# Bases de TAL

Master 1 Sciences du Langage
Parcours Industries de la Langue – Linguistic Data Sciences

Martina Barletta
3-6 septembre 2024





# Table des contenus

01

### Introduction

au Traitement Automatique des Langues

04

### **Evaluation**

Comment on évalue des systèmes TAL et l'annotation des données ?

02

### Histoire du TAL

Du rapport ALPAC à ChatGPT

05

### Métriques

Pourquoi et comment évaluer correctement ?

03

### Tâches

Et campagnes d'évaluation

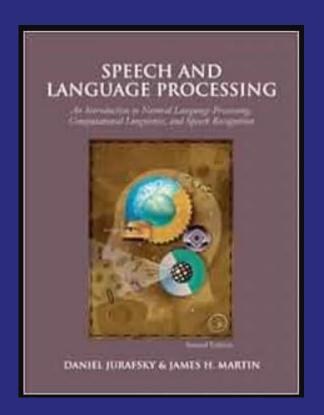
06

### Exposé

sur les thématiques du cours

# Speech and Language Processing

Dan Jurafsky et James H. Martin Full version available online!





Et chaîne de traitement





# Réduire la langue à des problèmes calculables

Théorie de la calculabilité → définir les limites de ce qui peut être calculé à travers un algo =/=
Théorie de la complexité → définir quelle est l'éfficacité d'un algorithme

Se soucier d'un problème à la fois pour ne pas s'occuper de la langue comme système Le problème général est divisé en plusieurs sousproblèmes plus petits

# Chaîne de traitement en TAL



### Module

Manipulations de l'objet texte pour idéntifier et/ou étiqueter des objets linguistiques à différents niveaux textuels

# Comment tokeniser un texte?

En juillet 1799, les soldats de l'armée de Napoléon découvraient près de la ville de Rosette, sur le delta du Nil, une pierre qui allait devenir l'une des plus célèbres de l'Antiquité.

Cette pierre, datant de 196 av. J.-C., relatait les honneurs rendus au roi Ptolémée V par les temples d'Égypte sous forme d'un "texte parallèle" en deux langues (le grec et l'égyptien) et trois écritures (les textes égyptiens étant écrits à la fois en hiéroglyphes et en démotique).

Son étude permit à Jean-François Champollion d'apporter en 1822 la clé du déchiffrement de l'écriture hiéroglyphique, découverte qui eut un retentissement considérable car elle mettait fin aux nombreuses controverses et mythes qui avaient entouré cette écriture.

### Comment tokeniser un texte?

- 1. Tokenisez la première phrase du texte à la main
- 2. Téléchargez le texte veronis.txt sur github
- 3. Utilisez le fichier comme fichier d'entrée sur <u>https://corliapi.ortolang.fr/stanza/</u> (option écrit)
- 4. Téléchargez le fichier CoNLL-U et comparez-le avec votre tokenisation

# Le mot en TAL (plutôt, token)

- Passer d'une suite de caractères à une suite de formes -> découpage en
   TOKEN
  - Séparés par des espaces ? Pomme de terre
  - Par des signes de ponctuation ? Chauve-souris, aujourd'hui, *I'm* en anglais
  - Constitués ou qui commencent par de signes de ponctuation ? ⑤, #nplrules
- Certains tokens ne sont pas forcément des mots
  - Chiffres, dates, heures...
    - Acronymes
  - LA PONCTUATION !!! (Let's eat, grandma VS Let's eat grandma)
- Pas toutes les langues utilisent des espaces pour découper leurs mots (japonais)
- Dans la langue parlée, les disfluences ou les fillers, sont-ils des tokens?

# Plusieurs types de tokenisation

"Don't you love 🥰 Transformers? We sure do."

- Sur les espaces
   ["Don't", "you", "love", "\(\beta\)", "Transformers?", "We", "sure", "do."]
- Token = mot (au sens linguistique) et ponctuation ["Don", "'", "t", "you", "love", "\begin{align\*}" Transformers", "?", "We", "sure", "do", "."]
- Espaces, ponctuation et tokenisation à base de règles
   ["Do", "n't", "you", "love", "\end{align\*}", "Transformers", "?", "We", "sure", "do", "."]
- Autres algorithmes (<u>Byte-Pair Encoding</u>)

# Lemmatisation

- Obtenir la forme canonique ou lemme d'un mot à partir d'une forme donnée
  - Verbe forme à l'infinitif (sans flexion)
    - Il court → courir
  - Pour un nom, adjectif, article, ... forme au masculin singulier
    - Cheval, chevaux → cheval
- La lemmatisation demande des ressources et un traitement linguistique (couteuse)
- Elle permet d'agréger des variantes flexionnelles et non pas des mots ayant la même racine

# Stemming (racinisation)

- Obtenir la racine d'un mot, commune à toutes les variantes morphologiques d'un mot à travers la suppression des flexions et des suffixes
- Elle est généralement à base de règles, rapide et dépends de la langue
- Demande moins de ressources que la lemmatisation (vocabulaire plus petit)

# Annotation

Segmenter un texte en plusieurs sous-unités et associer une étiquette aux unités qui nous intéresse traiter

Annoter tous les tokens d'un texte et associer une ou plusieurs étiquettes à chaque token

POS-tagging

Délimiter des tokens ou suite de tokens dans les textes et leur associer des étiquettes

> Entités nommées Coréférence

# Annotation (I)

 L'annotation servait à fournir des informations pour le développement et mise à l'épreuve des théories en linguistique, ou, comment on l'appelle aujourd'hui, à la linguistique des corpus (...) ces ressources servent aujourd'hui à la linguistique mais aussi au traitement automatique des langues (...)

