

## Peut-on bien chunker avec de mauvaises étiquettes POS ?

Isabelle Tellier<sup>1,2</sup>, Iris Eshkol-Taravella<sup>3,4</sup>, Yoann Dupont<sup>3</sup>, Ilaine Wang<sup>3</sup>  
(1) université Paris 3 – Sorbonne Nouvelle (2) Lattice, UMR 8094,  
(3) université d'Orléans (4) LLL, UMR 7270

iris.eshkol@univ-orleans.fr, isabelle.tellier@univ-paris3.fr,  
yoann.dupont@etu.univ-paris3.fr, i.wang@u-paris10.fr

**Résumé.** Dans cet article, nous testons deux approches distinctes pour chunker un corpus oral transcrit, en cherchant à minimiser les étapes de correction manuelle. Nous ré-utilisons tout d'abord un chunker appris sur des données écrites, puis nous tentons de ré-apprendre un chunker spécifique de l'oral à partir de données annotées et corrigées manuellement, mais en faible quantité. L'objectif est d'atteindre les meilleurs résultats possibles pour le chunker en se passant autant que possible de la correction manuelle des étiquettes POS. Nos expériences montrent qu'il est possible d'apprendre un nouveau chunker performant pour l'oral à partir d'un corpus de référence annoté de petite taille, sans intervention sur les étiquettes POS.

**Abstract.** In this paper, we test two distinct approaches to chunk transcribed oral data, trying to minimize the phases of manual correction. First, we use an existing chunker, learned from written texts, then we try to learn a new specific chunker from a small amount of manually corrected labeled oral data. The purpose is to reach the best possible results for the chunker with as few manual corrections of the POS labels as possible. Our experiments show that it is possible to learn a new effective chunker for oral data from a labeled reference corpus of small size, without any manual correction of POS labels

**Mots-clés :** chunker, étiquetage POS, apprentissage automatique, corpus oral, disfluences

**Keywords:** chunker, POS labeling, machine learning, oral corpus, disfluencies

### 1 Introduction

Nous nous intéressons dans cet article au processus de *segmentation* de textes en chunks, c'est-à-dire en constituants continus non-récursifs (Abney, 1991). La tâche de chunking vise en effet à identifier la structure syntaxique superficielle d'un énoncé, c'est-à-dire à reconnaître ses constituants minimaux, sans pour autant spécifier leur structure interne ni leur fonction syntaxique. Elle s'appuie sur un étiquetage morpho-syntaxique (ou POS) préalable, donnant ainsi lieu à une séquence d'annotations successives.

Plusieurs stratégies sont possibles pour construire un chunker. L'apprentissage automatique supervisé est particulièrement performant sur cette tâche (Sha et Pereira, 2003), surtout si l'étiquetage POS sur lequel il repose est de bonne qualité. Mais le résultat d'un processus d'apprentissage n'est pas toujours adapté à des textes différant sensiblement de ceux ayant servi à apprendre. Nous supposons être dans la situation suivante : nous disposons d'un étiqueteur POS et d'un chunker appris à partir d'une assez grande quantité de données annotées (les données sources), homogènes en termes de style. Nous souhaitons maintenant chunker des textes nouveaux (les données cibles), initialement non annotés, présentant de grandes différences de style avec les données sources. En particulier, l'annotation POS produite sur les données cibles par le modèle résultant de l'apprentissage sur les données sources n'est pas de bonne qualité, mais nous ne souhaitons pas consacrer du temps à apprendre un nouvel étiqueteur morpho-syntaxique spécifique pour le corpus cible. Dans ce cas, est-il utile de corriger manuellement les étiquettes POS du

corpus cible pour faciliter la tâche au chunker qui opère sur elles, ou vaut-il mieux se concentrer sur le seul niveau du chunking ? C'est la principale question que nous abordons dans cet article.

Dans le cas exploré ici, les données sources sont des textes journalistiques, et les données cibles des transcriptions de l'oral. L'oral se caractérise par des phénomènes linguistiques qui lui sont propres, regroupés sous l'appellation générale de *disfluences*, qui compliquent son annotation et son chunking. L'intérêt du chunking de l'oral est pourtant indéniable : il représente un degré d'analyse adapté pour certains énoncés où l'on constate des libertés prises par rapport à une syntaxe standard. Il a par exemple été montré que les chunks sont le lieu de réalisation privilégié des réparations à l'oral (Blanche-Benveniste C., 1997 : 47).

Notre objectif est donc de chunker le mieux possible nos données orales cibles, en minimisant l'intervention manuelle. Nous souhaitons notamment voir s'il est possible d'acquérir un chunker de l'oral de bonne qualité à partir de peu de données annotées, sans pour autant apprendre un étiqueteur POS spécifique. Apprendre un chunker est en effet moins coûteux qu'apprendre un étiqueteur POS car la variabilité des données servant d'appui (les étiquettes POS dans un cas, les mots dans l'autre) est moindre. Une situation similaire peut survenir dans d'autres contextes, par exemple pour adapter un reconnaiseur d'entités nommées (lui aussi largement fondé sur un étiquetage POS préalable) acquis sur des textes écrits à des données orales. Et la même problématique d'adaptation se pose aussi si, au lieu que ce soit la modalité (écrit/oral) qui change entre les données sources et cibles, c'est leur domaine, leur genre, voire leur langue.

L'article suit la structure suivante. Tout d'abord, nous évoquons la tâche de chunking, ses spécificités dans le cas de l'oral ainsi que les corpus source et cible à notre disposition : le corpus annoté de textes écrits (French Treebank) de Paris 7 et un extrait du corpus oral transcrit ESLO 1 (section 2). Nous décrivons ensuite (en section 3) les différents chunkers utilisés : ils proviennent tous de la même technique d'apprentissage automatique supervisée, mais partant de données annotées différentes. Nous exposons enfin dans la dernière partie (la section 4) les résultats de diverses stratégies utilisées pour chunker les données orales transcrites, nécessitant différents degrés de corrections manuelles.

