

Bases de l'IA

Traitement automatique du langage naturel

Elena CABRIO

elena.cabrio@univ-cotedazur.fr



Plan pour cette séance

- Le TALN, c'est quoi?
- Applications
- Approches symboliques vs statistiques
- Evaluation
- Pre-traitement (tokenization, lemmatization, stemming...)
- Analyse morpho-syntaxique
- Analyse syntaxique



Qu'est-ce que le TALN?

Introduction



Qu'est-ce que le TALN?

- Le traitement automatique du langage naturel (abr. TALN), ou traitement automatique de la langue naturelle, est une discipline qui se trouve à l'intersection de plusieurs autres branches de la science comme l'informatique, l'intelligence artificielle, la linguistique et la psychologie cognitive.
- Linguistique informatique ou linguistique computationnelle: modèles ou les formalismes linguistiques développés dans le but d'une implantation informatique.



Parmi les applications du TALN

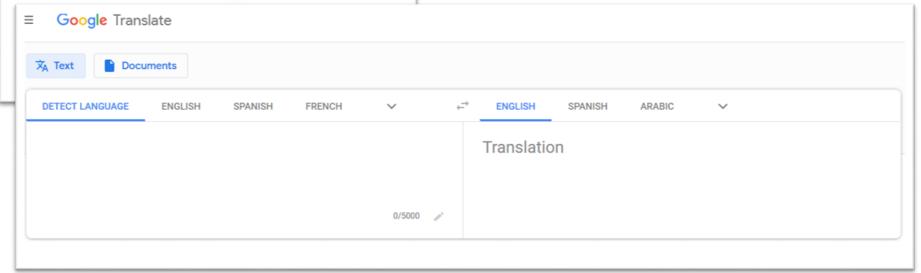
- Interroger une base de données en langage naturel, par écrit ou oralement
- Traduire automatiquement la langue, à la fois parlée et écrite
- Indexer, résumer automatiquement et ensuite effectuer des recherches sur une base sémantique à partir de texte non structuré
- Développer des filtres qui reconnaissent les messages dont le contenu est inapproprié (par exemple, anti-spam)
- Identifier automatiquement les cas de plagiat
- Créer des technologies d'aide aux personnes handicapées (p. ex. Analyse de la lisibilité du texte)
- Analyser les opinions, prévoir les tendances en collectant des informations disponibles en ligne







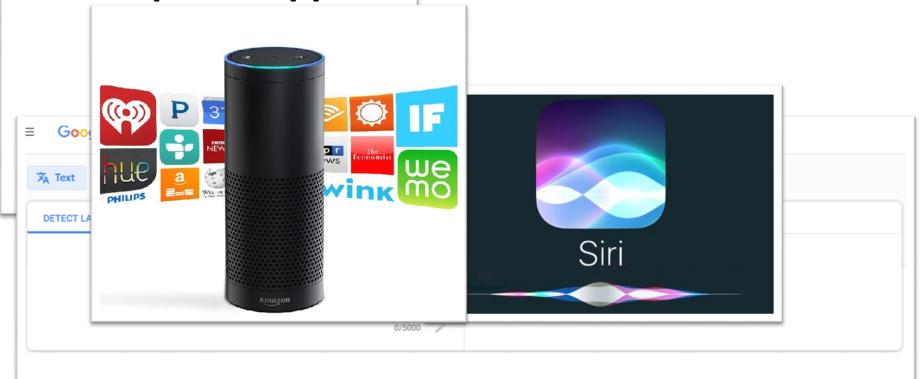


















Les niveaux de comprehension du langage

Traiter le langage naturel nécessite l'analyse de différents niveaux de compréhension / compétence:

- **Niveau lexical**: concerne les conventions sur les mots simples
 - savoureux, *reuxsavou
- Niveau syntaxique: concerne l' ordre correct des mots et son impact sur le sens de la phrase
 - le chien a mordu l'enfant, l'enfant a mordu le chien
 - les idées vertes incolores dorment furieusement
 - * mordu a enfant chien le l'



Les niveaux de comprehension du langage

Traiter le langage naturel nécessite l'analyse de différents niveaux de compréhension / compétence:

- Niveau sémantique: concerne la signification des mots et des phrases
 - la gorge brûle, la maison brûle, la soupe brûle
 - *les idées vertes incolores dorment furieusement
- Niveau pragmatique: il concerne le contexte communicatif et social et son impact sur l'interprétation
 - c'est sympa, le sandwich demande une autre bière
 - quelle est ma couverture ?



L'ambiguïté est omniprésente

- Reconnaissance vocale
 - 'Cet homme a beaucoup de vis' / 'Cet homme a beaucoup de vices'
- Analyse lexicale
 - 'Nous avons des jumelles à la maison'
 - 'Je suis mon maître'
- Analyse syntaxique
 - 'Elle emporte les clefs de la maison au garage'
- Analyse sémantique
 - 'Comment savoir si un avocat est mûr'/ 'Comment savoir si un avocat est ambitieux'
- Interprétation sémantique
 - 'Chaque homme aime une femme'



L'ambiguïté est omniprésente (cont.)

- Analyse du discours
 - 'Il a mis l'artichaut dans son assiette et il l'a mangé'
 - 'Les sages parlent parce qu'ils ont quelque chose à dire; des imbéciles parce qu'ils doivent dire quelque chose'
- Analyse pragmatique
 - 'Si tu arrêtes de fumer je te paye un verre' (promesse)
 - 'Si tu sautes des leçons, je te punis' (menace)





Naissance

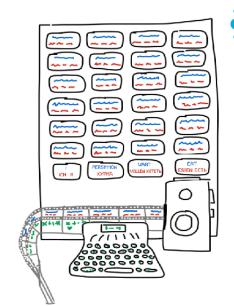
- Association of Computational Linguistics (ACL) en 1962
- Association savante ATALA en France depuis 1959
- Premiers travaux en TAL commencent dans les années 1950, thématique de la traduction automatique.

Déscriptif

- pluralité de programmes de recherche et de méthodologies
- interdisciplinarité et pluridisciplinarité

Objectifs

- applications destinées aux professionnels du langage
- applications informatiques d'usage courant







Le comportement de la machine

Input

• L'input (entrée) peut être considérée comme le stimulus (sensoriel, linguistique, etc.) ou les données fournies à la machine.

Output

 L'output (la sortie) correspond a ce que la machine produit après avoir reçu l'entrée: production d'une réponse, d'un son, d'une action, d'un mouvement, etc.