(Ide, Handbook of linguistic annotation, 2017)

# Annotation (II)

Associer à chaque token une ou plusieurs étiquettes

 Délimiter un token ou ensemble de tokens et associer une étiquette

# Annotation (III)

Associer à chaque token une ou plusieurs étiquettes

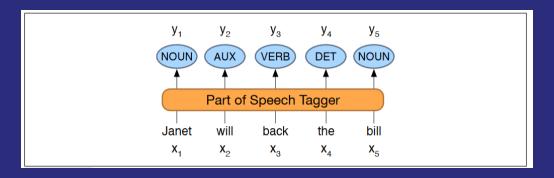
"Such tasks in which we assign, to each word xi in an input word sequence, a label yi, so that the output sequence Y has the same length as the input sequence X are called **sequence labeling tasks**." (Jurafsky et Martin, 2008)

- Étiquetage morphosyntaxique
- Lemmatisation
- Traits morphosyntaxiques
- La <u>précision</u> des algorithmes d'annotation morphosyntaxique est actuellement très haute (autour du 97%)

# POS tagging

Associer à un token sa catégorie morphosyntaxique (nom, verbe, adjectif, adverbe etc.)

- Utile dans l'élimination des stop words
- Regroupement de termes complexes
- Désambiguïsation
- Construire une représentation syntaxique du texte



Jurafsky and Martin, 2008 (internet version)

# (Stop Words)

- Mots vides en français (prépositions, articles, pronoms...)
- Sa distribution est uniforme sur les textes du corpus sa fréquence est similaires dans tous les textes d'un corpus -> mots qui ne sont pas discriminants dans le significat du texte
- Pour certaines tâches, on peut les retirer des textes pour faciliter le traitement
- BONUS : allez regarder la <u>loi de Zipf</u>!

# Exo POS tagging

Le chat mange la souris

La pomme de terre n'était pas connue en Amérique avant 1596.

La petite porte le voile

Tagset : DET, NOUN, ADJ, VERB, PRON...
(formalisme UD)

Quelles versions de la dernière phrase sont possibles ?

Open class words	Closed class words	Other
ADJ	<u>ADP</u>	PUNCT
ADV	<u>AUX</u>	SYM
INTJ	CCONJ	<u>X</u>
NOUN	DET	
PROPN	<u>NUM</u>	
<u>VERB</u>	PART	
	PRON	
	SCONJ	

```
pomme de terre – NOUN ?
                               pomme – NOUN
                                  de – ADP
                                terre - NOUN
                       n' – ADV
Le – DET
                       était – AUX
chat - NOUN
                       pas – ADV
mange – VERB
                       connue - VERB
la – DET
                       en - ADP
souris – NOUN
                       Amérique - PROPN
. - PUNCT
                       avant - ADP
                       1596 – NUM
                       . - PUNCT
```

La – DET

Open class words	Closed class words	Other
<u>ADJ</u>	<u>ADP</u>	PUNCT
<u>ADV</u>	<u>AUX</u>	SYM
<u>INTJ</u>	CCONJ	<u>X</u>
<u>NOUN</u>	<u>DET</u>	
<u>PROPN</u>	<u>NUM</u>	
<u>VERB</u>	PART	
	PRON	
	SCONJ	

La - DET
petite - ADJ
porte - NOUN
le - PRON
voile - VERB

La - DET
petite - NOUN
porte - VERB
le - DET
voile - NOUN





# Annotation (II)

 Délimiter un token ou ensemble de tokens et associer une étiquette

Le phénomène qu'on veut annoter est « dilué » dans le texte, il faut d'abord le délimiter puis associer l'étiquette nécessaire

- Entités nommées
- Coréférence
- Sentiment analysis
- Hate speech
- Toxic content

# Entités nommées

# Les noms propres (PROPN) sont habituellement des unités polylexicales (Multi Word Phrases)

Named entity – entité qui peut être indiquée à travers un nom propre Personne, lieu, organisation...

Ex. Marie Curie, Léon Marchand, New York, Université Grenoble Alpes

NER – named entity recognition  $\rightarrow$  trouver des empans de texte qui représentent des noms propres et étiqueter le type d'entité représenté

# Exo entités nommées

TAGSET: PER, LOC, ORG, TIME, MONEY

Citing high fuel prices, United Airlines said Friday it has increased fares by \$6 per round trip on flights to some cities also served by lower-cost carriers. American Airlines, a unit of AMR Corp., immediately matched the move, spokesman Tim Wagner said. United, a unit of UAL Corp., said the increase took effect Thursday and applies to most routes where it competes against discount carriers, such as Chicago to Dallas and Denver to San Francisco.