## 2 La tâche et les données

### 2.1 Chunking des données orales transcrites

Les chunkers, aussi appelés « shallow parsers », sont bien adaptés aux données orales transcrites, dont les énoncés ne sont pas souvent « finalisés ». Deux problèmes majeurs se posent aux outils annotant l'oral : les disfluences, qui rompent la linéarité du discours, et le manque de ponctuation dans les transcriptions. Pour (Dister, 2007), les disfluences sont les « marques typiques des énoncés en cours d'élaboration » qui « constituent un piétinement sur l'axe syntagmatique de l'énoncé et [...] nécessitent d'être prises en compte par le système d'étiquetage. ». Les disfluences typiques sont les suivantes (extraits du corpus ESLO, décrit plus loin) :

- les hésitations : *madame euh comment vous faites une omelette*
- les faux-départs : *il va y avoir encore des encore mais*
- les répétitions : *le le*
- les autocorrections : *juste après le la fin du premier cycle*
- les reformulations : *on fait ce que l'on appelle un carton c'est-à-dire le le ce dessin-là agrandi*
- les amorces : *vous v- vous êtes in- institutrice*
- etc.

Elles représentent un vrai problème pour l'analyse automatique de l'oral (Adda-Decker et al., 2003, Antoine et al., 2003, Benzitoun, 2004, Valli et Véronis 1999) et réduisent considérablement les performances des outils construits pour l'écrit standard. Nos propres expériences confirmeront ce constat (cf. section 4.1). La notion de phrase, essentiellement graphique, a rapidement été abandonnée par les linguistes qui s'intéressent à l'oral ; les transcriptions ne sont donc en général pas ponctuées pour éviter l'anticipation de l'interprétation (Blanche-Benveniste, Jeanjean, 1987).

Il existe des solutions spécifiques pour le chunking du français transcrit :

- (Blanc et al., 2008, 2010) ont essayé d'annoter un corpus oral français en « super-chunks » (chunks contenant les multi-mots complexes), en appliquant des cascades de transducteurs utilisant des ressources lexicales et syntaxiques. Le processus est fondé sur une étape de prétraitement des données consistant dans le reformatage et l'étiquetage des disfluences. Une approche similaire a été adoptée par (Valli et Véronis 1999) pour l'étiquetage morphosyntaxique de l'oral.
- (Antoine et al., 2008) ont proposé une autre stratégie incluant une étape de post-correction pour traiter les erreurs liées aux disfluences.

Suite à (Blanche-Benveniste, 2005), nous considérons quant à nous que les phénomènes de disfluences doivent être inclus *dans* l'analyse linguistique, même s'ils exigent des traitements spécifiques. Pour faire face aux données réelles et éviter les programmes *ad hoc* écrits à la main, nous privilégions les techniques issues de l'apprentissage automatique.

## 2.2 Le French TreeBank (FTB) et ses étiquettes

Le premier corpus dont nous devons tenir compte, notamment parce qu'il a fixé les jeux d'étiquettes que nous utilisons (aussi bien au niveau des POS qu'à celui des chunks), est le FTB (le French TreeBank)<sup>1</sup>. Il s'agit d'un corpus de phrases écrites syntaxiquement analysées qui peut être facilement transformé en phrases annotées en POS et en chunks (Abeillé et al., 2003). Le jeu réduit de 30 étiquettes POS est décrit dans (Crabbé et Candito 2008). Les six types de chunks extraits de ces données, avec les étiquettes POS correspondant à leur tête, sont les suivants :

- les groupes nominaux ou *NP* (incluant *CLO, CLR, CLS, NC, NPP, PRO, PROREL, PROWH* : notons que les pronoms sont ici considérés comme des chunks nominaux autonomes et pas inclus dans les noyaux verbaux) ;
- les groupes verbaux ou *VN*, incluant les formes interrogatives, infinitives et modales (*V, VIMP, VINFL, VPP, VPR, VS*) ;
- les groupes prépositionnels ou *PP*, incluant les groupes nominaux introduits par une préposition (*P, P+D, P+PRO*) ;
- les groupes adjectivaux ou *AP*, incluant les éventuels adverbes modificateurs d'adjectifs (*ADJ, ADJWH*) ;
- les groupes adverbiaux ou *AdP*, incluant les modificateurs de phrases (*ADV, ADVWH, I*) ;
- les groupes de conjonction ou *CONJ* (*CC, CS*).

## 2.3 ESLO 1

Le deuxième corpus utilisé est un tout petit extrait du corpus oral transcrit ESLO 1 (Enquête Sociolinguistique d'Orléans)<sup>2</sup> (Eshkol-Taravella et al. 2012) constitué de 8093 mots correspondant à 852 tours de parole (3 entretiens face-à-face). Les conventions de transcription dans ESLO respectent deux principes : l'adoption de l'orthographe standard et le non-recours à la ponctuation de l'écrit. Les marques typographiques comme le point, la virgule, le point d'exclamation ou encore la majuscule en début d'énoncé sont absentes. La segmentation a été faite soit sur une unité intuitive de type « groupe de souffle » repérée par le transcripteur humain, soit sur un « tour de parole », défini simplement par le changement de locuteur. Les données traitées dans le cadre de ce travail correspondent au corpus transcrit brut non annoté et non lemmatisé.

# 3 Etiqueteur et chunkers utilisés

## 3.1 SEM, un étiqueteur-chunker appris sur le FTB

L'outil d'annotation utilisé dans un premier temps est SEM<sup>3</sup> (Tellier et al., 2012), un segmenteur-étiqueteur capable d'enchaîner plusieurs annotations successives. SEM est spécialisé dans l'analyse des textes écrits, puisqu'il a été appris

<sup>1</sup> <http://www.llf.cnrs.fr/Gens/Abeille/French-Treebank-fr.php>

<sup>2</sup> <http://eslo.tge-adonis.fr/>

<sup>3</sup> <http://www.lattice.cnrs.fr/sites/itellier/SEM.html>

uniquement à partir du FTB, et ses étiquettes sont donc celles présentées précédemment. Il permet soit de chunker un texte déjà annoté en POS, soit d'enchaîner « annotation POS + chunks » sur du texte brut. Nous exploiterons par la suite ces deux usages distincts.

SEM a été appris à l'aide d'un CRF (Conditional Random Fields) linéaire (Lafferty et al. 2001), implémenté dans le logiciel Wapiti<sup>4</sup> (Lavergne et al. 2010). Pour l'étiquetage en POS, SEM utilise une ressource extérieure : le LeFFF (Lexique des Formes Fléchies du Français) (Sagot 2010) intégré dans les données sous la forme d'attributs booléens. Pour le chunker, le modèle CRF s'appuie à la fois sur l'étiquetage POS et sur les tokens initiaux.