Modèle

 Le modèle filtre l'entrée, l'analyse et lui associe, selon ses caractéristiques, et à travers une série d'algorithmes, une sortie



Quelles données en entrée?

• Données structurées:

- Bases de données: les informations sont encodées dans des tables et sont accessibles via un langage de requête spécial. Il existe un "schéma" qui permet une interprétation non ambiguë des données.
- Bases de connaissances: elles permettent également d'exécuter des inférences (raisonnements).

Données semi-structurées

- Tableaux insérés dans des documents ou sur le Web
- Répertoires de portails Web (Google et Yahoo!, par exemple)
- Documents XML (Extensible Markup Language)
- Les données sont partiellement interprétables

Quelles données en entrée? (cont.) UNIVERSITÉ CÔTE D'AZUR Sono etrustes :

• Données non structurées:

- Textes écrits dans divers formats
- Documents Word, pdf, Power Point
- Journaux en ligne
- Pages Web en HTML
- SMS
- Champs de texte dans les bases de données
- Messages électroniques
- Messages sur les groupes de discussion
- Foire Aux Questions (FAQ)
- Nouvelles de l'agence
- Transcriptions automatiques deligurnaux radio

Quelles données en entrée? (cont.) CÔTE D'AZUR S MULTIPE CONTE D'AZUR

• Données multilingues et multimédia:

- Données multilingues (formats différents)
 - Sites multilingues avec le même texte disponible dans différentes pages
 - Textes à l'intérieur desquels apparaissent des sections dans différentes langues
 - Traductions, par exemple des manuels d'utilisation de produits.

Information multimédia

- Images insérées dans un texte, éventuellement avec une légende
- Films
- Fichiers audio, avec messages vocaux

Traitement des données: quels besoins?

Des exemples ...

- Trouver des informations contenues dans des sources textuelles.
- Extraire les informations contenues au format texte.
- Organiser les documents au format texte.
- Construire des réseaux d'utilisateurs en fonction de leur intérêt pour certains documents (voir des études récentes sur les médias sociaux et les réseaux sociaux)



Trouver l'information

- **Récupération d'informations** (*information retrieval*): l'utilisateur soumet une requête (*query*) et obtient des documents pertinents pour cette demande.
- Récupération multilingue (cross-language retrieval): la requête est dans une langue autre que celle des documents.
- **Réponse aux questions** (*question answering*): la requête est une question en langage naturel, la réponse est un morceau de texte.
- Traduction des documents d'une langue à une autre.



Extraire l'information

- Résumer le contenu d'un document en utilisant quelques phrases significatives.
- Remplir des modèles préfixés (template), avec des informations telles que qui, où, quand, ...
- Sélectionner les termes pertinents d'un ensemble de documents, par exemple pour créer l'index thématique d'un livre.



Organiser les informations

- Catégorisation des textes: attribuer une certaine catégorie à chaque document d'une collection.
- Grouper (clustering) des documents en groupes homogènes par contenu. Par exemple, pour extraire des opinions et des jugements concernant un certain produit.
- Recherchez le sujet (topic) d'un document, tel qu'un message électronique, pour l'envoyer à un destinataire approprié.
- Classer des documents dans une hiérarchie de concepts.

Construire des réseaux d'utilisateurs

- Les utilisateurs sont classés en fonction de leur intérêt pour certains documents.
- Modélisation de l'utilisateur: un profil personnalisé est créé, qui est ensuite utilisé pour proposer de nouveaux documents.
- Systèmes de recommandation de documents.



Extraction d'information

Texte:

San Salvador, 19 avril 1989 (ACANEFE) Le président du San Salvador Alfredo Cristani a condamné l'assassinat d'origine terroriste du ministre de la justice Roberto Garcia Alvarado et a accusé du meurtre le Front de Libération National Farabundo Marti.

Cadre:

INCIDENT

date: 19 avril 1989

lieu: El Salvador: San Salvador (CITY)

auteur : Front de Libération National Farabundo

victime: Marti Roberto Garcia Alvarado



Question - réponse

Trouver la réponse à une question dans une collection de textes

'Quelle est l'étoile la plus brillante visible de la Terre?'

- 1. Sirius est l'étoile la plus brillante visible de la Terre en dépit d'être une
- 2. Nicolas Le Riche, l'étoile plus brillante du ballet de l'Opéra national de Paris...



Question – réponse (cont.)

Découvrir les relations implicites entre question et réponse

'Qui est l'auteur de 'Le Bourgeois gentilhomme''?

... Molière a écrit 'Le Bourgeois gentilhomme' en 1670.

... Jean-Laurent Cochet a mis en scène la représentation du 'Le Bourgeois gentilhomme' en 1980 ...



Question - réponse (cont.)

Découvrir les relations implicites entre question et réponse

'Quel est la date de naissance de Mozart?'

.... Mozart (1751 – 1791)



Question – réponse (cont.)

Découvrir les relations implicites entre question et réponse

'Quelle est la distance entre Naples et Ravello?'

'De l'aéroport de **Naples**, suivez les panneaux 'Autostrade' (panneaux verts). Continuer en direction de Salerno (A3). Faire environ 6 km, payer le péage (1,20 euro). Continuer sur environ 25 km. Quitter l'autoroute à Angri (sortie Angri). Tourner à gauche, suivre les indications pour Ravello. Continuer pendant environ deux kilomètres, tourner à droite et suivre les indications pour "Costiera Amalfitana". Après 100 mètres, vous arrivez à un feu devant un pont très étroit. Attention à ne pas perdre le prochain panneau "Ravello" à environ 1 Km. Au feu. Maintenant, vous pouvez vous détendre et profiter de la vue (suivez cette route pendant 22 km). Arrivé à **Ravello**'



Paramètres des applications TALN

Paramètres d'évaluation

Robustesse

C'est la capacité de l'application à gérer du matériel linguistique en entrée contenant du bruit et à accepter et analyser des entrées partielles ou incomplètes.

Puissance

- Décrit la capacité à couvrir la langue de l'application, son champ d'action
 Considère
- Considère
 "combien" de la
 langue est traitée
 correctement par
 l'application

Portabilité

C'est la possibilité de l'appliquer à de nouveaux domaines (d'autres langages, d'autres langages sectoriels, d'autres types de textes), en modifiant la structure au minimum.

Généralisable

C'est la capacité du modèle informatique à rendre compte de nouveaux phénomènes linguistiques, en appliquant des modèles dérivés du matériel linguistique relativement réduit.



