# Stage Open Data Science

Florian LABORDE

Direction interministérielle du numérique Etalab



Liberté Égalité Fraternité Direction interministérielle du numérique

À propos de moi

# À propos de moi

### Florian Laborde

- Elève-Ingénieur Telecom Paris en année de césure 3A d'école
- Master 2 Mathématiques Vision Apprentissage ENS Paris-Saclay
- Interêt pour la fonction publique et le rôle de l'État dans le numérique

## Stage

- Pôle Open Data : Tam Kien Duong
- Pôle Lab IA: Pavel Soriano
- Travail sur le site data gouv fr



# Open Data Science

Montrer comment les data sciences peuvent contribuer à améliorer l'action publique en matière de circulation de la donnée publique

- La donnée doit être active, vivante
- Qu'est-ce qui va la rendre prête à fournir des services ?
- Rendre la donnée disponible et accessible



,

## Sujet du stage

### Idées directrices

- Faire un état des lieux des jeux de données ouverts
- Comment mieux comprendre les jeux de données
- Avoir une meilleure interaction utilisateur avec les jdd
- Enrichir les jdd

### Concrètement

- Trouver une représentation, vectoriser les jeux de données
- Trouver des thèmes, des manières de structurer automatiquement les données entre-elles
- Proposer des jdd similaires et améliorer la recherche de jdd
- Ajouter des informations structurées (localisation) à partir du texte



3

Vectorisation

# Qu'est-ce qu'un dataset ?

### Contexte

Le contexte est constitué des éléments sous forme de texte qui englobe un dataset. Sur data gouv fr cela s'articule autour des catégories suivantes :

- Titre du jeu de données
- Description qui peut être plus ou moins longue, précise et parfois très générale.
- Nom du Producteur de données qui peut produire des jeux de données variés.
- Tags plus ou moins précis et pertinents
- Date, Localisation et autres filtres

### Données

 Fichiers à différents formats : CSV, JSON, ZIP ... qui contiennent les données à proprement dites.



### Exemple d'un jeu de données

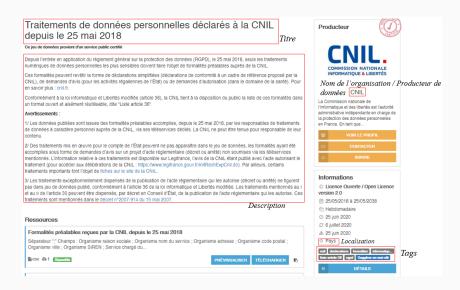


Figure 1: Extrait d'une page d'un jeu de données sur data gouv fetala

Natural Language Processing (ou TAL Traitement Automatique du Langage)

### Tâches auxquelles répondent les techniques de NLP

- Repérer les textes semblables
- Détecter des types de mots (Entités Nommées : Lieux, Noms propres)
- Extraire les thèmes principaux d'un paragraphe
- Comprendre sémantiquement des phrases

#### Différentes Méthodes

- Méthodes statistiques
- A l'aide des réseaux de neurones



### Du Contexte aux Idées

### Nettoyer et extraire les mots principaux

- Eliminer les mots de liaison
- Supprimer les terminaisons, 'lemmatizer'
- Réduction aux mots-clés principaux, dans leur forme de base, issues du texte.



7

# Des Idées aux Mathématiques

### Vectoriser

- Reperer les fréquences de certains mots, compter (TF-IDF)
- Traduire tous les mots en un seul vecteur rapporté à un nombre fini d'idées simples

### 'Embedding' d'un mot dans un vecteur de dimension finie

- L'esprit humain associe une infinité de sens et de liens à un mot.
- Un vecteur est de dimension finie
- Chaque dimension d'un vecteur est une idée pure élémentaire, qu'on ne sait pas nommée
- On essaie de rendre à chaque mot une représentation dans un espace d'un nombre fini d'idées simples
- Placer les mots à un seul endroit, logique les uns par rapport aux autres



# L'interêt de la représentation vectorielle

### Une nécéssité matérielle

- Traitement Informatique
- Limitations de mémoire et de capacité de calcul des ordinateurs