Le découpage en chunks est traduit par une annotation qui suit le format standard *BIO* (*B* pour Beginning, *I* pour In, *O* pour Out). Avec SEM, chaque mot (ou token) du corpus reçoit donc, outre son étiquette POS, une étiquette qui est la concaténation du type de chunk dont il fait partie et d'une étiquette (*B* ou *I*) qui indique la position qu'il y occupe.

### 3.2 Technique d'apprentissage de nouveaux chunkers

Nous ne chercherons pas à apprendre un nouvel étiqueteur POS spécifique de l'oral mais plutôt, dans certaines expériences à apprendre un nouveau chunker à partir de données orales annotées à la fois en POS et en chunks. Pour apprendre ce nouveau chunker (en fait, il y en aura plusieurs, suivant la nature des étiquettes utilisées), nous utiliserons, comme cela avait été fait pour apprendre SEM, des CRF linéaires.

Les CRF sont des modèles graphiques probabilistes non dirigés, discriminants et particulièrement efficaces pour la prédiction d'étiquettes. Dans le cas des modèles linéaires, ils cherchent la meilleure séquence d'étiquettes  $y$  à associer à la séquence de données d'entrée  $x$ , en maximisant une probabilité  $P(y|x)$ . La probabilité  $P(y|x)$  s'exprime dans un CRF par une combinaison pondérée (les poids étant les paramètres de l'apprentissage) de fonctions caractéristiques (ou features), qui caractérisent des configurations locales de données et d'étiquettes. Pour définir l'ensemble des features de son modèle, l'utilisateur d'un programme comme Wapiti spécifie des patrons (ou templates) : sortes d'expressions régulières pouvant faire intervenir n'importe quelle propriété des données d'entrée, et une (dans le cas des patrons unigrammes) ou deux (patrons bigrammes) étiquettes successives. Les patrons seront instanciés sur l'ensemble d'apprentissage, constitué de couples  $(x, y)$ , en autant de features que de positions où ils peuvent s'appliquer.

Dans le cas de l'apprentissage d'un chunker, les données d'entrée  $x$  sont constituées des séquences de tokens (ou mots) du texte et des étiquettes POS associées, la suite des étiquettes cibles  $y$  est constituée des différents types de chunks associés à *B* ou *I*. Les patrons que nous utiliserons pour apprendre ce(s) nouveau(x) chunker(s) ont été copiés sur ceux utilisés pour l'apprentissage de SEM, et seront toujours les mêmes pour chaque expérience. Ils figurent dans la Table 1 :

Attribut	Fenêtre sur $x$	Type de feature sur $y$
token	$[-2, 0]$	unigramme
POS	$[-2, 1]$	unigramme et bigramme
Couple de POS	$\{-2, 0\}$ et $\{-1, 0\}$	unigramme

TABLE 1 : spécification des patrons (templates) définissant les features des modèles CRF de chunking

## 4 Deux séries d'expériences

Nous décrivons dans cette section les deux séries d'expériences réalisées avec le corpus oral transcrit et les résultats obtenus. La Table 2 montre l'annotation du même exemple extrait d'ESLO 1 par différents processus, qui incluent (en gras : colonnes III, IV et V) ou non (colonne II) une phase de correction manuelle. Les corrections manuelles ont toutes été assurées par une unique personne experte. Les différentes colonnes de ce tableau serviront soit de données d'entrée

<sup>4</sup> <http://wapiti.limsi.fr>

soit de données de référence à nos différentes expériences. Leurs contenus seront décrits en détail au fur et à mesure que nous les présenterons. Pour nos évaluations, deux chunks seront considérés comme égaux lorsqu'ils partagent exactement les mêmes frontières et le même type. Nous évaluerons les résultats du chunking avec la micro-évaluation des F-mesures des différents chunks (moyenne des F-mesures de ces chunks pondérées par leurs effectifs) et leur macro-évaluation (moyenne sans pondération des F-mesures). Notons que sur le FTB, en validation croisée à 10 plis, SEM a été évalué avec une exactitude 97,33% pour l'étiquetage en POS, une micro-évaluation de 97,53 et une macro-évaluation de 90,4 pour le chunker. Les Tables 3 et 5 (en fin d'article) donnent respectivement les proportions des différents types de chunks et la synthèse de l'ensemble de nos résultats.

<b>I</b>	<b>II</b>	<b>III</b>	<b>IV</b>	<b>V</b>
Tokens	POS proposés par SEM	POS corrigés à la main	Chunks « type FTB » corrects	Chunks adaptés à l'oral corrects
<i>euh</i>	<i>DET</i>	<i>I</i>	<i>AdP-B</i>	<i>IntP-B</i>
<i>l-</i>	<i>DET</i>	<i>UNKNOWN</i>	<i>AdP-B</i>	<i>UNK-B</i>
<i>dans</i>	<i>P</i>	<i>P</i>	<i>PP-B</i>	<i>PP-B</i>
<i>ma</i>	<i>DET</i>	<i>DET</i>	<i>PP-I</i>	<i>PP-I</i>
<i>classe</i>	<i>NC</i>	<i>NC</i>	<i>PP-I</i>	<i>PP-I</i>

TABLE 2 : les différentes données d'entrée/de référence utilisées

## 4.1 Première approche : utilisation d'un chunker appris sur l'écrit

### 4.1.1 Utilisation directe de SEM

Le premier test consiste à appliquer SEM, sans aucune adaptation ni ré-apprentissage, sur les données transcrites cibles de l'oral. SEM est utilisé sur le texte brut, et produit en cascade l'étiquetage en POS et celui correspondant au chunking. Dans la Table 2, cela correspond à prendre comme données d'entrée pour le POS la colonne **I** (les tokens), et comme données d'entrée pour le chunker les colonnes **I** et **II** (les étiquettes POS fournies par SEM sur ESLO 1).

Pour évaluer la qualité du chunking produit par SEM sur l'oral, il faut constituer un corpus de référence en corrigeant l'annotation en chunks proposée par SEM sur l'extrait d'ESLO 1, avec les étiquettes qu'il utilise (colonne **IV** dans la Table 2). Découper en chunks la transcription de l'oral pose des problèmes spécifiques, à cause, entre autres, des disfluences. Nous explicitons ici les choix faits pour cette correction manuelle.