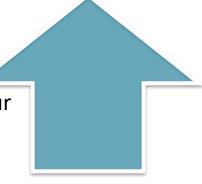


Approches statistiques

- données extraites de textes réels
- méthode inductive
- reproduction de comportements simulant les tendances de la production linguistique réelle

Approches basées sur des règles

- de type «grammatical»
- ensemble de conditions nécessaires et suffisantes pour spécifier un certain phenomene
- méthode déductive





- Approches basées sur des règles, riches en connaissances
 - La représentation du domaine est explicite, exprimée sous la forme de règles.
 - Cette représentation correspond à la connaissance d'un expert en la matière



- Approches basées sur des règles: problèmes
 - Il est très difficile de concevoir l'ensemble du système de règles nécessaire pour fournir à un ordinateur des connaissances linguistiques pour le traitement du langage.
 - Il est également très difficile de gérer la complexité et les interactions du système de règles.



- Approches basées sur des règles: problèmes
 - Il est très difficile de concevoir l'ensemble du système de règles nécessaire pour fournir à un ordinateur des connaissances linguistiques pour le traitement du langage.
 - Il est également très difficile de gérer la complexité et les interactions du système de règles.

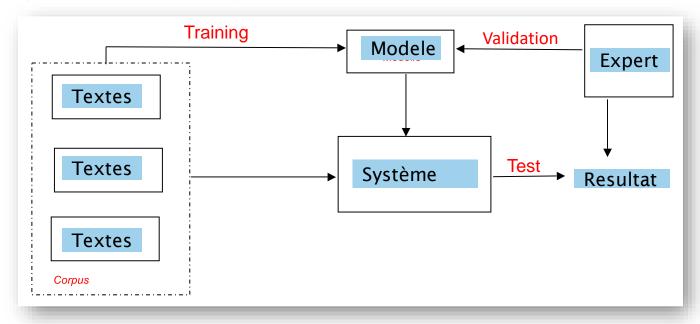
Solution: Au lieu d'un expert qui fournit à l'ordinateur des informations linguistiques sous forme de règles, l'expert note un texte avec des informations linguistiques et le programme apprend par lui-même les règles et leur utilisation.



- Approches statistiques (axées sur les données, pauvres en connaissances)
 - La représentation de la connaissance du domaine est implicite, exprimée en forme d'annotation d'un texte ou d'un corpus.
 - Un programme apprend automatiquement les règles et leur fréquence d'utilisation dans le texte
 - Les modèles probabilistes utilisés décrivent le comportement des mots dans les textes (GoogleTranslate)



Approches statistiques



Approches principales à l'analyse du texte CÔTE D'AZUR



Approches statistiques: problèmes

- Il est très difficile et coûteux de construire des ressources. linguistiques représentatives en quantité suffisante.
- Nous n'essayons plus de reproduire la compétence linguistique avec des modèles qui formalisent nos facultés de compréhension linguistique, mais nous essayons de reproduire, pour une classe d'applications donnée, les performances linguistiques associées.
- Cela se fait avec des modèles extraits automatiquement des données, qui doivent être en grande quantité et caractéristiques de l'application souhaitée.

Bases de l'IA

Approches principales à l'analyse du texte CÔTE D'AZUR



Approches statistiques: avantages

- Ils permettent de rassembler des régularités présentes dans des collections de grands textes.
- On observe des phénomènes "objectifs" vis-à-vis d'un langage, qui peuvent échapper à l'analyse "subjective" pratiquée par les linguistes.

Algorithmes d'apprentissage



<u>Définition</u>: Un programme *apprend* à partir d'une expérience de formation F à exécuter la tâche T évaluée par une mesure de performance P, si la performance P à la tâche T s'améliore après l'exposition F.

Exemple

Tâche T: classer les verbes dans des classes prédéfinies

Expérience de formation F: base de données de paires de verbes avec leurs attributs et réponses correctes

Mesure de performance P:% de nouveaux verbes correctement classés (par rapport à une classification établie par un expert)

Bases de l'IA

Apprentissage par classification



La tâche la plus étudiée en apprentissage automatique (*machine learning*) consiste à déduire une fonction qui attribue les exemples représentés comme vecteurs de traits distinctifs à une classe parmi un ensemble fini de catégories données.

Exemple

Etant donné un ensemble de verbes.

Tâche: classification binaire: verbes de mouvement (par exemple, *courir, sauter, marcher*) et verbes de changement d'état (par exemple, *fondre, cuire, devenir*).

Propriétés: chaque fois que nous trouvons le verbe dans le corpus est transitif? est-ce passif? Votre sujet est-il animé?

Apprentissage par classification: un exemple de la propertie de la complexación de la com

Trans?	Pass?	Anim?	<u>Classe</u>
5%	3%	90%	MoM
55%	5%	77%	MoM
10%	9%	20%	CoS
80%	69%	88%	CoS
	5% 55% 10%	5% 3% 55% 5% 10% 9%	5% 3% 90% 55% 5% 77% 10% 9% 20%



- Si Pass < 9% et Anim > 20% alors le verbe est MoM, sinon CoS
- Comment classifier un nouveau verbe?
- "grimper": Trans 2%, Pass 1%, Anim 90%-> MoM



Bases de l'IA

01/03/2023

Importance de l'évaluation



- Il est important de pouvoir évaluer de façon expérimentale (réplicable)
 les résultats obtenus sur une tâche donnée.
- La performance d'un algorithme est vérifiée par rapport au comportement humain (gold standard).
- Les algorithmes sont améliorés jusqu'à ce qu'ils approchent les jugements des humains.
- L'étude des mesures d'évaluation et d'évaluation des systèmes de traitement automatique des langues est un élément fondamental de la linguistique computationnelle.
- Chaque système est évalué en le comparant à 'l'état de l'art'= la performance du système qui a obtenu jusqu'alors de meilleurs résultats sur un gold standard.