Toute la logique et tous les outils mathématiques sont applicables

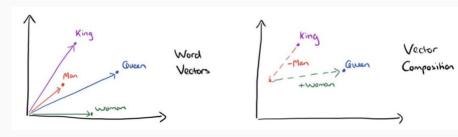


Figure 2: Interêt et puissance de la représentation vectorielle dans un embedding



# Des vecteurs de mots à un vecteur de paragraphe

Chaque mot est représenté par un vecteur ([0.1, 0.05, .., 0.8]):

- Pour le représenter on peut sélectionner les deux dimensions les plus discriminantes.
- Résultat de l'entrainement d'algorithme sur des milliers de lignes de texte issues de wikipédia.

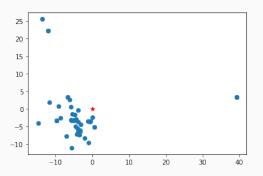


Figure 3: Représentation vectorielle d'un dataset après réduction à 2 dimensions (initialement 300). Chaque point est un mot. Le point rouge est la moyenne de ces mots et représente le dataset en entier.

### Espace pour plusieurs jeux de données

Maintenant qu'un point représente un jeu de données (plusieurs mots), on peut comparer les jeux de données entre eux, à partir d'une requête.

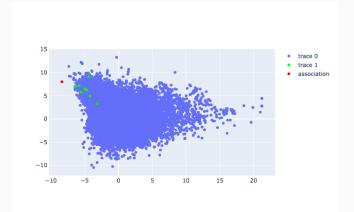


Figure 4: Chaque point bleu est un jeu de données, le point rouge est le mot 'association' et les points verts sont les 10 jdd les plus proches du mot 'association' (par rapport à la moyenne de leurs mots)

Regroupements automatiques de jeux

de données (LDA)

## Des informations simples et utiles

### Pour avoir un aperçu des jdd disponibles

- Quels mots-clés ressortent le plus souvent ?
- Quels sujets sont abordés ?
- Y-a-t-il des thèmes non catégorisés ? Négligés ?

### Pour comprendre les producteurs de données

- Qui sont les acteurs privés de l'open-data ?
- Quelles données fournissent-ils ?



# Détection de mots-clés et regroupement automatique (LDA)<sup>1</sup>

### Information et paramètres des thèmes.

- Nombre de thèmes doit être choisi. Permet d'affiner la séparation des thématiques.
- Proximité entre les différents thèmes créés permet de corriger éventuellement les erreurs
- Certains mots-clés appartiennent à plusieurs thèmes
- Importance relative d'un thème par rapport à l'autre

### **Problèmes**

- Mots-clés bruités les thèmes ne font pas toujours sens
- Thèmes non choisis. Ne permet pas d'imposer un ensemble de thèmes
- Pas déterministe. Résultats variables. Variance entre les thèmes détectés



<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Latent Dirichlet Allocation

# Exemple d'une thématisation automatique

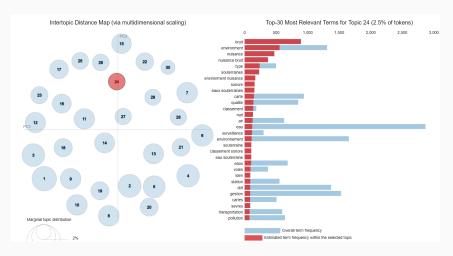


Figure 5: Résultat de l'algorithme LDA (vectorisation TF-IDF, Représentation 2D: MMDS, Thèmes: 30, Source: texte sans description)



# Compréhension sémantique des phrases et textes longs

Au lieu de rassembler la signification des mots indépendamment les uns des autres, extraire directement le sens de la phrase.

- Compréhension beaucoup plus fine de la langue.
- Mieux gérer les synonymes, les paraphrases et les liens logiques dans le texte.
- La brique technologique majeure de ces dernières années (2018-2019) est l'attention layer et les transformers networks. En France, ces modèles de réseaux de neurones sont connus sous le nom de CamemBERT et FlauBERT.