L'exemple de l'énoncé annoté dans la Table 2 (*euh l- dans ma classe*) montre bien le type de difficultés rencontrées. Les *euh* d'hésitation, ne pouvant pas être une tête de chunk, constituent des chunks adverbiaux (*AdP*). Cette décision concerne également les interjections (d'étiquette POS *I*) comme dans l'exemple ci-dessous :

(on/CLS)NP (peut/V)VN (commencer/VINF)VN (**bon/I**)AdP (alors/I)AdP

Les faux départs et les amorces (comme *l-* dans l'exemple de la Table 2), quand ils sont impossibles à interpréter, font également partie de chunks adverbiaux (*AdP*). Dans les cas où une interprétation est possible, l'annotation se fait selon le contexte. Dans l'exemple :

(vous/PRO)NP (êtes/V)VN (**in-/NC**)NP (institutrice/NC)NP

l'amorce *in-* semble correspondre exactement au début du mot suivant *institutrice*, elle est donc annotée en tant que nom commun (*NC*) et forme par conséquent un chunk nominal autonome (*NP*). Dans l'exemple suivant :

(chez/P vous/PRO)PP (chez/P v-/PRO)PP

la répétition de la même préposition *chez* et l'équivalence entre l'amorce *v-* et le début du pronom *vous*, laisse supposer qu'il s'agit de la répétition du même groupe prépositionnel.

Les répétitions de type « faits de parole », font partie des disfluences de l'oral (contrairement aux « faits de langue » où la répétition est due à la syntaxe (Henry, 2005)). Deux possibilités se présentent alors pour le chunking :

- Si l'élément répété est la tête du groupe syntaxique, il est nécessaire de distinguer deux chunks, car un chunk ne peut pas contenir deux têtes distinctes :

*(et/CC)CONJ (et/CC)CONJ (elle/CLS)NP (me/CLO)NP (disait/V)VN*

- Si la répétition ne porte pas sur une tête, les deux éléments appartiennent au même chunk :

*(la/DET la/DET belle/ADJ jeune/ADJ fille/NC)NP*

Le chunking produit par SEM sans aucune adaptation est évalué relativement à cette référence avec une micro-précision de 77,24 et une macro-précision de 76. Plus de 20 points de F-mesure en moyenne (micro-average) sont donc perdus en appliquant un programme appris avec des textes écrits sources sur des données transcrites de l'oral. Ce mauvais résultat est le point de départ de différentes tentatives d'amélioration. L'objectif des expériences qui suivent est de corriger le minimum de données manuellement pour améliorer au maximum les performances du chunker.

#### 4.1.2 Utilisation de SEM après correction de l'étiquetage POS

Le chunking précédent était appliqué en cascade après un étiquetage POS du corpus qui était lui-même sans doute médiocre. La première idée pour améliorer le chunking est donc de corriger manuellement l'étiquetage POS de l'oral avant de lui appliquer la phase de chunking. Ce processus a permis par la même occasion d'évaluer la qualité de l'étiquetage POS de SEM sur l'oral : son exactitude atteint 80,98%, soit 17% de moins environ que sur des données similaires à celles qui ont servi à apprendre. La fonction « chunker seul » de SEM peut ensuite s'appliquer sur le corpus avec des étiquettes POS corrigées à la main (les colonnes **I** et **III**).

Pour corriger les étiquettes POS, certaines conventions ont été adoptées concernant les disfluences de l'oral (voir les colonnes **II** : les étiquettes POS annotées par SEM et **III** : les étiquettes POS corrigées selon les conventions établies). Les faux départs et les amorces (comme *l-* dans l'exemple de la Table 2) ont reçu une étiquette (*UNKNOWN*) qui correspond aux mots étrangers et aux néologismes dans le FTB. Les marqueurs discursifs ainsi que les *eah* d'hésitation ont été étiquetés en tant qu'interjection (*I*). C'est, parmi les étiquettes disponibles dans SEM, celle qui correspond le mieux à ces unités caractéristiques de l'oral.

La correction des erreurs de l'étiquetage POS porte surtout sur les différences entre l'écrit et l'oral. Par exemple, la forme *bon* est utilisée en tant qu'adjectif dans 99% des cas dans le FTB, alors qu'elle est beaucoup plus fréquente dans le corpus oral en tant qu'interjection (83%).

La nouvelle micro-average du chunker est maintenant de 87,74 alors que sa nouvelle macro-average est de 88,43. Ces résultats sont en quelque sorte à mi-chemin des précédents : à peu près la moitié des erreurs de chunking sur l'oral peut donc être imputée à des erreurs d'étiquetage POS.

## 4.2 Deuxième approche : Apprentissage d'un chunker spécifique de l'oral

La deuxième approche consiste à apprendre un nouveau chunker à partir du seul corpus extrait d'ESLO 1, en tenant compte autant que possible des spécificités de l'oral. Nous avons choisi de ne pas ré-apprendre un étiqueteur POS spécifique sur les données cibles (ni à en appliquer un autre que SEM), pour nous concentrer sur la phase de chunking. Tant qu'à ré-apprendre un nouveau chunker, nous en avons aussi profité pour définir un jeu de chunks adapté.

### 4.2.1 Modification des étiquettes de chunks

Pour tenir compte des spécificités de l'oral, nous avons choisi d'ajouter deux types de chunks nouveaux qui lui sont propres (voir la colonne **V** du Table 2). La liste des chunks a ainsi été élargie par deux nouveaux venus :

- chunk *UNKNOWN*

L'étiquette *UNKNOWN* existe dans le jeu d'étiquettes POS du FTB, où elle est attribuée aux mots étrangers. Nous l'avons utilisée aussi pour désigner les chunks correspondant aux erreurs de transcriptions, aux faux départs ou aux amorces dont l'interprétation est impossible. Dans notre exemple de la Table 2, la forme *l-* est difficile à comprendre.

S'agit-il d'un pronom, d'un déterminant ou d'une amorce ? L'étiquette *UNKNOWN*, déjà choisie pour cette forme au niveau POS, est donc étendue dans ce cas au chunk.