Evaluation de la classification



- (autre exemple): à partir d'un ensemble de textes, trouver ceux et uniquement ceux pertinents par rapport à une classe considérée
- Evaluer la capacité du système à trouver les textes pertinents et uniquement ceux là
- Lorsque le système retourne une réponse par rapport à un texte et une classe, deux choix s'offrent à lui :
 - Le message appartient selon lui à la classe
 - Le message n'appartient pas selon lui à la classe
- En face de ces deux possibilités de réponses, deux cas où :
 - Le message appartient à la classe
 - Le message **n'appartient pas** à la classe

Evaluation de la classification



Nom du cas	Abréviation	Description	
Vrai positif	VP	Le système trouve à raison le message comme appartenant à la classe	
Faux positif	FP	Le système trouve à tort le message comme appartenant à la classe	
Vrai négatif	VN	Le système trouve à raison le message comme n'appartenant pas à la classe	
Faux négatif	FN	Le système trouve à tort le message comme n'appartenant pas à la classe	

Bases de l'IA 01/03/2023

Evaluation de la classificati

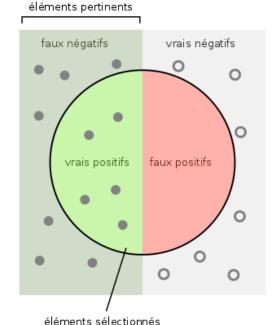
Mesure des performances: le rappel et la précision

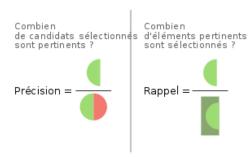
Rappel: nombre de documents pertinents retrouvés au regard du nombre de documents pertinents dans l'ensemble de textes

$$rappel = \frac{nb \ de \ documents \ correctement \ attribués \ a \ la \ classe \ i}{nb \ de \ documents \ appartenant \ a \ la \ classe \ i}$$

Précision: le nombre de documents pertinents retrouvés rapporté au nombre de documents total proposé par le moteur de recherche pour une requête donnée

$$precision = \frac{nb \ de \ documents \ correctement \ attribués \ a \ la \ classe \ i}{nb \ de \ documents \ attribué \ a \ la \ classe \ i}$$





Evaluation de la classification



 Mesure populaire qui combine la précision et le rappel est leur moyenne harmonique, nommée F-mesure ou F-score

F-measure =
$$2 \cdot \frac{precision \cdot rappel}{precision + rappel}$$



Traitement automatique de base

Tokenisation en mots

Mots, tokens, formes, lemmes...



Unités ``logiques" pour le traitement de textes :
 Document ⊃ paragraphe ⊃ phrase ⊃ ``mot" ⊃ ``caractère"

- Mais un « mot » n'est pas un unité bien définie :
 - Exemples: avion, mangée, très, Robert, SNCF, 42...

Mots, tokens, formes, lemmes...



- Forme: notion graphique du mot (Igor Mel'čuk)
- Lemme: intersection entre une forme (graphique) et un sens, parfois par composition de morphèmes
- Token (jeton, identificateur): unité minimale d'information détectée lors de l' « analyse lexicale » ou « tokenization » – En français, souvent nommée « lexème »

Tokenisation



- Segmenter un texte en « unités minimales » pour le traiter
- Ensemble d'automates qui reconnaissent les tokens en acceptant des chaînes, éventuellement en les typant
 - Lexème : -?[A-Z] ?[a-z]*
 - Ponctuation : .|...|,|!|?
 - Nombre : -?[0-9]*(,|.)[0-9]*
 - •

Example:

```
Les étudiants, ceux du BUT2, n'ont-ils pas tous 15,3 de moyenne ?
Les | étudiants | , | ceux | du | BUT2 | , | n' | ont | -ils | pas | tous | 15,3 | de | moyenne | ?
```

Lemmatisation



- Lemme: unité autonome (composée de morphèmes) permettant de constituer le lexique d'une langue
 - Morphèmes : les « parties » du lemme
 - Autonome : peut-être utilisé tel quel dans une phrase
- Lemmatisation, trouver les lemmes pour chaque token au sein d'une phrase

Example:

Je porte des pommes de terre je | porter | une | pomme de terre

Lemmatisation



Importance des mécanismes lemmatisation / racinisation pour la représentation du langage :

- Eviter des dictionnaires trop volumineux comportant toutes les formes possibles (en français, ~60 000 lemmes « courants », mais >500 000 formes fléchies « courantes »)
 - Gain en espace de stockage
 - Moindre complexité pour l'encodage du lexique

Lemmatisation



Importance des mécanismes lemmatisation / racinisation pour la représentation du langage :

- Parvenir à une représentation structurée du texte, à partir de laquelle on peut faire des traitements :
 - Le « sens » est plutôt lié au lemme qu'à la forme (par exemple : temps verbaux, masculin / féminin, etc.)
 - Lier les catégories grammaticales aux lemmes plutôt qu'aux formes : désambiguisation morpho-syntaxique (à venir)

Expressions composées



- Expression composée : lemmes juxtaposés dont le sens a une signification différente des lemmes qui le composent, ``expression figée''
- Divers niveaux d'agglutination :
 - Locutions (tokens séparés): « pomme de terre », « cordon bleu », « garde fou », « petit pois »...
 - Tokens séparés par un symbole de ponctuation : « coupe-gorge », « abatjour », « aujourd'hui », « presqu'île »
 - Tokens unifiés (collés): « gentilhomme », « monsieur », « lorsque », « toutefois », « vinaigre », « autobus »
- Peuvent être fléchies (``il se rendit compte'') et parfois dérivés (``mise en oeuvre'', ``avant-gardisme'')

Expressions composées



- Les expressions composés représentent un défi :
 - Les lemmes doivent être groupés lors de la tokenisation
 - Elles introduisent de l'ambiguïté (plus ou moins figées)
 - De nouvelles apparaissent tous les jours
 - Contrairement à la dérivation, par définition le sens ne peut être déduit des lemmes dont elles sont composées
- Elles sont généralement traitées comme des unités particulières du lexique
- Elles exigent la plupart du temps un prétraitement lors de la tokenization

Tokenization: problèmes



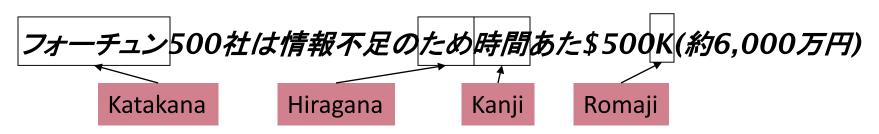
- Français
 - L'ensemble → un token ou deux?
 - L?L'?Le?
 - On veux que l'ensemble puisse correspondre avec un ensemble

- Les expressions composés en Allemands ne sont pas segmentés
- Lebensversicherungsgesellschaftsangestellter
 - 'employé de la compagnie d'assurance-vie'



Tokenization: problèmes

- Chinois et Japonais, pas d'espace entre les mots:
 - 莎拉波娃现在居住在美国东南部的佛罗里达。
 - 莎拉波娃 现在 居住 在 美国 东南部 的 佛罗里达
 - Sharapova vit maintenant dans le sud-est des États-Unis, en Floride
- Plus compliqué en japonais, avec plusieurs alphabets mélangés
- Dates/amounts in multiple formats



