

Pseudonymisation de documents textuels

Le cas des décisions de justice

Pavel SORIANO-MORALES **Etalab Data Drink #4** February 21, 2019

DINSIC - ETALAB

Exemple JURITEXT000025735516

RÉPUBLIQUE FRANÇAISE AU NOM DU PEUPLE FRANÇAIS

COUR D'APPEL DE BASSE-TERRE

CHAMBRE SOCIALE
ARRET NO 153 DU SEIZE AVRIL DEUX MILLE DOUZE

APPELANTE

Madame Rosine DU-NOM-FAUX 123, rue de la Vieille-Lanterne 97130 CAPESTERRE BELLE EAU née le 01 janvier 2000

Représentée par Me Christiane ROMIL (TOQUE 119) [...]

Exemple JURITEXT000025735516

RÉPUBLIQUE FRANÇAISE AU NOM DU PEUPLE FRANÇAIS

COUR D'APPEL DE BASSE-TERRE

CHAMBRE SOCIALE
ARRET No 153 DU SEIZE AVRIL DEUX MILLE DOUZE

APPELANTE

Madame Rosine DU-NOM-FAUX 123, rue de la Vieille-Lanterne 97130 CAPESTERRE BELLE EAU née le 01 janvier 2000

Représentée par Me Christiane ROMIL (TOQUE 119) [...]

Exemple JURITEXT000025735516

RÉPUBLIQUE FRANÇAISE AU NOM DU PEUPLE FRANÇAIS

COUR D'APPEL DE BASSE-TERRE

CHAMBRE SOCIALE ARRET NO 153 DU SEIZE AVRIL DEUX MILLE DOUZE

APPELANTE

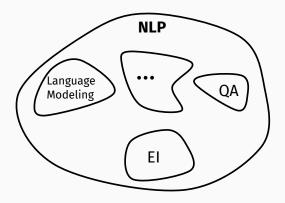
```
Madame B... D...
...
Représentée par Me E... F... (TOQUE 119) [...]
```

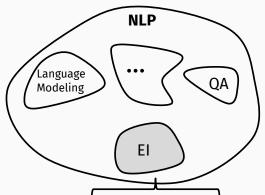
• Les décisions doivent être mises à disposition du public dans le respect de la vie privée (Loi pour une République numérique)

- Les décisions doivent être mises à disposition du public dans le respect de la vie privée (Loi pour une République numérique)
- · Près de 3,9 millions de décisions de justice par an

- Les décisions doivent être mises à disposition du public dans le respect de la vie privée (Loi pour une République numérique)
- · Près de 3,9 millions de décisions de justice par an
- · La relecture reste très coûteuse

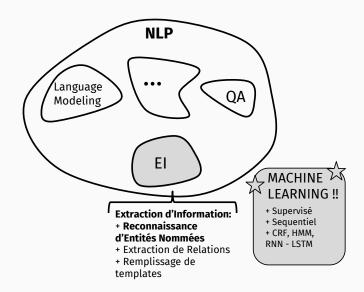
- Les décisions doivent être mises à disposition du public dans le respect de la vie privée (Loi pour une République numérique)
- · Près de 3,9 millions de décisions de justice par an
- · La relecture reste très coûteuse
- · Besoin d'une solution automatisée



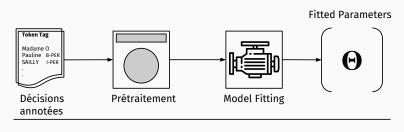


Extraction d'Information:

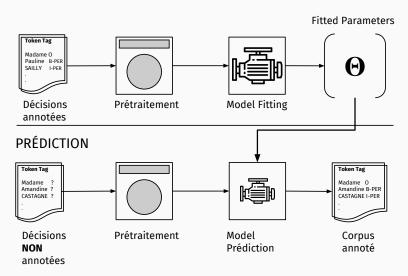
- + Reconnaissance d'Entités Nommées
- + Extraction de Relations
- + Remplissage de templates