- chunk d'interjection (*IntP*)

Nous avons déjà signalé le problème que posent les marqueurs discursifs et les *eah* d'hésitation qui ont été classés, faute d'avoir une autre étiquette davantage adaptée dans SEM, dans les chunks adverbiaux. L'ajout d'un nouveau chunk *IntP* (chunk interjection) destiné à accueillir tous ces phénomènes, résout (au moins partiellement) ce problème :

(*des/DET idées/NC laïques/ADJ*)NP (*quoi/I*) *IntP*

Cependant, lorsque les interjections se trouvent à l'intérieur d'un groupe syntaxique, ils s'intègrent dans le chunk correspondant :

- (*l'/DET école/NC euh/I publique/ADJ*)NP
- (*des/DET hm/I inconvénients/NC*)NP

Dans les deux exemples ci-dessus, le *eah* d'hésitation et l'interjection *hm* appartiennent à un chunk nominal.

Ce nouvel étiquetage en chunks a été manuellement validé sur nos données ESLO (colonne **V** de la Table 2), et constitue la nouvelle référence grâce à laquelle nous allons à la fois apprendre et évaluer notre nouveau chunker.

#### 4.2.2 Apprentissage et test avec les étiquettes POS corrigées

La première expérience consiste à apprendre un chunker à partir des données cibles annotées en POS corrigées (la colonne **III** de la Table 2) et des chunks adaptés à l'oral (la colonne **V**). Un protocole de validation croisée à 10 plis a été utilisé pour évaluer la qualité du chunker ainsi obtenu, quand il est appliqué à des données de nouveau parfaitement annotées en POS. La micro-évaluation des F-mesures atteint alors 96,65 alors que leur macro-évaluation vaut 96,08. Les résultats se sont donc significativement améliorés, et rejoignent ceux qui avaient été constatés pour SEM sur FTB.

Si on observe de plus près les F-mesures des différents types de chunks, en comparaison avec les expériences précédentes, on constate une forte progression de l'annotation des chunks adverbiaux (*AdP*). Ces chunks sont très nombreux dans notre corpus au cours des premières expériences, car ils regroupent les adverbes, les marqueurs discursifs, les *eah* d'hésitation et les interjections. L'introduction d'un nouveau chunk (*IntP*) annotant ces différents phénomènes (sauf les adverbes) a considérablement réduit le nombre de chunks adverbiaux dans le corpus de référence, ce qui modifie significativement leur F-mesure. Lors de ces premières expériences, la F-mesure du chunk (*AdP*) varie entre 58,14 (avec les POS non corrigées) et 71,87 (avec les POS corrigées). Désormais, la F-mesure atteint 95,76 pour le chunk (*AdP*) et 99,4 pour le chunk (*IntP*). L'apprentissage a donc bien réussi à distinguer les deux types de chunks.

Les erreurs constatées concernent souvent des « exceptions » aux règles générales. C'est le cas des verbes qui forment d'habitude un chunk verbal (*VN*) sauf quand ils suivent une préposition. Ainsi, dans l'exemple ci-dessous, le verbe est annoté comme la tête d'un chunk verbal :

(*à/P*)PP (*me/CLR*)B-NP (*marier/VINF*)B-VN

alors qu'il fait partie ici d'un chunk prépositionnel (*PP*) :

(*à/P me/CLR marier/VINF*)PP

Les cas où les interjections et les marqueurs formant généralement un chunk (*IntP*) sont inclus dans un autre chunk posent aussi problème. Le chunker appris propose :

(*l'/DET école/NC*)NP (*eah/I*) *IntP* (*publique/ADJ*)AP

à la place de :



(l'/DET école/NC **eu**h/I publique/ADJ)NP

Enfin, en cas de répétition de deux étiquettes morphosyntaxiques, le chunker inclut parfois les deux mots dans le même chunk, violant ainsi la contrainte qui voudrait que chaque chunk ne devrait contenir qu'une seule tête. Il annote ainsi :

(et/CC parce\_que/CS)CONJ

(ils/CLS)NP (réfléchissaient/V pensaient/V)VN (beaucoup/ADV)AdP

à la place de

(et/CC)CONJ (parce\_que/CS)CONJ

(ils/CLS)NP (réfléchissaient/V)VN (pensaient/V)VN (beaucoup/ADV)AdP

Mais les très bons résultats de ce nouveau chunker ne sont atteints que sur des données qui ont elles-mêmes reçu un étiquetage POS parfaitement correct. Or, aucun étiqueteur POS de l'oral n'ayant été appris, notre nouveau chunker risque de voir ses performances se dégrader significativement en situation réelle, c'est-à-dire avec de mauvaises étiquettes POS. Pour quantifier ce problème et essayer d'y remédier, nous avons mené deux nouvelles expériences qui ne font pas l'hypothèse de disposer d'un étiquetage POS corrigé lors de la phase *d'utilisation* du chunker.

#### 4.2.3 Apprentissage avec les étiquettes POS corrigées, test sur les étiquettes non corrigées

La deuxième expérience de cette série vise à évaluer la dégradation de performance subie quand le chunker appris sur des étiquettes POS corrigées (colonnes **III** et **V**) est utilisé sur des données avec des étiquettes POS non corrigées (colonne **II**). Etant donné le faible volume de données dont nous disposons, nous avons pour cela reconduit l'expérience précédente en validation croisée à 10 plis, en prenant soin lors de chaque étape de respecter le protocole suivant :

- l'apprentissage est réalisé à l'aide des colonnes **I**, **III** et **V**
- le chunker appris est appliqué en test sur les colonnes **I** et **II**
- le résultat obtenu est comparé à la colonne de référence **V**

Nous obtenons ainsi une micro-averages des F-mesure de 73,81, et une macro-averages de 59,62, ce qui représente une grosse dégradation (cf. les détails des valeurs des différents chunks dans la Table 3). Les performances sont particulièrement mauvaises pour le nouveau type de chunk *IntP*, car très peu d'étiquettes POS *I* sont correctement attribuées par SEM dans ESLO 1. En effet, dans le FTB, les seules interjections présentes correspondent à des phrases d'un seul mot suivi d'une ponctuation. Or ESLO 1 ne contient pas de ponctuation, et cet indice n'aide donc en rien le chunker. La plupart des interjections de ESLO 1 comme *bon*, *bien*, *enfin*, *alors*, *etc.* sont étiquetées par SEM comme des adverbes ou des adjectifs lors de l'étiquetage POS. Le nouveau chunker appris les rattache alors à un chunk adverbial plutôt qu'à un chunk *IntP*. Un seul chunk *IntP* a été reconnu lors de cette expérience, et cela semble-t-il de façon quasiment « fortuite ». Les représentants du nouveau chunk (*UNKNOWN*) n'ont pas non plus été identifiés, ce qui s'explique naturellement par le fait que SEM n'a pas attribué l'étiquette POS *UNKNOWN* là où notre correction manuelle l'avait fait (sur les disfluences en particulier). Le problème mentionné précédemment et concernant la forme *bon* persiste également dans les résultats de ce test. Ayant une étiquette POS *ADJ*, *bon* est étiqueté en tant que chunk adjectival (*AP*) et non comme chunk interjection (*IntP*). Dans l'exemple suivant (où la dernière colonne donne la proposition du nouveau chunker, tandis que l'avant-dernière donne la bonne étiquette), les deux unités *bon* et *alors* reçoivent une mauvaise étiquette de chunk :