Figure 6: Exemple 'Piscines'





Figure 7: Exemple 'Vacances Scolaires'



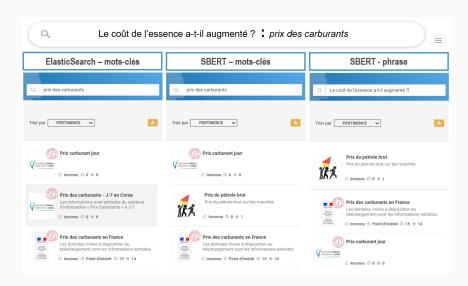


Figure 8: Exemple 'Prix du gasoil'





Figure 9: Exemple 'Covid-19'

# Exemple du mécanisme d'attention

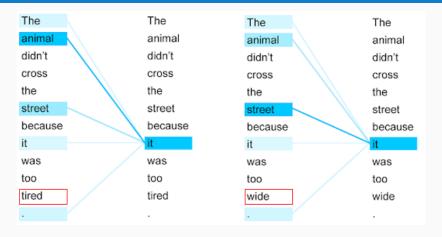


Figure 10: Exemple : Attention Head [3]

Mécanisme d'attention : Chaque *Attention head* est une couleur. Essaye de déterminer si it concerne la *rue* ou l'animal.



# Apprentissage supervisé, modèles et jeux de données : une dépendance à la langue

### Jeux de données anglophones

- Wikipedia
- Common Crawl
- BooksCorpus
- SQuAD, SQuAD v2
- SNLI, MultiNLI
- QNLI, CoLA, STS-B, RTE, MRPC, SST-2, QQP ......

# Modèles pré-entrainés [EN]

- BERT
- SBERT
- Multitude de versions fine-tunées



Apprentissage supervisé, modèles et jeux de données : une dépendance à la langue

### Jeux de données francophones

- Wikipédia
- Common Crawl (OSCAR, CCNet)
- Piaf [4]

### Modèles pré-entrainés [FR]

- CamemBERT [5]
- FlauBERT [6]
- Très peu de fine-tuning existants

# Pourquoi BERT ne fonctionne pas en recherche de similarité ?

- BERT n'est pas un modèle d'*Embedding*, les poids sur la dernière couche n'ont qu'une signification pour répondre à une certaine tâche.
- BERT est prévu pour produire un résultat et une réponse à un problème sans que l'on puisse réutiliser les étapes intermédiaires de son extraction pour d'autres tâches.
- Une grande partie du fonctionnement de BERT est prévue en dualité avec une seconde phrase
- Sbert propose une architecture différente, une solution, au coût d'une nouvelle étape d'entrainement supervisé...



# Sentence-BERT pour la recherche de similarité : Embedding résolu

### Caractéristiques principales

- Retour à une finalité d'embedding : chaque phrase correspond à un vecteur
- Changement d'architecture (réseau Siamois)
- Entraînement sur des jeux de données avec une interaction globale entre les phrases
- Pas de jeu de données français pour ré-entrainer l'ensemble

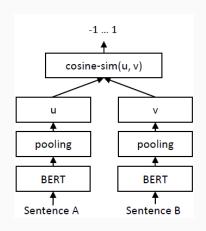


Figure 11: Réseau Siamois de SBERT [1]



# SBERT Multilingue : Problème de langue contourné

### Jeux de données multilingues

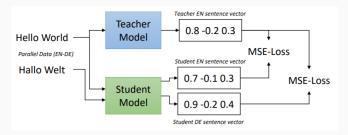
Europarl

UNPC

OpenSubtitles

TED2020

Le principe de l'approche multilingue est d'utiliser l'apprentissage sur des jeux de données annotés monolingues, puis de se servir de textes dont la traduction existe (sans aucune contrainte sur ces textes et sans annotation nécessaire) pour transposer l'apprentissage d'une langue à une autre.



**Figure 12**: Knowledge Distillation - Teacher/Student [2]

## Application: Recherche de document - Dash

On considère la phrase de recherche comme un document et on retrouve ceux qui sont 'les plus similaires'.



Figure 13: Vue de l'application Dash



# Application: Chatbot - Rasa

Afin d'utiliser au mieux la puissance de SBERT on peut proposer à l'utilisateur un format instinctivement sous forme de phrase, une recherche 'conversationelle'.