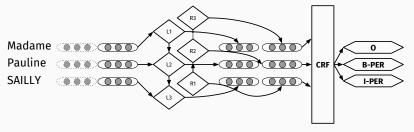
ENTRAÎNEMENT



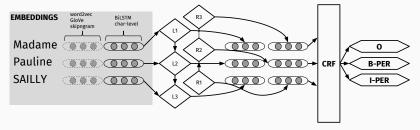
ENTRAÎNEMENT

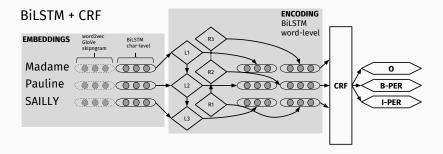


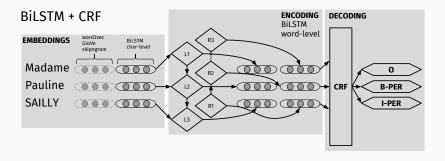
BiLSTM + CRF



BiLSTM + CRF







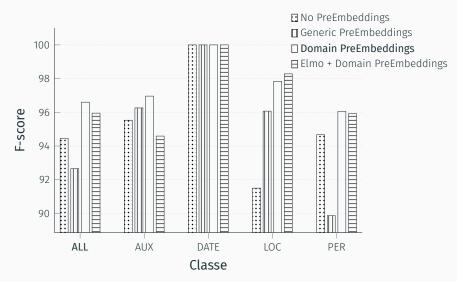
Détails du corpus

Dataset	# de décisions	# de phrases	Tokens
train	57	6 989	173 448
dev	17	2 257	60 293
test	20	1 963	42 964
Totals	94	11 209	276 705

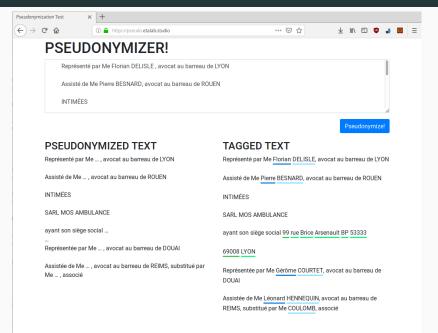
Dataset	AUX	DATE	LOC	PER	ALL
train	1 838	157	1 780 566 434	2 987	6 762
dev	562	54	566	848	2 033
test	545	26	434	629	1 634
Totals	2 935	237	2 780	4 464	10 429

AUX: avocats, membres de la formation de jugement DATE: dates de naissance LOC: adresses de résidence PER: parties et témoins.

Résultats des expériences



PoC: pseudo.etalab.studio



What now?

Améliorer le modèle/système

- Post-traitement à base de règles
- Feature Engineering
- Corriger les erreurs orthographiques
- · Tester des autres algos

Obtenir plus de données

- Génération de données synthétiques (fake data)
- Profiter des décisions déjà pseudonymisées
- Possibilité d'entraîner et tester sur un corpus beaucoup plus large

Générer du fake data

Détection des pseudonymes

Le contrat de travail de Mme X... YYY née le [...] demeurant xxxxxxx, passant à temps partiel sur une base de 20 heures

Générer du fake data

Classification des pseudonymes

Le contrat de travail de Mme **PER PER** née le **DATE** demeurant **LOC**, passant à temps partiel sur une base de 20 heures

Générer du fake data

Remplacement des pseudonymes (par rapport à leur classe)

Le contrat de travail de Mme Marie DUPONT née le 01 janvier 2018, demeurant 99 rue Raoul Servant 69007 LYON, passant à temps partiel sur une base de 20 heures

Conclusion

- La tâche semble faisable avec des méthodes du Machine Learning / NLP
- Le nettoyage du texte et le post-traitement semblent très importants
- · Plus des données sont nécessaires pour valider nos approches

github.com/psorianom twitter.com/psorianom

Merci!

Des questions?

Analyse d'erreurs : AUX et LOC

Classe AUX			Classe LOC		
Token	Real	Predicted	Token	Real	Predicted
signé	0	0	Unité	B-LOC	0
parMadame	0	Ο	Sud	I-LOC	0
CALOT*	I-AUX	0	Secteur	I-LOC	0
Conseiller	0	Ο	2	I-LOC	0
en	0	0			
l'	Ο	0	Centre	B-LOC	B-LOC
absence	0	0	Hospitalier	I-LOC	I-LOC
de	0	0			

Analyse d'erreurs : PER

Classe PER				
Token	Real	Predicted		
M.	0	0		
Julien	B-PER	B-PER		
Chavane	I-PER	I-PER		
de	I-PER	0		
Roissy	I-PER	0		

References i