<i>on</i>	<i>CLS</i>	<i>B-NP</i>	<i>B-NP</i>
<i>peut</i>	<i>V</i>	<i>B-VN</i>	<i>B-VN</i>
<i>commencer</i>	<i>VINF</i>	<i>B-VN</i>	<i>B-VN</i>
<i>bon</i>	<i>ADJ</i>	<i>B-IntP</i>	<i>B-AP</i>
<i>alors</i>	<i>ADV</i>	<i>B-IntP</i>	<i>B-AdP</i>

L'absence de correction des POS cause donc ici des erreurs prévisibles de chunking, surtout pour les nouveaux types de chunks qui s'appuient sur des propriétés de l'oral que les étiquettes POS non corrigées de SEM ne prennent pas en compte. Il reste à voir si un chunker appris directement sur des étiquettes POS non corrigées se comporterait mieux.



#### 4.2.4 Apprentissage et test avec les étiquettes POS non corrigées

La dernière expérience vise à apprendre le chunker de l'oral en se servant uniquement des étiquettes POS fournies par SEM, sans aucune correction (ni en apprentissage ni en test) sur ces POS. Cette fois, notre validation croisée emploie donc les colonnes **I**, **II** et **V** de la Table 2, en cherchant à obtenir la dernière de ces colonnes à partir des deux autres. L'objectif de cette dernière expérience est de voir s'il est possible d'apprendre un bon chunker en se fondant sur des étiquettes POS médiocres. Existe-t-il des régularités dans les erreurs au niveau morpho-syntaxique dont l'apprentissage pourrait tirer parti ? Pourrait-on donc se passer d'une correction manuelle de l'étiquetage POS (et d'un ré-apprentissage d'un étiqueteur POS de l'oral) pour obtenir tout de même *in fine* un chunker de l'oral correct ? C'est tout l'enjeu de cet ultime test.

Nous obtenons dans cette expérience une micro-*average* de 88,84, et une macro-*average* de 81,76, soit des résultats (comme on pouvait s'y attendre) intermédiaires entre les deux précédents (cf. les détails dans la Table 4). Cette fois, on constate que les chunks (*IntP*) sont très bien reconnus (plus de 93 de F-mesure), alors que SEM substitue à l'étiquette POS correcte *I* des étiquettes assez variées (typiquement ADV, ADJ, NC et V). Mais les interjections sont à la fois fréquentes et assez peu variées dans notre corpus de l'oral (*euh, hm, oui, non, etc.*) et celles présentes dans l'ensemble d'apprentissage suffisent apparemment au chunker appris (qui a aussi accès aux mots ou tokens et pas uniquement aux POS) à les identifier. Ainsi, l'exemple précédent reçoit cette fois l'étiquetage :

<i>on</i>	CLS	B-NP	B-NP
<i>peut</i>	V	B-VN	B-VN
<i>commencer</i>	VINF	B-VN	B-VN
<b>bon</b>	<b>ADJ</b>	<b>B-IntP</b>	<b>B-IntP</b>
<i>alors</i>	ADV	B-IntP	B-AdP

La forme *bon* est étiquetée ici correctement au niveau des chunks (*B-IntP*) malgré une erreur d'étiquetage POS où elle est reconnue comme un adjectif. Dans le corpus d'apprentissage, ce mot est le plus souvent employé comme marqueur discursif, ce qui facilite sa désambiguïsation. Les unités *oui, non*, aussi très fréquentes dans le corpus, reçoivent maintenant aussi une bonne étiquette de chunk, quelle que soit leur étiquette POS.

Sur le chunk (*UNKNOWN*), le nouveau chunker obtient une bonne précision (92,86%) :

<i>vous</i>	DET	B-NP	B-NP
<i>êtes</i>	NC	B-VN	B-VN
<b>in-</b>	<b>ADJ</b>	<b>B-UNKNOWN</b>	<b>B-UNKNOWN</b>
<i>institutrice</i>	NC	B-NP	B-AdP
<b>n-</b>	<b>ADV</b>	<b>B-UNKNOWN</b>	<b>B-UNKNOWN</b>
<i>peut-être</i>	VINF	B-AdP	B-AdP
<b>non</b>	<b>ADV</b>	<b>B-IntP</b>	<b>B-IntP</b>

mais un mauvais rappel (18,57%). Cela tient sans doute au fait que les chunks inconnus peuvent parfois correspondre à des mots connus mais employés dans un mauvais contexte, comme dans l'exemple suivant :

<i>euh</i>	V	<b>B-IntP</b>	<b>B-IntP</b>
<i>les</i>	DET	<b>B-UNKNOWN</b>	<b>B-NP</b>
<i>dans</i>	P	B-PP	B-PP
<i>ma</i>	DET	I-PP	I-PP
<i>classe</i>	NC	I-PP	I-PP

En outre, les amorces présentent une bien plus grande variabilité que les interjections ; toutes ne peuvent pas être présentes dans l'ensemble d'apprentissage et l'accès aux tokens ne suffit donc pas à compenser le mauvais étiquetage POS. Il ne semble pas y avoir de règle évidente quant aux chunks (*UNKNOWN*) bien identifiés. L'hypothèse la plus probable est que SEM a reconnu uniquement les mots qu'il a déjà vus dans son ensemble d'apprentissage. On pourrait sans doute largement améliorer les capacités de notre nouveau chunker à reconnaître les amorces en lui donnant accès à certaines propriétés des tokens : dans ESLO 1, les amorces sont en effet systématiquement terminées par un tiret - : ajouter cette propriété aux attributs pris en compte dans les features devrait permettre de les identifier bien plus sûrement que par leur contexte. Mais nous voulions utiliser le même ensemble de features (copiées sur celles utilisées pour l'apprentissage de SEM) pour toutes nos expériences, pour ne pas biaiser les comparaisons.

