. exemple (11)), ce qui montre que les patrons appris sont assez généraux pour la tâche. Les autres erreurs se situent soit au niveau de la traduction (2/47), soit au niveau de l’interaction avec le système, par exemple le patient accepte parfois des phrases mal reconnues, ce qui donne des résultats erronés (3/47).



- (10) M : for how long have you had your sore throat ?  
P : desde hace más de una semana  
Trad : i have had a sore throat for more than one week  
M : what were the results ?  
P : negativo  
Trad : the results were negative  
M : have you seen a doctor for your sore throat ?  
P : sí el lunes  
Trad : i visited the doctor for my sore throat monday
- (11) M : have you been with anyone recently who has a strep throat ?  
P : si más de dos semanas  
Trad : i was in contact with someone more than two weeks  
recently who had strep throat

Une évaluation plus importante est en cours qui devrait compléter ces résultats. Il serait en effet intéressant de vérifier si ceux-ci restent les mêmes avec la version statistique du système et pour des données non-lues. Nous voudrions aussi établir quantitativement qu'une traduction en contexte améliore la tâche.

## 5 Conclusion

Dans cet article, nous avons montré qu'il est possible d'arriver à traiter adéquatement les ellipses dans un système de TAP, basé sur les grammaires. Comme celles-ci sont très naturelles dans le domaine et semblent avoir un impact positif sur la reconnaissance, il est en effet essentiel de pouvoir les traduire correctement en contexte pour en tirer le meilleur parti possible dans l'application. Pour ce faire, l'approche contrôlée de MedSLT rend possible l'utilisation d'algorithmes de résolution très peu coûteux qui permettent une traduction en contexte intelligible et fidèle. Nous avons ainsi clairement contribué à intégrer le contexte dans une architecture comme la nôtre et, de manière plus générale, dans les systèmes de TAP.

## Références

- BOITET C., BLANCHON H. & GUILBAUD J.-P. (2002). A way to integrate context processing in the MT component of spoken, task-oriented translation systems. In *Proc. MSC2000*, p. 83–87, Kyoto, Japan.
- BOUILLON P., RAYNER M., CHATZICHRISAFIS N., HOCKEY B., SANTAHOLMA M., STARLANDER M., NAKAO Y., KANZAKI K. & ISAHARA H. (2005). A generic multi-lingual open source platform for limited-domain medical speech translation. In *Proceedings of the 10th Conference of the European Association for Machine Translation (EAMT)*, p. 50–58, Budapest, Hungary.
- BOUILLON P., RAYNER M., VALL B. N., NAKAO Y., SANTAHOLMA M., STARLANDER M. & CHATZICHRISAFIS N. (2006). Une grammaire multilingue partagée pour la traduction automatique de la parole. In *Proceedings of TALN 2006*, Leuven, Belgium.
- CHATZICHRISAFIS N., BOUILLON P., RAYNER M., SANTAHOLMA M., STARLANDER M. & HOCKEY B. (2006). Evaluating task performance for a unidirectional controlled language

medical speech translation system. In *Proceedings of the HLT-NAACL International Workshop on Medical Speech Translation*, p. 9–16, New York.

EHSANI F., KINZEY J., MASTER D., LESEA K. & PARK H. (2006). Speech to speech translation for medical triage in Korean. In *Proceedings of the HLT-NAACL International Workshop on Medical Speech Translation*, p. 17–23, New York.

FERNANDEZ R. & GINZBURG J. (2002). Non-sentential utterances in dialogue : a corpus study. In *Proc. Third SIGdial Workshop on Discourse and Dialogue*, Philadelphia, PA.

GAO Y., ZHOU B., SARIKAYA R., AFIFY M., KUO H.-K., ZHU W.-Z., DENG Y., PROSSER C., ZHANG W. & BESACIER L. (2006). IBM MASTOR SYSTEM : Multilingual automatic speech-to-speech translator. In *Proceedings of the HLT-NAACL International Workshop on Medical Speech Translation*, p. 57–60, New York.

KIPP M., ALEXANDERSSON J., ENGEL R. & REITHINGER N. (2000). Dialog processing. In W. WAHLSTER, Ed., *Verbmobil : Foundations of Speech-to-Speech Translation*.

RAYNER M., BOUILLON P., SANTAHOLMA M. & NAKAO Y. (2005). Representational and architectural issues in a limited-domain medical speech translator. In *Proceedings of TALN 2005*, p. 163–172, Dourdan, France.

RAYNER M., HOCKEY B. & BOUILLON P. (2006). *Putting Linguistics into Speech Recognition : The Regulus Grammar Compiler*. Chicago : CSLI Press.

SELIGMAN M. & DILLINGER M. (2006). Usability issues in an interactive speech-to-speech translation system for healthcare. In *Proceedings of the HLT-NAACL International Workshop on Medical Speech Translation*, p. 1–8, New York.

STARLANDER M., BOUILLON P., CHATZICHRISAFIS N., SANTAHOLMA M., RAYNER M., HOCKEY B., ISAHARA H., KANZAKI K. & NAKAO Y. (2005). Practising controlled language through a help system integrated into the medical speech translation system (MedSLT). In *Proceedings of MT Summit X*, Phuket, Thailand.

WANG Y.-Y., ACERO A. & CHELBA C. (2003). Is Word Error Rate a good indicator for spoken language understanding accuracy. In *Proceedings of Eurospeech 2003*, p. 609–612, Geneva, Switzerland.

WARD W. & ISSAR S. (1994). Recent improvements in the CMU ATIS system. In *Proceedings of the ARPA Human System Technology Workshop*, p. 213–216.