L'utilisateur final peut exprimer la requête entièrement en hiragana 123



Traitement automatique de base

Normalisation et racinisation (stemming)



Normalisation

- Besoin de «normaliser» les termes
 - Recherche d'informations: le texte indexé et les termes de requête doivent avoir la même forme (ex. PV et P.V.)
- Nous définissons implicitement des classes d'équivalence de termes
 - par exemple, en supprimant des points dans un terme (ex. M.)
- Alternative: expansion asymétrique:
 - Entrée: window -> Rechercher: window, windows
 - Entrée : windows -> Rechercher: Windows, windows, window
 - Entrée : Windows -> Rechercher: Windows
- Potentiellement plus puissant, mais moins efficace



Modification de la casse

- Applications comme Recherche d'informations: réduire toutes les lettres en minuscules
 - Puisque les utilisateurs ont tendance à utiliser des minuscules
 - Exception possible: majuscules au milieu de la phrase?
 - par exemple, General Motors
 - Cigales (*Club d'investisseurs pour une gestion alternative et locale de l'épargne solidaire*) vs cigales
 - FLOT (Éducation: Formation en Ligne Ouverte à Tous) vs flot
- Pour l'analyse des sentiments, MT, extraction d'informations
 la casse est utile.



Racinisation/Stemming

- Réduire les termes à leurs racines lors de la récupération d'informations
- Stemming est un hachage brut des affixes
 - Depend du language
 - e.g., automate(s), automatique, automatisation sont reduit a automat.

par exemple compressé et la compression sont les deux acceptés comme équivalent de compresser.



par exempl compress et la compress sont le deux accept comm équivalent à compress

Algorithme de Porter Implementations (Français)



Description:

http://snowballstem.org/algorithms/french/stemmer.html

Demo:

snowballstem.org/demo.html

Analyse morpho-syntaxique



BUT: analyser chaque mot pour lui associer divers types d'informations telles que **la** catégorie grammaticale (parts-of-speech), des traits morphologiques ainsi que le lemme correspondant

Classes ouve	ertes		
Noms		Verbes	Adjectifs gros petite
Propres IBM	Communs chat/chats	voir enregistré	Adverbes lentement
Italie	neige		Nombres
lasses ferm	nées		un
Détermina	nts <i>le du</i>		Prépositions de avec
Conjonctio	ons et car		Particules off up
Pronoms	il celui-ci	Bases de l'IA	Interjections Oh Hé

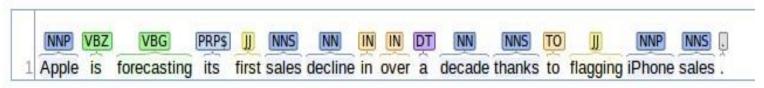
Etiquetage morpho-syntaxiques



- Les mots ont généralement plus d'une étiquette possible
 - Le bois vient de France. → le=det, bois=nom
 - Je le bois. → le = pronom, bois = verbe

Objectif: déterminer l'étiquette pour une instance d'un mot

Part-of-Speech:



Bases de l'IA 01/03/2023

Exemples d'étiquetage et difficultés CÔTE D'AZ



- Entrée: Le débat est relancé.
 - ambiguités: le=det/pro débat=verbe/nom est=verbe/nom
- Sortie: Le/DET débat/NOM est/VER relancé/VER

- Applications:
- synthèse vocale: comment prononcer est?
- recherche dans un corpus: est en tant que nom
- entrée d'un analyseur syntaxique

Performance d'étiquetage



- Combien d'étiquettes sont correctes ? Précision
 - étiqueteurs sur l'anglais autour de 97%
 - mais baseline simple = 90%
 - chaque mot du lexique → étiquette la plus fréquente
 - mots inconnus → noms

- beaucoup de mots ne sont pas ambigus
 - déterminants, prépositions, ponctuation...

Désambiguïsation des parties du discours CÔTE D'AZUR







Sources d'information



- Contexte des mots
- Le bois vient de France
 - DET NOM VER PREP NAM
 - PRO VER VER PREP NAM
- Connaissance des probabilités d'étiquettes des mots

Corpus French TreeBank



- Projet initié en 1997
- http://ftb.linguist.univ-paris-diderot.fr/
- Corpus journalistique (Le Monde) 1 million de mots
- Annotations
- Morphosyntaxique
 - POS
 - Sous-catégorisation
 - Inflection
 - Lemme
 - Parties pour mots composés
- Constituants
- Fonctions

Méthodes d'étiquetage statistiques

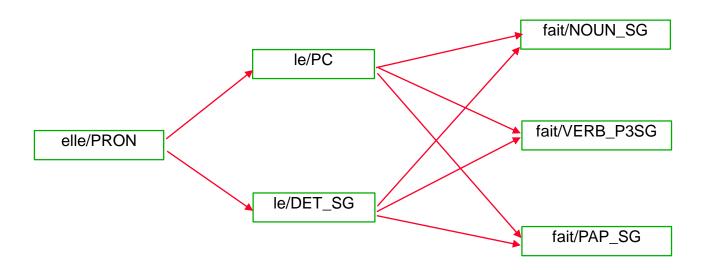


- Calcul des probalitités à partir d'un corpus d'apprentissage
 - probabilités lexicales
 - prob (tag | mot) = freq (mot, tag) / freq (mot)
 - probablités contextuelles
 - bigrammes:
 - prob ($tag_2 \mid tag_1$) = freq ($tag_1 tag_2$) / freq (tag_1)
 - trigrammes :
 - prob (tag₃ | tag₁ tag₂) = freq (tag₁ tag₂ tag₃) / freq (tag₁ tag₂)

Exemple



elle le fait



Fréquences des mots et des étiquettes



Corpus d'apprentissage: extrait "Le Monde"

freq	elle	le	fait	montre	Tot.
PRON	17				320
DET_SG		239			1329
PC		11			179
VERB_P3SG			5	2	371
NOUN_SG			4	0	1931
PAP_SG			5		207
					•••
Tot.	17	250	14	2	15.000