Type de chunk	PP	AdP	VN	AP	NP	CONJ	UNKNOWN	IntP
FTP	33,66%	7,23%	17,11%	2,21%	32,95%	6,61%	N/A	N/A
ESLO, chunks FTB	11,84%	11,93%	25,43%	2,66%	39,79%	8,36%	N/A	N/A
ESLO, chunks oral	9,39%	9,98%	21,81%	2,38%	33,7%	8,15%	1,14%	13,45%

TABLE 3 : proportions des différents types de chunks dans les différents corpus

Les détails des résultats obtenus sur les différents types de chunks pour les deux dernières expériences sont présentés dans la Table 4.

Type de chunk	Expérience 4			Expérience 5		
	Précision	Rappel	F-mesure	Précision	Rappel	F-mesure
AP	50,73%	71,23%	59,26	71,76%	64,38%	67,87
AdP	55,9%	79,48%	65,64	83,78%	85,83%	84,79
CONJ	89,42%	89,42%	89,42	89,8%	91,42%	90,6
IntP	33,33%	0,12%	0,24	95,82%	91,87%	93,8
NP	81,16%	85,34%	83,2	91,93%	90,6%	91,26
PP	71,99%	81,55%	76,48	81,57%	82,41%	81,99
UNKNOWN	N/A	N/A	N/A	92,86%	18,57%	30,95
VN	78,13%	87,23%	82,43	89,75%	90,89%	90,32

TABLE 4 : Résultats des différents types de chunks dans les deux dernières expériences

La synthèse des résultats de l'ensemble de nos expériences est présentée dans la Table 5.

Expériences	Première approche :		Deuxième approche :		
	utilisation d'un chunker appris sur l'écrit (référence : la colonne IV)		Apprentissage d'un chunker spécifique de l'oral (référence : la colonne V)		
Evaluation	POS non corrigés	POS corrigés	POS corrigés	Apprentissage sur POS corrigés, test sur POS non corrigés	POS non corrigés
Exactitude des POS (%)	80,98	100	100	80,98	80,98
Micro-average	77,24	87,74	96,65	73,81	88,84
Macro-average	76	88,43	96,08	59,62	81,76

TABLE 5 : Synthèse des résultats des micro et macro-averages des F-mesures dans l'ensemble de nos expériences

## 5 Conclusion

Tout d'abord, notre première série d'expériences montre qu'un étiqueteur morphosyntaxique associé à un chunker, tous deux appris sur un corpus source écrit fait environ 17% d'erreurs supplémentaires en POS, et 20% en chunking, sur des données cibles orales transcrites. Cet écart important justifie de trouver des stratégies d'adaptation ou de contournement

pour traiter les corpus oraux. Comme l'erreur en chunking n'est pas beaucoup plus importante que l'erreur en POS, la solution de corriger les POS apparaît *a priori* comme la plus « naturelle ». Cette correction manuelle des POS améliore le résultat du chunking de 10 points de F-mesure en moyenne, mais reste 10 points en dessous des performances moyennes du chunker sur l'écrit. Même avec un étiquetage POS parfait, l'écart entre l'écrit et l'oral en matière de chunking se mesure avec ces 10 points d'écart en moyenne.

Corriger directement les étiquettes de chunks apparaît donc comme la suite logique de cette approche. Nous avons pour cela choisi de coller aux propriétés de l'oral plutôt que de chercher à faire entrer à tout prix les données orales dans le cadre défini pour l'écrit, d'où le choix des deux nouveaux types de chunks introduits. Ce faisant, nous n'avons pas choisi la facilité car la tâche de chunking devient plus complexe (il faut désormais discriminer parmi huit types de chunks au lieu de six). Pour l'apprentissage automatique d'un nouveau chunker spécifique de l'oral, le pari a été fait de se consacrer au seul niveau des chunks, pour lequel un petit nombre de données d'apprentissage peut suffire.

Les trois expériences de la deuxième approche permettent de caractériser assez finement l'apport des étiquettes POS à la phase de chunking. En présence d'étiquettes POS correctes et cohérentes avec les chunks (première expérience), l'apprentissage automatique joue parfaitement son rôle, et permet d'apprendre un chunker d'aussi bonne qualité que celui qui avait été appris sur l'écrit avec beaucoup plus de données. Il n'y a donc pas de malédiction propre à l'oral en matière de chunking : même les disfluences peuvent y être bien traitées, à condition de disposer d'exemples de référence, même en quantité restreinte. En revanche, un tel chunker dépend fortement des étiquettes POS sur lesquelles il s'appuie : l'absence de correction manuelle (deuxième expérience de la série) fait chuter ses performances. Il n'est donc pas réellement exploitable en conditions réelles : en effet, tant qu'à corriger les étiquettes POS, autant réapprendre dans ce cas un étiqueteur POS de l'oral...

La dernière expérience est la plus prometteuse : elle montre qu'on peut apprendre un chunker spécifique de l'oral (y compris pour la reconnaissance des interjections par exemple) d'assez bonne qualité, en s'appuyant uniquement sur un petit nombre de données annotées, qui plus est avec des étiquettes POS médiocres (et non adaptées à l'oral). Les erreurs du POS ont bien été *compensées* par l'apprentissage du chunker, qui fait en moyenne moins d'erreurs de chunking qu'il n'y a d'erreurs d'étiquetage POS. Les mots, même en petites quantités, permettent cette compensation, et sans doute aussi le fait que les erreurs de POS sont suffisamment « régulières » pour que le chunker puisse les « rectifier ».

L'apprentissage automatique d'un chunker spécifique de l'oral semble donc pouvoir assez bien se passer d'un étiquetage POS correct. Il est intéressant de constater que les résultats obtenus pour le chunker dans la dernière expérience sont très proches de ceux de la deuxième expérience de la première approche, c'est-à-dire en appliquant SEM sur des étiquettes POS corrigées manuellement. La différence est que le nouveau chunker obtenu avec la dernière expérience est applicable sans plus de correction manuelle sur de nouvelles données orales, ce qui n'est pas le cas de ce que proposait l'autre expérience. Ainsi, tant qu'à corriger des données, il vaut semble-t-il mieux s'attaquer aux données qui servent à l'apprentissage (les nouveaux chunks dans la dernière expérience) qu'aux données qui servent de support à un programme déjà appris (les POS dans l'expérience 2).