# Solution

Citing high fuel prices, [ORG United Airlines] said [TIME Friday] it has increased fares by [MONEY \$6] per round trip on flights to some cities also served by lower-cost carriers. [ORG American Airlines], a unit of [ORG AMR Corp.], immediately matched the move, spokesman [PER Tim Wagner] said. [ORG United], a unit of [ORG UAL Corp.], said the increase took effect [TIME Thursday] and applies to most routes where it competes against discount carriers, such as [LOC Chicago] to [LOC Dallas] and [LOC Denver] to [LOC San Francisco].

# Entités nommées

### **AstroERC**

Extension du corpus TDAC (Time-Domain Astrophysic Corpus)

Alkaan et al., 2024

Annotation des entités nommées, la coréférence et les rélations sémantiques dans un corpus d'astrophysique composé de 300 rapports d'observation en anglais

# **AstroERC**

We discovered PS19did on MJD 58666.31 = 2019-07-02.31 at w=19.9 +/- 0.1 mag\_itagentary [...] The new transient source is in the galaxy UGC 11003.

[...] A spectrum was obtained of the possible supernova with the 1.82-m Plaskett telescope.

[...] Adopting the host galaxy redshift z=0.03566 (NED) yields an expansion velocity...

[...] Followup observations of this intrinsically faint transient are encouraged.

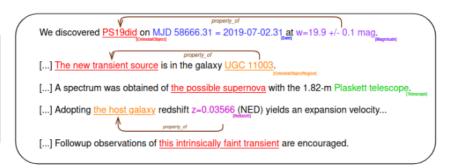
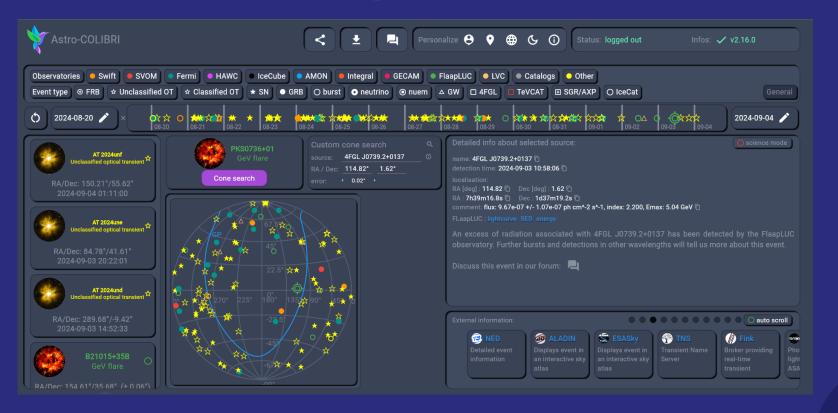


FIGURE 1 – Extrait d'un rapport d'observation. A gauche, un exemple d'annotation en entités nommées uniquement, et à droite, l'annotation des entités nommées avec en plus l'annotation des mentions de coréférences et des relations sémantiques entre les objets célestes (mentions de type CelestialObject) et leurs propriétés physiques.

# Pour quel but?



# La notion de TASK en TAL

Reconnaissance

de la parole

Correction

Désambiguïsation lexicale

Traduction

Recherche

d'information

Synthèse de la parole

Extraction d'information

Reconnaissance d'entités

Rôles

Similarité

Dialogue

Génération

Réponse à des questions

Résumé

Inspiré du cours de X. Tannier - ETAL 2021

# Shared task

- Campagnes qui rassemblent chercheurs et industriels
- Trouver une solution à un problème commun en utilisant le même jeu de données et les mêmes métriques d'évaluation (framework pas toujours défini)

Chaque équipe propose un système, entrainé (habituellement) sur un jeu de données commun (gold standard annotation), évalué sur un jeu de données commun (blind dataset parfois) et selon les mêmes métriques.

<u>SemEval</u> – International Workshop on Semantic Evaluation

<u>CoNLL</u> – SIGNLL conference on Computational Natural Language Learning

FakeNewsChallenge

**EVALITA** (Italie)

<u>DEFT fouille de texte</u> (France)

# **Benchmark**

 Benchmark mesurer et comparer la performance des modèles sur une tâche ou un ensemble de tâches

# **EVALITA 2023**

### Affect

- <u>EMit</u> Categorical Emotion Detection in Italian Social Media (O. Araque, S. Frenda, D. Nozza, V. Patti, R. Sprugnoli)
- EmotivITA Dimensional and Multi-dimensional emotion analysis (G. Gafà, F. Cutugno, M. Venuti)

### Authorship Analysis

- <u>PoliticIT</u> Political Ideology Detection in Italian Texts (D. Russo, S.M. Jiménez-Zafra, J.A. García-Díaz, T. Caselli, M. Guerini, L.A. Ureña-López, R. Valencia-García)
- GeoLingIt Geolocation of Linguistic Variation in Italy (A. Ramponi, C. Casula)
- <u>LangLearn</u> Language Learning Development (C. Alzetta, D. Brunato, F. Dell'Orletta, A. Miaschi , K. Sagae, C.H. Sánchez-Gutiérrez, G. Venturi)

