

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) [...]
```

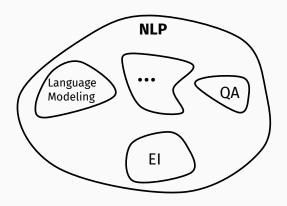
• Les décisions doivent être mises à disposition du public dans le respect de la vie privée (Loi pour une République numérique)

- 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

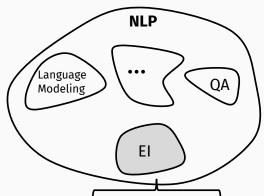
- Les décisions doivent être mises à disposition du public dans le respect de la vie privée (Loi pour une République numérique)
- · Près de 3,9 millions de décisions de justice par an
- · La relecture reste très coûteuse

- 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

Le contexte



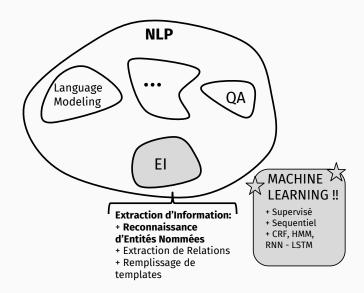
Le contexte



Extraction d'Information:

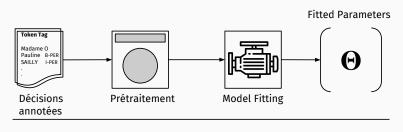
- + Reconnaissance d'Entités Nommées
- + Extraction de Relations
- + Remplissage de templates

Le contexte



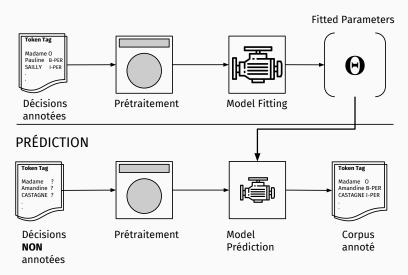
Le processus

ENTRAÎNEMENT



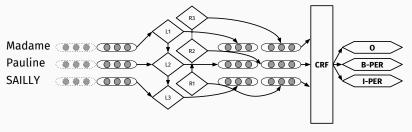
Le processus

ENTRAÎNEMENT

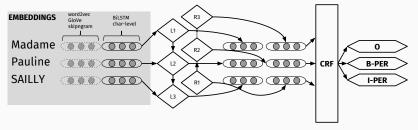


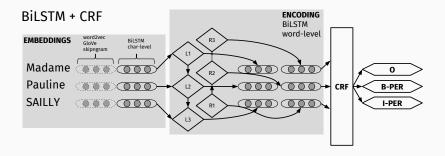
6

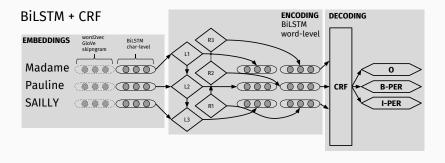
BiLSTM + CRF



BiLSTM + CRF







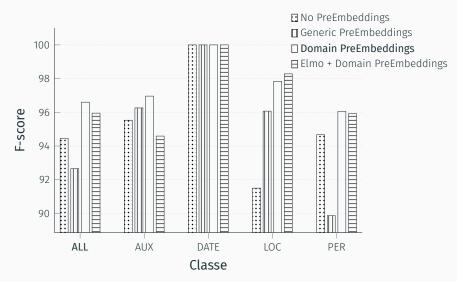
Détails du corpus

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

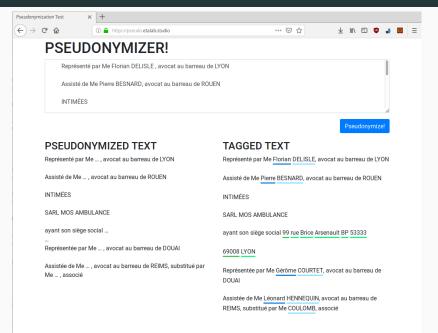
Dataset	AUX	DATE	LOC	PER	ALL
train	1 838	157	1 780 566 434	2 987	6 762
dev	562	54	566	848	2 033
test	545	26	434	629	1 634
Totals	2 935	237	2 780	4 464	10 429

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 (Regex/ML)

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 (ML)

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 (Aléatoire)

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