Il reste bien sûr à confirmer que le même genre de démarche peut être valable dans d'autres contextes, par exemple pour d'autres tâches (la reconnaissance des entités nommées pouvant se substituer à celle de chunking), ou en changeant la variation écrit/oral par une autre, comme un changement de domaine ou de type d'écriture (les tweets pourraient par exemple remplacer l'oral). Le fait que l'apprentissage direct d'un nouvel étiqueteur focalisé sur une tâche cible est préférable à une séquence d'apprentissages intermédiaires avait par ailleurs déjà été constaté (Eshkol et al., 2010). Le caractère cumulatif des erreurs n'est donc pas une fatalité : il semble qu'on puisse réussir une tâche de « haut niveau » en s'appuyant sur des informations de « niveau inférieur » de qualité médiocre par apprentissage automatique, du moment que la correction des erreurs d'un niveau à un autre suive une certaine régularité.

## Références

- ABNEY S. (1991). Parsing by chunks. In R. Berwick, R. Abney, and C. Tenny, editors, *Principle-based Parsing*. Kluwer Academic Publisher.
- ABEILLE A., CLEMENT L., et TOUSSENEL F. (2003). Building a treebank for french. In A. Abeillé, editor, *Treebanks*. Kluwer, Dordrecht.
- ADDA-DECKER M., HABERT B., BARRAS C., ADDA G., BOULA DE MAREÛIL P., PAROUBEK P. (2003). A disfluency study for cleaning spontaneous speech automatic transcripts and improving speech language models. In *Proceedings of Isca tutorial and research workshop on disfluency in spontaneous speech (diss'03)*, 67-70.

- ANTOINE J-Y., GOULIAN J., VILLANEAU J. (2003). Quand le TAL robuste s'attaque au langage parlé : analyse incrémentale pour la compréhension de la parole spontanée. Actes de *TALN 2003*, 25-34.
- ANTOINE J-Y., MOKRANE A., et FRIBURGER N. (2008) Automatic rich annotation of large corpus of conversational transcribed speech: the chunking task of the epac project. In Proceedings of *LREC'2008*.
- BENZITOUN C. (2004). L'annotation syntaxique de corpus oraux constitue-t-elle un problème spécifique ? Actes de *RÉCITAL*.
- BLANC O., CONSTANT M., DISTER A. et WATRIN P. (2008). Corpus oraux et chunking. Actes de *Journées d'étude sur la parole (JEP)*, Avignon, France.
- BLANC O., CONSTANT M., DISTER A. ET WATRIN P. (2010). Partial parsing of spontaneous spoken French. In Proceedings of *7th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'10)*.
- BLANCHE-BENVENISTE C. (2005). Les aspects dynamiques de la composition sémantique de l'oral. *Sémantique et corpus*. A. Condamines (dir.), Londres, Hermes, 40-73.
- BLANCHE-BENVENISTE C., JEANJEAN C. (1987). *Le français parlé, transcription et édition*. Paris, Didier Erudition.
- BLANCHE-BENVENISTE C. (1997). *Approches de la langue parlée en français*. Paris, Ophrys.
- BLANCHE-BENVENISTE C. (2000). Transcription de l'oral et morphologie. *Romania Una et diversa, Philologische Studien für Theodor Berchem* (Gille M. et Kiesler R. Eds). Tübingen : Gunter Narr, 61-74.
- CONSTANT M., TELLIER I. (2012) Evaluating the impact of external lexical resources onto a crf-based multiword segmenter and part-of-speech tagger. In Proceedings of *LREC 2012*.
- CRABBE B, CANDITO M (2008). Expériences d'analyse syntaxique du français. Actes de *Traitement Automatique des Langues Naturelles (TALN 2008)*, Avignon.
- DISTER A. (2007). *De la transcription à l'étiquetage morphosyntaxique. Le cas de la banque de données textuelle orale VALIBEL*. Thèse de Doctorat, Université de Louvain.
- ESHKOL I, TELLIER I, TAALAB S., BILLOT S., (2010). Étiqueter un corpus oral par apprentissage automatique à l'aide de connaissances linguistiques. Actes de *10es Journées Internationales d'analyse statistique des données textuelles (JADT 2010)*.
- ESHKOL-TARAVELLA I., BAUDE O., MAUREL D., HRIBA L., DUGUA C., TELLIER I., (2012) Un grand corpus oral « disponible » : le corpus d'Orléans 1968-2012. Dans *Ressources linguistiques libres, TAL 52*, n° 3, 17-46.
- HENRY S. (2005). Quelles répétitions à l'oral ? Esquisse d'une typologie, G. Williams (Éd.), *La Linguistique de corpus*, Rennes, Presses universitaires de Rennes, 81-92.
- LAVERGNE T, CAPPE O, ET YVON F. (2010). Practical very large scale CRFs. In Proceedings of *ACL'2010*, 504–513.
- LAFFERTY J, MCCALLUM A, ET PEREIRA F. (2001). Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. In Proceedings of *ICML 2001*, 282–289.
- SAGOT B. (2010). The Lefff, a freely available, accurate and large-coverage lexicon for French. In Proceedings of *7th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'10)*.
- SHA F, PEREIRA P. (2003). Shallow parsing with conditional random fields. In Proceedings of *HLT-NAACL*, 213–220.
- TELLIER I., DUCHIER D., ESHKOL I., COURMET A., MARTINET M. (2012), Apprentissage automatique d'un chunker pour le français, Actes de *Traitement Automatique des Langues Naturelles (TALN 2012)*.
- TELLIER I., ESHKOL I., TAALAB S., PROST J-P. (2010). POS-tagging for Oral Texts with CRF and Category Decomposition. *Research in Computer Science*, special issue : *Natural Language Processing and its Applications*, 79-90.
- VALLI A., VERONIS J. (1999). Etiquetage grammatical des corpus de parole : problèmes et perspectives. L'oral spontané. *Revue Française de Linguistique Appliquée* IV-2, 113-133.