# **EVALITA 2023**

### Computational Ethics

- <u>HaSpeeDe 3</u> Political and Religious Hate Speech Detection (M. Lai, F. Celli, A. Ramponi, S. Tonelli, C. Bosco, V. Patti)
- <u>HODI</u> Homotransphobia Detection in Italian (D. Nozza, G. Damo, A.T. Cignarella, T. Caselli, V. Patti)
- <u>MULTI-Fake-DetectiVE</u> MULTImodal Fake News Detection and VErification (A. Bondielli, P. Dell'Oglio, A. Lenci, F. Marcelloni, L.C. Passaro)
- <u>ACTI</u> Automatic Conspiracy Theory Identification (G. Russo, N. Stoehr, M. Horta Ribeiro)

### New Challenges in Long Standing Tasks

- <u>NERMuD</u> -Named-Entities Recognition on Multi-Domain Documents (T. Paccosi, A. Palmero Aprosio)
- <u>CLinkaRT</u> Linking a Lab Result to its Test Event in the Clinical Domain (B. Magnini, B. Altuña, A. Lavelli, M. Speranza, R. Zanoli)
- <u>WiC-ITA</u> Word-in-Context task for Italian (P. Cassotti, L. Siciliani, L. Passaro, M. Gatto, P. Basile)
- <u>DisCoTEX</u> Assessing DIScourse COherence in Italian TEXts (D. Brunato, D. Colla, F. Dell'Orletta, I. Dini, D.P. Radicioni, A.A. Ravelli)



- Réponse automatique à des questionnaires à choix multiples issus d'annales d'examens de pharmacie
- Corpus : FrenchMedMCQA
- FrenchMedQA 3105 question fermées composés de :
  - Un identifiant
  - La question
  - Cinq options
  - L'ensemble des réponse(s) correcte(s)



### Deux tâches :

- Tâche principale identifier l'ensemble des réponses correctes parmi les cinq proposées pour une question donnée. Moins de 3 milliards de paramètres
  - Tâche annexe : pareil mais pas de limites sur la taille des modèles

### Métriques :

- Exact Match Ratio (taux des réponses parfaitement justes)
- Hamming Score (taux des réponses juste parmi l'ensemble des réponses et référence)

# L'importance des campagnes d'évaluation...

- Permettent de faire avancer la recherche sur des thématiques spécifiques à travers la compétition
- Problèmes éthiques, entre autres le manque de ressource adéquates pour certaines équipes (ordinateurs assez puissants)
- Les gagnants parfois ne publient pas de manière claire (secretiveness)
- Manque de description des résultats négatifs (ne permet pas d'avancer)
- Certaines équipes se retirent des compétitions si pas bien placés pour ne pas nuire à leur réputation – surtout dans l'industrie
- Plutôt que trouver une vraie solution, on s'occupe d'adapter notre système à un data set existant et à le mesurer avec la métrique prévue

# Annotation de la continuité référentielle dans un corpus scolaire

Résultats préliminaires

# 1. Contexte

Recherche doctorale, état de l'art et corpus existants

#### Contexte de la recherche

Étude des phénomènes de cohérence et cohésion textuelle dans un corpus d'écrits d'élèves d'école primaire longitudinal et comparable en français, italien et espagnol

#### Problématiques:

Comment la **cohérence/cohésion textuelle** se construit à l'école primaire dans les trois langues ?

Quelles sont les différences et similarités entre les trois langues ?

Comment la décrire de manière empirique

pour nourrir la réflexion et les pratiques en didactique de l'écriture ?

#### Méthodologie:

 Annotation comparable des chaines de continuité référentielle

#### Focus sur la coréférence

#### Extraction d'information - Coréférence

Une sorcière avait une maison noire et un chat noir. Il se cachait dans la maison pour ne pas qu'on le voie. Il ne sortait que la nuit. Un jour la sorcière en avait marre. Avec sa baguette magique elle l'a transformé en chat vert comme ça elle le voyait tout le temps.

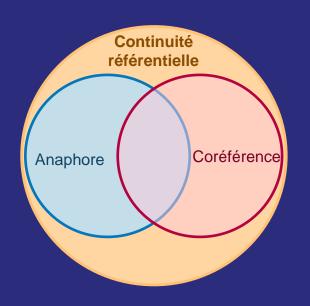
Texte normalisé tiré du corpus Scoledit, CE2, élève 207

#### Une sorcière > la sorcière > sa > elle > elle

un chat noir > II > le > II > l' > chat vert > le

- Continuité référentielle dans notre travail, ensemble des expressions linguistiques utilisées par l'élève pour réaliser la présence de référents donnés dans l'univers d'un texte donné (Garcia-Debanc et al., 2019 ; inspiré de T. Givón, 1983)
- Chaine de référence suite d'au moins trois expressions d'une production écrite ou orale qui renvoient à une même entité appartenant à l'univers du texte (Schnedecker, 1997, 2021) (Chastain, 1975; Corblin, 1985, 1995; Charolles, 1988)

## Anaphore et coréférence



#### **Anaphore**

- (Corblin, 1995; Poesio, 2016)
- « suppose la mise en relation d'une expression non autonome du point de vue de la référence et d'une expression référentielle susceptible de la