Figure 14: Exemple d'échange avec le chatbot



### Localisation

# L'information de localisation est souvent absente de la structure de data gouv.fr alors qu'elle est facilement accessible textuellement

"Il faut que les citoyens français sachent ce que l'État fait pour eux chez eux, j'habite dans la commune de Saint-Pol-sur-Ternoise, qu'est ce que le numérique ça veut dire pour moi"

- Madame la Ministre de la Transformation et de la Fonction Publique Amélie De Montchanlin.



# Ajout des localisations INSEE

### Actuellement

- 6777 Localisations sur 42858 datasets
- Représente uniquement 15% des datasets de data gouv fr
- Format non standardisé

### **Objectif**

- Répertorier à l'echelle la plus fine possible
- Permet de faire une recherche interactive par situation géographique
- Interactif répond à : "Quelles sont les données publique qui concerne mon territoire?"



### Résultats

### Approche par dataset

- Recherche d'entités nommées avec Spacy (NER) et calcul de distance entre mots.
- Accuracy de 80% (labéllisé à la main aléatoirement sur 300 jdd)

### Approche par organisation

- Recherche de subwords étant des lieux dans les noms des organisations.
- Hypothèse: Une organisation avec indication géographique ne publie que des jdd associés à cette zone
- Meilleure précision, accuracy beaucoup plus faible
- Être sûr des indications de localisation que l'on apporte





# Et après le stage ?

### Comment utiliser ces POC

- Ajouter les vecteurs au dictionnaire ElasticSearch
- Ajouter des Localisations (qui ont un fort taux de confiance)
- La recherche de document est une partie importante pour le Q&A, expertise (SBERT) réutilisable pour PIAF

### Continuer à explorer

- Module/Package Python 'OpenDataScience'
- Explorer plus seulement le contexte, mais vectoriser à l'aide du fichier ressource lui-même.
- Étendre PIAF à d'autre types de dataset, pas seulement Q&A ?





# Premier Stage dans le Service Public

### Un environnement travail particulier

- Au rythme des décisions politiques
- Au sein de différentes administrations et ministères

### Des enjeux uniques

- Moderniser l'État
- Mise en place directe des politiques publiques et des décisions politiques
- Consultations par les décideurs
- Échelle européenne



### La DINUM et Etalab

### Un rôle transverse

- En tant que organe interministériel
- Clinique Algo / Data drinks / Infolettre ...

### Une fonction interne

- Accompagner des projets mais aussi
- Mener ses propres projets : Piaf



# Intégration et ambiance de travail

- Intégration dans toutes les fonctions transverses
- Participation à la vie de l'administration
- Equilibre travail/télé-travail flexible
- Beaucoup de libertés
- Merci!



### References i



N. Reimers and I. Gurevych, "Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks," arXiv:1908.10084 [cs], Aug. 2019.

arXiv: 1908.10084.



N. Reimers and I. Gurevych, "Making Monolingual Sentence Embeddings Multilingual using Knowledge Distillation," arXiv:2004.09813 [cs], Apr. 2020.

arXiv: 2004.09813.



J. Uszkoreit, Transformer: A Novel Neural Network Architecture for Language Understanding, August - 2017.



R. Keraron, G. Lancrenon, M. Bras, F. Allary, G. Moyse, T. Scialom, E.-P. Soriano-Morales, and J. Staiano, "Project PIAF: Building a Native French Question-Answering Dataset," in *Proceedings of The 12th Language Resources and Evaluation Conference*, (Marseille, France), pp. 5481–5490, European Language Resources Association, May 2020.



### References ii



L. Martin, B. Muller, P. J. Ortiz Suárez, Y. Dupont, L. Romary, r. de la Clergerie, D. Seddah, and B. Sagot, "CamemBERT: a Tasty French Language Model," in *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, (Online), pp. 7203–7219, Association for Computational Linguistics, July 2020.



H. Le, L. Vial, J. Frej, V. Segonne, M. Coavoux, B. Lecouteux, A. Allauzen, B. Crabbé, L. Besacier, and D. Schwab, "FlauBERT: Unsupervised Language Model Pre-training for French," arXiv:1912.05372 [cs], Mar. 2020.

arXiv: 1912.05372.