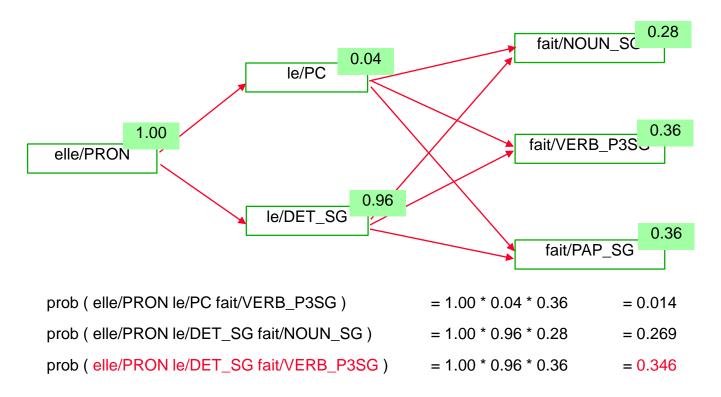
Calcul des probabilités lexicales



prob (PRON elle)	= 17 / 17 = 1.00
prob (DET_SG le)	= 239 / 250 = 0.96
prob (PC le)	= 11 / 250 = 0.04
prob (NOUN_SG fait)	= 4 / 14= 0.28
prob (PAP_SG fait)	= 5 / 14 = 0.36
prob (VERB_P3SG fait)	= 5 / 14 = 0.36

Probabilités lexicales





Fréquences des séquences d'étiquettes



	tag ₂							
		PRON	DET_SG	PC	VERB_P3SG	N_SG	PAP_SG	Tot.
tag ₁								
PI	RON		1	38	82		32	320
DET	_SG	4	5			1033		1329
	PC			3	59			179
VERB_P	3SG	17	53	10		9		371
NOUN	_SG	3	29	12	46	13	1	1931
PAP	_SG	1	42		1	10		207
					•••			•••
	Tot.	320	1329	179	564	1931	207	15.000

...

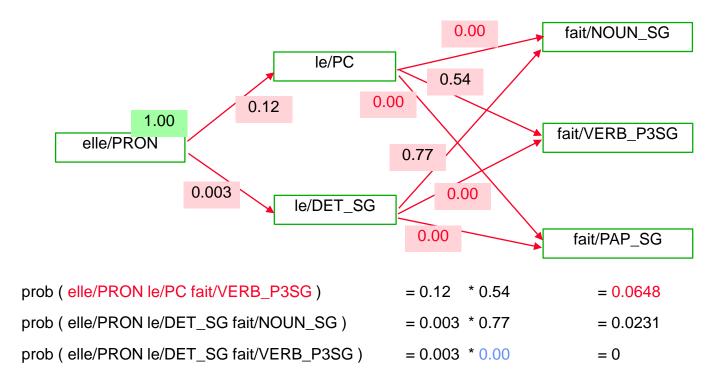
Calcul des probabilités contextuelles



```
prob (PC | PRON)
                                   = 38 / 320 = 0.12
prob ( DET_SG | PRON )
                                   = 1 / 320 = 0.003
prob ( VERB_P3SG | PC )
                                   = 97 / 179 = 0.54
prob (PAP_SG | PC)
                                   = 0 / 179 = 0.00
prob ( NOUN_SG | PC )
                                   = 0 / 179 = 0.00
prob ( NOUN_SG | DET_SG )
                                   = 1033 / 1329 = 0.77
prob ( VERB_P3SG | DET_SG )
                                   = 0 / 1329 = 0.00
prob ( PAP_SG | DET_SG )
                                  = 0 / 1329 = 0.00
```

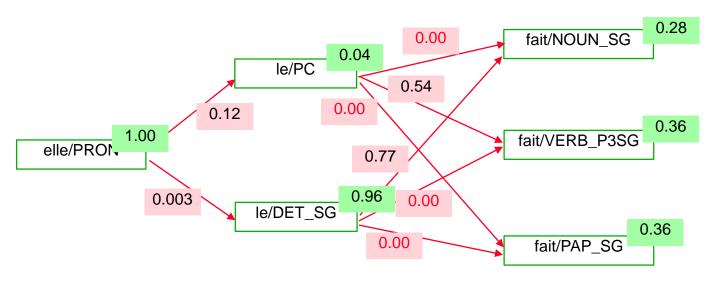
Probabilités contextuelles





Probabilités lexicales et contextuelles





```
prob ( elle/PRON le/PC fait/VERB_P3SG ) = 1.00 * 0.12 * 0.04 * 0.54 * 0.36 = 0.00093

prob ( elle/PRON le/DET_SG fait/NOUN_SG ) = 1.00 * 0.003 * 0.96 * 0.77 * 0.28 = 0.00058

prob ( elle/PRON le/DET_SG fait/VERB_P3SG ) = 1.00 * 0.003 * 0.96 * 0.00 * 0.36 = 0
```

78 Bases de l'IA 03/11/2020

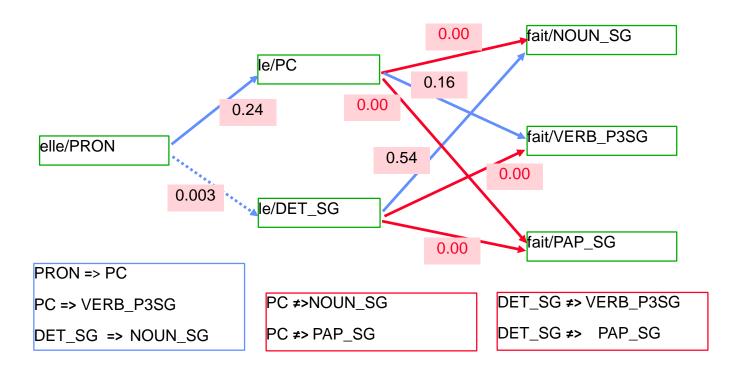
Méthodes à base de règles



- règles "positives"
 - pour définir les séquences possibles
 - exemple:
 - un pronom personnel est suivi d'un verbe
 - un déterminant est suivi d'un nom
- règles "négatives"
 - pour exclure des séquences impossibles
 - exemple:
 - un pronom enclitique ne précède pas un nom
 - un déterminant ne précède pas un verbe

Probabilités et règles





Méthodes à base de « transformations » UNIVERSITÉ D'AZUR



- Brill tagger.
- L'idée générale très simple: deviner l'étiquette de chaque mot, puis revenir en arrière et corriger les erreurs. De cette façon, un tagger Brill transforme successivement un mauvais marquage d'un texte en un meilleur (méthode d'apprentissage supervisée).
- Contrairement au marquage n-gram, il ne compte pas les observations mais compile une liste de règles de ``correction transformationnelle".
- Les règles sont linguistiquement interprétables
- https://www.nltk.org/api/nltk.tag.html#module-nltk.tag.brill

Modèles de Markov cachés



- Les modèles de Markov cachés (HMM) sont largement utilisés pour attribuer la séquence d'étiquettes correcte à des données séquentielles ou pour évaluer la probabilité d'une étiquette et d'une séquence de données données.
- Ces modèles sont des machines à états finis caractérisés par un certain nombre d'états, des transitions entre ces états et des symboles de sortie émis dans chaque état.
- Le HMM est une extension de la chaîne de Markov, où chaque état correspond de manière déterministe à un événement donné. Dans le HMM, l'observation est une fonction probabiliste de l'état.
- Les HMM partagent l'hypothèse de la chaîne de Markov, à savoir que la probabilité de transition d'un état à un autre ne dépend que de l'état actuel c'est-à-dire que la série d'états ayant conduit à l'état actuel n'est pas utilisée.