« saturer » (Schnedeker, 2019 p.11, Corblin, 1995)
Relation asymétrique

#### Coréférence

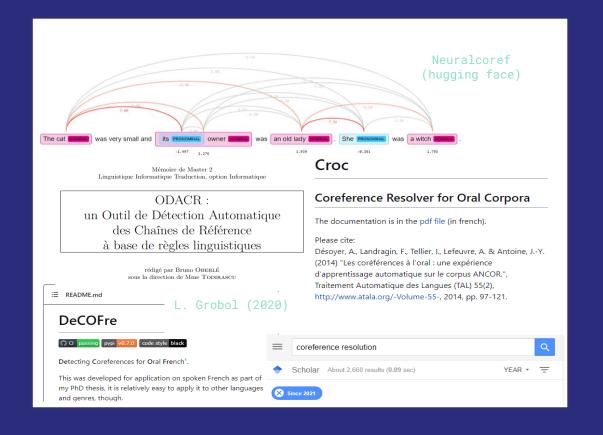
 « forme d'identité référentielle entre les référents évoqués » (Schnedeker, 2019, p. 13)

Relation symétrique

#### Utilité de la résolution de coréférence

- Systèmes de dialogue
- Réponse aux questions
- Traduction automatique
- Text summarization (de quoi on parle dans un texte)?
- Études sur le développement de l'écriture à l'école primaire

#### Outils « off the shelf »



# Corpus annotés en coréférence en français



2019



2021

- Premier corpus de grand taille annoté et librement disponible en français
- Corpus en diachronie longue du 12<sup>e</sup> au 21<sup>e</sup> siècle
- Annotation des chaînes tout au long des texteschaines globales
- Exploitation par des outils TAL

- Corpus d'écrits scolaires annoté en continuité référentielle écrits sollicités par la recherche
- S'inspire de Annodis et de DEMOCRAT
- Elaboration d'une cartographie des formes linguistiques qui manifestent la cohérence et cohésion textuelles
- Annotation limitée aux référents provoqués par la consigne

Landragin 2021, 2022; Landragin et al., 2024

Garcia-Debanc et al., 2021

## Le corpus Scolinter

اا



(Goigoux, 2016) CP - CE1

Scoledit

(Wolfarth et al., 2017) CP – CM2



(Ponton et al., 2021)

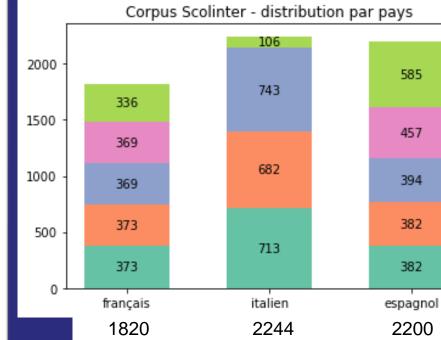
ANR - 2018 - 2022 Constitution de corpus d'écrits scolaires

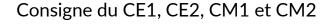


RésolCo (Garcia-Debanc et al., 2017, 2021) Ecriscol (Doquet, 2020) Littéracie Avancée (Jacques & Rinck, 2017)

## Le corpus Scolinter – textes récoltés













5 - CM2 4 - CM1

3 - CE2

2 - CE1

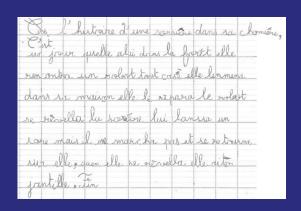
1 - CP

## Constitution du corpus

#### Scan

#### Transcription

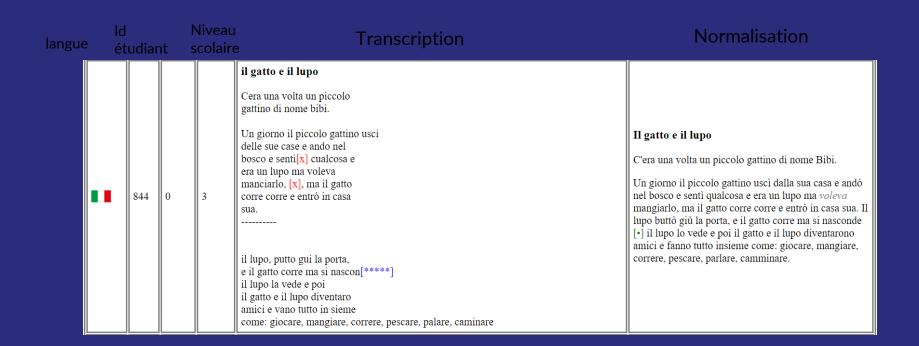
### Normalisation



[x]<sup>C'est</sup> l'histoire d'une sorsière dans sa chomiére, un jour quelle alai dans la forêt elle rencontra un robot tout casè elle lenmena dans sa maison elle le rèpara le robot se rèvella la sorsière lui lanssa un sore mais il ne marcha pas et se retourne sur elle; quen elle se rèvella elle aiter jantille. Fin

C'est l'histoire d'une sorcière dans sa chaumière. Un jour qu'elle allait dans la forêt elle rencontra un robot tout cassé, elle l'emmena dans sa maison et elle le répara. Le robot se réveilla. La sorcière lui lança un sort mais il ne marcha pas et se retourne sur elle ; quand elle se réveilla elle était gentille. Fin