Modèles de Markov cachés



- Le HMM est un graphe orienté, avec des arêtes pondérées en fonction de la probabilité (représentant la probabilité d'une transition entre les états source et récepteur), où chaque sommet émet un symbole de sortie lorsqu'il est entré. Le symbole (ou observation) est généré de manière non déterministe.
- Pour cette raison, le fait de savoir qu'une séquence d'observations en sortie a été générée par un HMM donné ne signifie pas que la séquence d'états correspondante (et ce qu'est l'état actuel) est connue. C'est le "caché" dans le modèle de Markov caché.
- Un HMM est souhaitable pour la tâche d'étiquetage morpho-syntaxique car la séquence d'étiquettes présentant la plus grande probabilité peut être calculée pour une séquence donnée de mots. Pour tenir compte de la combinaison optimale des tags pour une unité plus grande, telle qu'une phrase, le HMM exploite l'algorithme de Viterbi, qui calcule efficacement le chemin optimal à travers le graphe étant donné la séquence de mots.

• 83 https://www.nltk.org/_modules/nltk/tag/hmm.html

Natural language toolkit (+ Français)



Les étiqueteurs grammaticaux sont très nombreux pour les langues saxonnes mais plus rares pour le français. Des étiqueteurs sont accessibles avec un modèle pour le français prêt à l'emploi, des autres peuvent fonctionner pour le français mais doivent être entraînés sur un corpus français pré-étiqueté.

NLTK (Natural Language Toolkit)

http://www.nltk.org/

Stanford Parser et CoreNLP (méthodes statistiques)

https://stanfordnlp.github.io/CoreNLP/

http://corenlp.run/

http://nlp.stanford.edu:8080/parser/index.jsp

TreeTagger

https://cis.uni-muenchen.de/~schmid/tools/TreeTagger/

spaCy (méthodes deep)

https://spacy.io/

https://explosion.ai/demos/



Traitement automatique de base

Analyse syntaxique

Objectif de l'analyse syntaxique

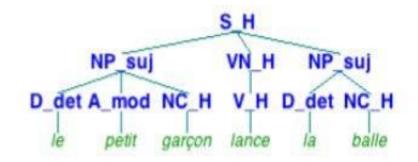


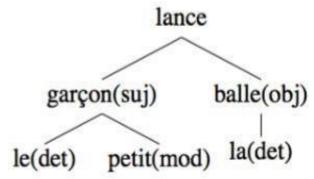
- Analyse syntaxique traditionnelle
 - Généralement fondée sur le paradigme génératif de Chomsky
 - Objet = générer tous et seulement les énoncés possibles dans une langue (énoncés grammaticaux)
 - En analyse = associer à un énoncé (phrase) grammatical(e) de la langue sa structure syntaxique
 - arbre des séquences de réécritures permettant d'obtenir la phrase à partir de l'axiome S de la grammaire

Bases de l'IA 01/03/2023

Exemple de sortie attendue



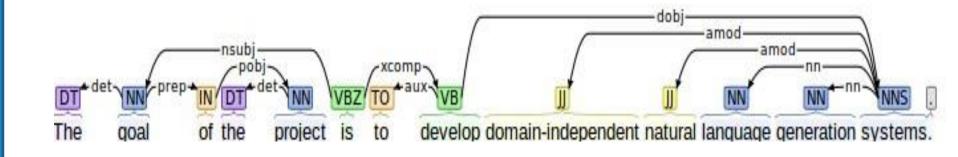




Bases de l'IA 01/03/2023

Exemple d'analyse en dépendances





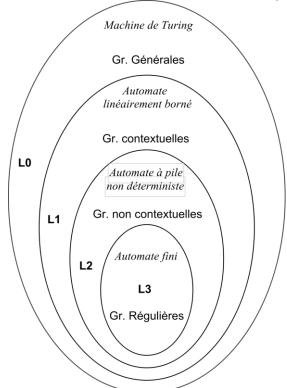
Bases de l'IA 01/03/2023

Grammaires

- G=(Vn, Vt, R, S)
 - Vn : vocabulaire non terminal
 - Vt : vocabulaire terminal
 - R : ensemble de règles de réécriture
 - $X \rightarrow Y S$: axiome de la grammaire
- Suivant les règles de R
 - Grammaire non contrainte → trop « lâche »
- Grammaire en contexte :
 - « X se réécrit Y dans le contexte u v »
 - $uXv \rightarrow uYv$
- Grammaire hors contexte : X → Y
- Grammaire régulière (trop figée)
 - A \rightarrow a ou A \rightarrow aB

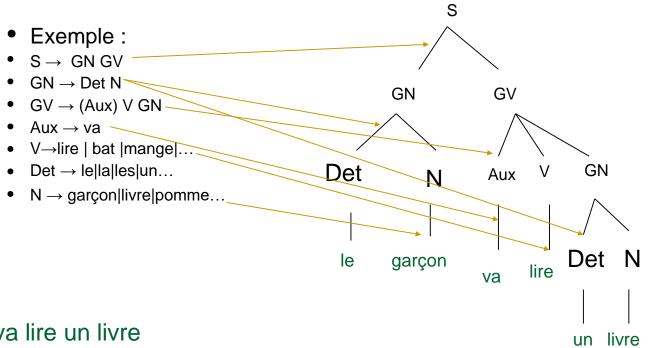
Bases de l'IA





Grammaires hors-contexte





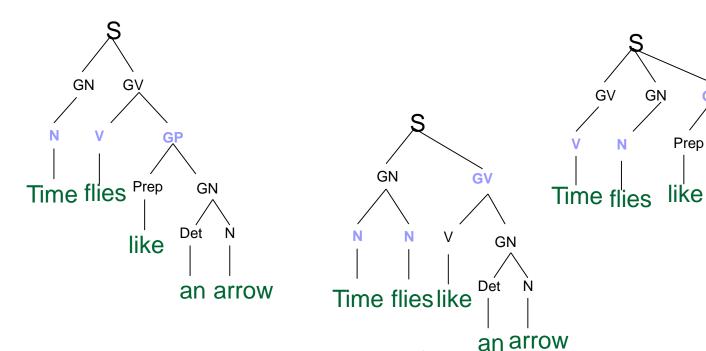
Le garçon va lire un livre

Mais aussi : le pomme va mange la livre

Grammaires hors-contexte



- Différences entre structure de surface et structures profondes
- Exemple « chomskyen » : Time flies like an arrow:



Bases de l'IA

01/03/2023

GN

arrow

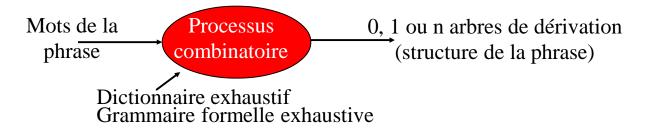
Analyse syntaxique traditionnelle



- Théorie des langages formels de Chomsky
 - Formalisation mathématique pas une théorie linguistique
 - La langue n'est pas un langage indépendant du contexte
 - Les accords
 - Grammaires contextuelles insuffisantes
 - Constituants discontinus : Combien cette salle a-t-elle de fenêtres ?

Analyse syntaxique traditionnelle



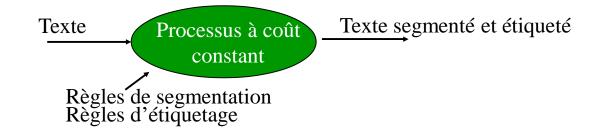


- Caractéristiques (HPSG, LFG, TAG, ...) :
 - Règles de grammaire de type hors-contexte
 - Structures de traits
 - Unification
- Problème : manque de robustesse

Analyse robuste



Analyse robuste, analyse partielle, analyse de surface (shallow parsing)



- Approche empirique : héritage de la reconnaissance de la parole
- Travail sur texte réel, but opérationnel d'abord
- Analyse vue comme un processus informatique
- Principalement des méthodes statistiques

Notion de robustesse en TAL



- Robustesse : plusieurs définitions dans la littérature du TAL
- Idée commune :
 - Capacité d'un système de TAL à traiter des données linguistiques réelles (produites par des locuteurs indépendamment du système)
- Définition (pour un analyseur)
 - Capacité d'un système à produire des analyses utiles pour des textes réels
 - Analyses utiles : analyses (au moins partiellement) correctes et utilisables dans une tâche automatique (application)

Propriétés nécessaires



- Une analyse au moins pour chaque entrée
- Situations d'absence d'analyses fréquentes dans les analyseurs traditionnels
- Enoncés agrammaticaux dans les textes réels
- Mais, plus fréquemment : constructions grammaticales non prédites par le modèle ou les descriptions linguistiques de l'analyseur

- Nombre d'analyses concurrentes limité
- Les analyseurs traditionnels produisent souvent de trop nombreuses analyses (parfois des milliers pour une longue phrase), dont des analyses redondantes (ambiguïtés artificielles)

Méthodes d'analyse robuste



Emergence de méthodes d'analyse robuste

- Trois tendances générales
 - Ajout de mécanismes ad hoc spécifiques pour rendre les analyseurs traditionnels robustes
 - Analyse à base de modèles statistiques
 - Analyse de surface à base de règles (rule-based shallow parsing)

Analyse de surface (shallow parsing)



- Idée de base
- Limiter la « profondeur » et la richesse de l'analyse syntaxique
- Prévoir la possibilité d'analyses partielles

- But
- Obtenir des structures syntaxiques minimales, sous- spécifiées mais linguistiquement motivées (syntagme noyau = chunk)
- Des structures utiles en tant que telles dans des applications
- Première phase d'une analyse syntaxique plus complète

Bases de l'IA

Exemple d'analyse



 [Bill NP] [vit V] [l'homme NP] [sur la colline PP] [avec un télescope PP]

- Chunks : NP, V, PP
- Ambiguïté de rattachement implicite

Analyse de surface: étapes de traitements

- Prétraitement
 - Etiquetage morpho-syntaxique (segmentation, analyse morphologique, désambiguïsation)
- Analyse syntaxique de surface
 - Reconnaissance des syntagmes noyaux (chunks): SN, SP, SV
 - Groupes complexes et propositions
 - Attribution de fonctions syntaxiques (Sujet, Objet, etc.)
- Analyse incrémentale

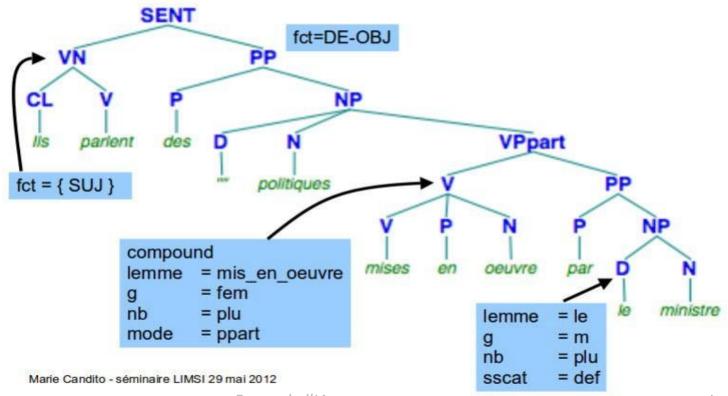
Analyse par apprentissage supervisé



- Nécessité de grands corpus annotés
- Penn TreeBank pour l'anglais
- French TreeBank pour le français

Représentation dans le FTB





Bases de l'IA

Principe de l'analyse probabiliste en constituants



- Probabilistic context-free grammar (PCFG)
 - dès (Booth, 69)
 - une CFG + probabilités:
 - chaque règle est associée à une probabilité
 - Probabilité d'un arbre
 - = probabilité conjointe de toutes les applications de règles sous- jacente à l'arbre
 - «grammaires hors-contexte»
 - => hypothèse d'indépendance entre chaque règle
 - Extraire une PCFG d'un treebank
 - CFG = règles rencontrés dans les arbres du corpus
 - probabilités associées aux règles = estimées par fréquence relative (max de vraisemblance)

Candito₃ 2012)



Inconvénients des PCFG

- Hypothèses d'indépendance trop fortes
 - ne tiennent pas compte du lexique
 - il existe des dépendances structurelles entres les règles
 - Syntagme adjectival : jamais prénominal si contient complément postadjectival un [très charmant] garçon
 - *un [très charmant envers tous] garçon

- Plusieurs solutions proposes
 - algorithme lexicalisé
 - division de symbole/automatique