# Plateforme de visualisation du corpus



Lien vers la plateforme : <a href="https://scoledit.org/scolinter/corpus.php">https://scoledit.org/scolinter/corpus.php</a>

# 2.

# Annotation

en continuité référentielle du corpus Scolinter

# **Guide**d'annotation

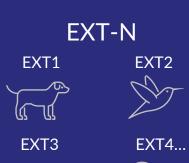
- Annotation de toutes les mentions et les chaines provoquées par les personnages imposés par la consigne ou les entités ajoutées par l'élève
- Annotation de chaines, anaphores et singletons > visée didactique
- Étiquettes cat, witch, wolf, robot
- Étiquettes extN sur le texte si il y a des entités animées externes à la consigne













# Campagnes d'annotation

Pré-campagne Guide

> plusieurs annotateurs 15 textes français 15 textes italien CE1 – CM2 papier

#### Annotation

rodage

Première campagne

22 annotateurs (M1 SDL) 20 français, 2 italiens 13 textes par binôme CE2 INCEpTION

1 Un jour, un jeune chat joue aux ballons.

(Coreference)

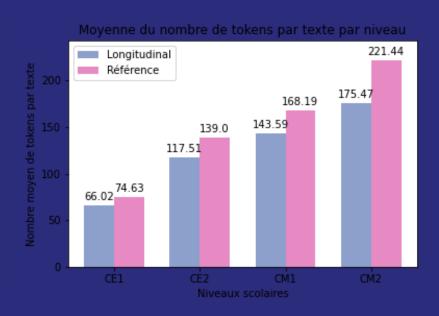
2 annotatrices 111 textes en français CE1 – CM2 INCEpTION RÉSULTATS PRÉLIMINAIRES 3.

# Observations et résultats

Sur la première campagne d'annotation

# Caractérisation du corpus de référence (I)

Niveau	Nb textes	Nb tokens	Nb moyen tokens par texte
CE1	32	2 388	74,63
CE2	25	3 475	139
CM1	27	4 541	168,19
CM2	27	5 979	221,44
Corpus	111	16 383	150,82



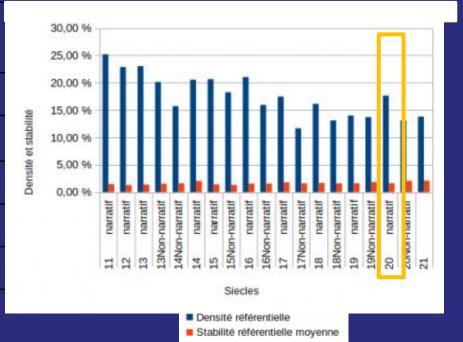
# Caractérisation du corpus de référence (II)

Niveau	Maillons	Nb moyen de référents par texte	Dénsité référentielle (maillons/tokens)	Longueur moyenne des chaines
CE1	461	2,21	19,3%	6,54
CE2	651	2,56	18,73%	10,68
CM1	868	3,11	19,11%	11,01
CM2	1 066	3,48	17,83%	11,60
Corpus	3 046	2,84	18,59%	9,96

# Caractérisation du corpus de référence (II)

Comparaison de la densité et de la stabilité référentielle entre textes narratifs et non-narratifs dans le corpus DEMOCRAT. (Landragin *et al.*, 2024)

Niveau	Maillons	Nb moyen de référents par texte	Dénsité référentielle (maillons/tokens)
CE1	461	2,21	19,3%
CE2	651	2,56	18,73%
CM1	868	3,11	19,11%
CM2	1 066	3,48	17,83%
Corpus	3 046	2,84	18,59%

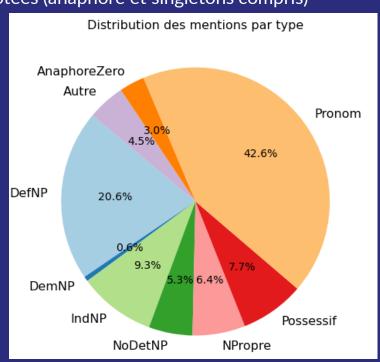


#### Caractérisation des mentions

Statistique sur toutes les mentions annotées (anaphore et singletons compris)

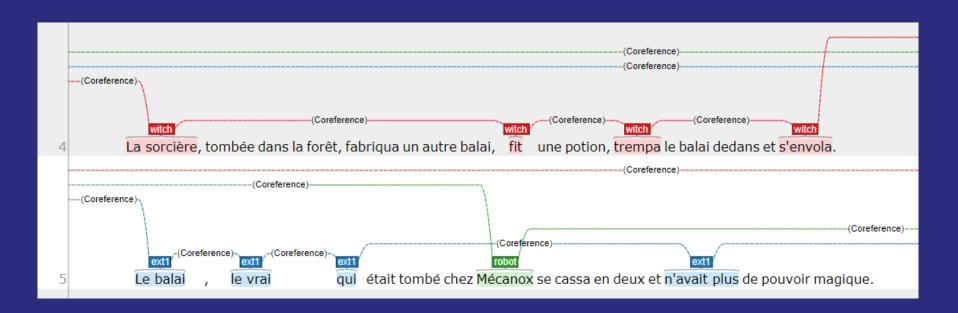
Nb	%
1 248	42,6%
604	20,6%
272	9,3%
226	7,7%
186	6,4%
154	5,3%
132	4,5%
89	3%
17	0,6%
2 928*	
	1 248 604 272 226 186 154 132 89

<sup>\*</sup>Certaines mentions sont étiquetées plusieurs fois avec des référents différents, ici chaque mention est comptée une seule fois



Typologie des mentions inspirée de AnnoDis, cité par Federzoni *et al.*, 2021

# Difficultés d'annotation : l'anaphore zéro en français



# 4. Conclusions

#### Conclusions

Densité référentielle cohérente avec textes narratifs de scripteurs experts (Landragin *et al.,* 2024)

> Anaphore zéro difficile à annoter

Nouvelle campagne d'annotation en cours (juin-septembre 2024)

# Perspectives en annotation

- ▷ Troisième campagne d'annotation :
  - 150 textes en italien : CE1 CE2
  - 150 textes en français : CE1 CE2

 Deux annotateurs pour le corpus français, deux annotateurs pour le corpus italien

Comparaison des résultats entre français et italien

# Perspectives en évaluation

 Adjudication et calcul de l'accord interannotateur possibles sur INCEpTION (layer personnalisé)

Garantir la fiabilité des données annotées (Fort, 2012 ;
 Mathet et Widlöcher, 2016)

 évaluer la délimitation des mentions et l'attribution d'un référent (Mathet & Widlöcher, 2016 ; Quignard et al., 2021) en utilisant γ - gamma (Mathet et al., 2015)

# 04

# Évaluation

(section inspiré du cours d'Initiation au TAL Diapos de Olivier Kraif et Martina Barletta, 2023-2024)





# L'annotation (encore une fois !)

- Cette étape consiste à enrichir les textes avec des données supplémentaires
- Elles peuvent être embarquées (codées dans le texte même) ou débarquées (codées à part)
- Ces annotations peuvent porter sur différents niveaux (texte, phrases, chunks, mots, caractères...)
- > Elles permettent notamment de
  - > construire, tester, évaluer des modèles TAL
  - évaluer un modèle linguistique
  - observer des phénomènes
  - > etc.
- Il est important d'évaluer correctement cette étape pour mesurer la qualité des données (accords inter-annotateurs, silence/bruit) qui serviront aux analyses ultérieures

# Mais avant tout, il faut évaluer ses données !

- À quel point mes données sont appropriées à ma tâche?
- À quel point la couche d'annotation que j'ai rajoutée est-elle *fiable* ?
  - À quel points mes annotateurs sont *fiables*?

La qualité de l'annotation ne peut pas être évaluée directement On peut observer *l'accord* entre nos annotateurs selon les décisions prises

Si un seul annotateur -> «carottages» sur les annotations de manière aléatoire

#### Si deux annotateurs :

- Conciliation entre les deux versions
- La version finale est le résultat de la décision d'un superannotateur expert

### Comment calculer l'accord

- Différents coefficients possibles
- S (Bennet et al., 1954)
- π (Scott)
- κ (Cohen pour 2, Fleiss pour plus de 2 annotateurs)
- Alpha (Krippendorf)

## K de Cohen

Calculé entre deux annotateurs (pairwise)

$$\kappa \equiv rac{p_o-p_e}{1-p_e} = 1-rac{1-p_o}{1-p_e}$$

 $p_o-$  proportion de l'accord entre 2 annotateurs  $p_e-$  probabilité d'un accord aléatoire

Accord total  $\rightarrow$  k = 1 Désaccord total  $\rightarrow$  k = 0

$$p_e=rac{1}{N^2}\sum_k n_{k1}n_{k2}$$

p(e) – probabilité d'un accord aléatoire N =observations à catégoriser  $Nk_i -$ nb de fois où l'annotateur i a choisi la catégorie k

## K de Cohen

## K de Cohen

#### Interpretation of Kappa

	Poor	Slight	Fair	Moderate	Substantial	Almost perfect
Kappa	0.0	.20	.40	.60	.80	1.0

Kappa	Agreement
< 0	Less than chance agreement
0.01 - 0.20	Slight agreement
0.21 - 0.40	Fair agreement
0.41 - 0.60	Moderate agreement
0.61 - 0.80	Substantial agreement
0.81 - 0.99	Almost perfect agreement

# 05 INCEpTION





#### Exo en annotation de la coréférence

- Connectez-vous à <a href="https://inception-demo.atilf.fr/">https://inception-demo.atilf.fr/</a>
- Username : prénom.nom
- Mdp : masteridl2024
- jamie.peake (Jamie Peake)
- auregan.nedelec (Auregan Nedelec)
- camille.lepelletier (Camille Lepelletier)
- camille.p (Camille Proust)

Scolinter - français 2024

# Évaluation II





#### Définition d'évaluation

(en Traitement Automatique des Langues)

- Établir la qualité et la performance des modèles et des applications de TAL
- Mesurer à quel point l'application est capable de réaliser une tâche spécifique
- Pour mesurer la performance, on applique des métriques différentes selon la tâche et les objectifs de la tâche.

## Pourquoi évaluer des systèmes TAL?

L'évaluation des traitements du TAL est un enjeu très important : il existe de nombreuses méthodes pour résoudre un problème et de nombreuses manières de paramétrer un système, et la possibilité d'évaluer finement ses résultats est essentielle pour l'améliorer et en optimiser les performances.

## Évaluation qualitative

- Examiner manuellement les sorties
- Analyser qualitativement le type d'erreur
  - Classer les erreurs
  - En expliquer la cause

Par ex. trouver des faux négatifs et des faux positifs





## Évaluation quantitative

#### Les métriques

- Précision, rappel, f-measure
- Familles de métriques pour la traduction automatique
  - À chaque task, sa métrique





## Métriques

**Bruit** – la proportion de faux positifs dans la sortie d'un système

Ex. La proportion de faux positifs dans un système de correction orthographique par rapport au nombre de mots identifiés.

Silence – la proportion de faux négatifs dans la sortie d'un système

Ex. La proportion de faux négatifs par rapport au nombre de mots à idéntifier comme erronées.





### Métriques

Précision – le nombre d'étiquettes correctes sur le nombre d'étiquettes données

$$P = VP / (VP+FP)$$

Rappel – le nombre d'étiquettes correctes sur le nombre d'étiquettes attendues

$$R = VP / (VP + FN)$$

F-mesure – la moyenne harmonique de la précision et du rappel d'un système

$$F = 2PR / (P+R)$$

- BLEU (Bilingual Evaluation Understudy) machine translation, question answering, summarization, text generation
- ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation) text generation, video captioning, summarization
- Perplexity
- METEOR (Metric for Evaluation of Translation with Explicit ORdering) image and video captioning, text generation, question answering
- Word Error Rate (WER) transcription automatique
- Exact match
- CIDEr (Consensus-based Image Description Evaluation)
- UAS (Unlabeled Attachment Score) dependency parsers
- LAS (Labeled Attachment Score) dependency parsers
- BERTscore...

Blagec et al., 2022

### Coreference Resolution Metrics

- MUC-F
- B-cubed
- CEAF
- BLANC



## Les biais dans les modèles





# Évaluation automatique des biais de genre dans des modèles de langue auto-régressifs

Ducél et al., 2024

- Evaluation de sept modèles génératifs face à la rédaction de lettres de motivation
- Détection des marqueurs morpho-syntaxiques dans les lettres
- Résultat : les modèles favorisent plus largement la génération de masculin face à un prompt « neutre »
- Les modèles étudies « exacerbent des stéréotypes attestés en sociologie en associant les professions les professions stéréotypiquement féminines aux textes au féminin, et les professions stéréotypiquement masculines aux textes au masculin. » (Ducel et al., 2024)

### L'écart genré varie selon la profession

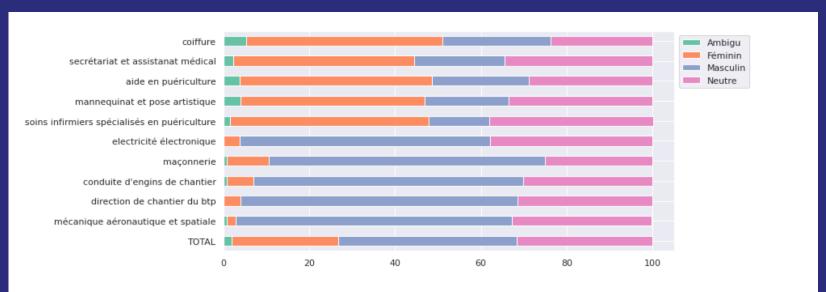


FIGURE 4 – Distribution des genres pour les 10 domaines les plus biaisés. -  $FR_{Neutre}$ 

### L'écart genré varie selon la profession

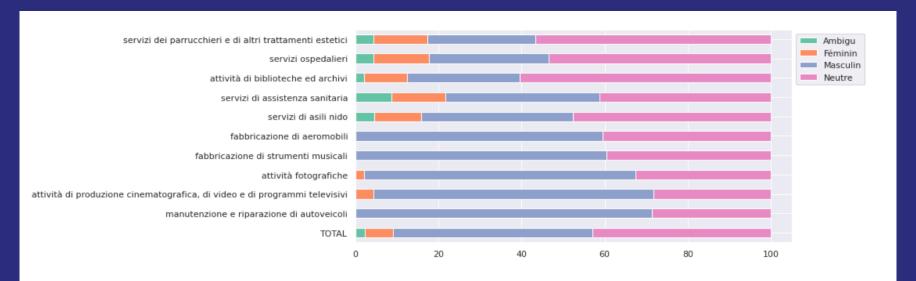


FIGURE 6 – Distribution des genres pour les 10 domaines les plus biaisés. -  $IT_{Neutre}$ 

### L'impact sur l'environnement



• Changement climatique : l'IA est-elle un danger pour la planète ? France Inter, 16/08/2024

### Questionnaire de fin de cours

Disponible au lien suivant : <a href="https://framaforms.org/cours-bases-de-tal-m1-idl-lds-semaine-36-septembre-2024-1725617669">https://framaforms.org/cours-bases-de-tal-m1-idl-lds-semaine-36-septembre-2024-1725617669</a>

Le même questionnaire sera proposé 6 mois après la fin du cours Vos réponses sont anonymes

### Au revoir!

