Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

### Claire Gayral

textuelles

Pré-traitements

Exploration sur

tags

dimension - NM

Réduction de

dimension - IVIV

dimension -

Supervisée

Supervisée

Modèles de

classification

Conclusion

# Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions



Claire Gayral

Décembre 2021 - Janvier 2022

### Introduction

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

Claire Gayral

Les données

B ( . . .

Pré-traitements

Exploration sur I

tags

dimension - NMF

dimension - IVIV

dimension - NMF

Réduction de

Classification No

Classificati

Modèles de

Modeles de classification

Résultats des classifications

### Introduction - Plan

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

#### Claire Gayral

Les données textuelles

- Pré-traitements données textuelles
- Exploration sur les tags
- Classification Non Supervisée
- Classification Supervisée
  - Modèles de classification
  - Résultats des classifications
- Conclusion

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

Claire Gayral

### Les données textuelles

Pré-traitements données textuel

Exploration sur

Péduction do

Réduction de dimension - NMI

Réduction de

dimension - N

Réduction de dimension -

Classification Non Supervisée

Classification Supervisée

Modèles de

classification Résultats de

- Les données textuelles
  - Pré-traitements données textuelles
  - Exploration sur les tags
- 2 Classification Non Supervisée
- Classification Supervisée
  - Modèles de classification
  - Résultats des classifications
- 4 Conclusion

### Import des données

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

### Claire Gayral Les données

### textuelles

### Les données d'entrée :

- Publications sur StackOverFlow
- 3 parties : titre, corps et tags
- Sélection des publications avec tags parmis les 10 000 premières

### Requête SQL sur https://data.stackexchange.com

```
SELECT Id, Title, Tags, Body
FROM posts
WHERE Id < 100000 AND Tags <> ''
```

### Les données - Prétraitements

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

Claire Gayral

textuelles Pré-traitements

données textuelles

Réduction de dimension - NMF Réduction de

dimension - NM Réduction de dimension -

Classification No Supervisée

Classificati Supervisée

Modèles de classification Résultats des

Conclusion

How do I forcefully unload a <code>ByteArray</code> from
memory using ActionScript 3?

- Format, ponctuation, filtre versions des langages de programmation how, do, i, forcefully, unload, a, bytearray, from, memory, using, actionscript'
- Stop words forcefully, unload, bytearray, memory, actionscript
- Lemmatisation forc, unload, bytearray, memori, actionscript

# Les données textuelles - Répartition des mots

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

### Claire Gayral

textuelles

#### Pré-traitements données textuelles

Exploration sur les

Réduction de

Réduction de

dimension - NN

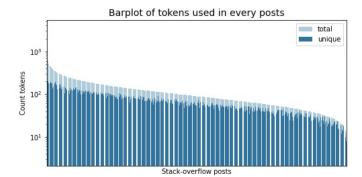
Réduction de dimension -

Classification Nor

Classificatio

Modèles de

classification Résultats des



### Les données textuelles - Représentation des tokens

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

#### Claire Gayral

s données

#### Pré-traitements données textuelles

Exploration sur le

tags

dimension - NI

Réduction de

Réduction de

Classification N

Classification

Modèles de

classificatio

C---I....





Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

Claire Gayral

Les données textuelles

Pré-traitements données textuelles

Exploration sur les tags

Classification Non Supervisée

Classification Supervisée

Modèles de classification.

Résultats des classifications

Conclusion

Exploration sur les tags

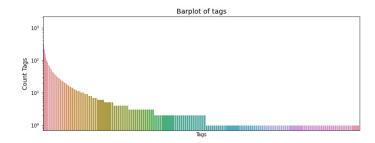
### Les tags - Pré-traitements

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

### Claire Gayral

#### Exploration sur les tags

- o <c#><.net><wcf><web-services><soa>
- Filtre nom de langages : c#, C#, c#-2.0, c#-3.0, c#-4.0  $\rightarrow$  csharp
- Data Frame en one hot encoding



### Les tags - Nombre de tags par publication

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

#### Claire Gayral

#### Exploration sur les tags

dimension - NMF

dimension - NMF



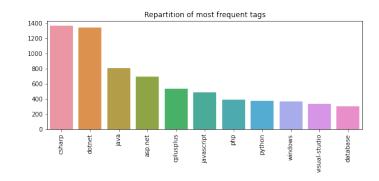
# Tags - Création d'une variable univariée

Projet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

#### Claire Gayral

#### Réduction de dimension - NMF





$$\hookrightarrow$$
 y = tags["csharp"]

### Tags - NMF 1

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

#### Claire Gayral

textuelles Pré-traitements

Pré-traitements données textuelle

tags

dimension - NM Réduction de

#### dimension - NMF

dimension clustering

Classification No Supervisée

Classificati

Modèles de

classification Résultats de

Conclusion

### La NMF:



source

### Modélisation:

- Sur d'autres tags (Id > 10 000)
- Le choix des hyper-paramètres :
  - Séparation en train validation
  - NMF en changeant : n\_componants, alpha, l1\_ratio
  - Choix des meilleurs paramètres (minimisent le score)

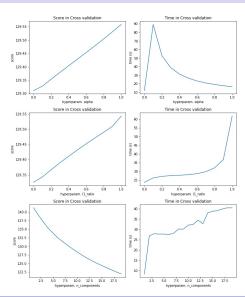
### Tags - NMF 2

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

### Claire Gayral

Réduction de

#### dimension - NMF



### Tags - NMF 3

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

#### Claire Gayral

textuelles Pré-traitements

données textuelles Exploration sur les

Réduction de

### Réduction de

### dimension - NMF

dimension clustering

#### Classification No Supervisée

Classificati Supervisée

Modèles de classification

Résultats des

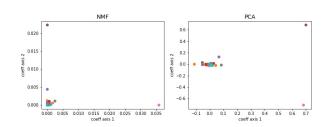
Conclusio

### Les premiers topics de la NMF :

#### Topics in LDA model



### Projection sur les deux premières composantes :



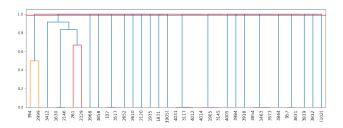
# Tags - Clustering hierarchique

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

#### Claire Gayral

Réduction de

dimension clustering



### $\hookrightarrow$ 12 clusters nommés à partir des tag :

linux, language, microsoft, micro\_service, create\_website, python\_website, ruby, tests, python, computer\_architecture, multimedia, object\_oriented

### Tags - Répartition des clusters

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

#### Claire Gayral

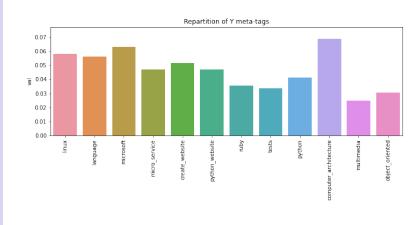
dimension - NMF

dimension - NMF

Réduction de dimension -

clustering

Résultats des



Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

# Claire Gayral

textuelles

données textuell

tags

Réduction de dimension - NMI

dimension - N

Réduction de dimension -

#### Classification Non Supervisée

Classificatio Supervisée

Modèles de classification

classification

- Les données textuelles
  - Pré-traitements données textuelles
  - Exploration sur les tags
- Classification Non Supervisée
- Classification Supervisée
  - Modèles de classification
  - Résultats des classifications
- 4 Conclusion

### I DA et NMF

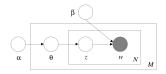
Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

### Claire Gayral

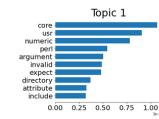
NMF:

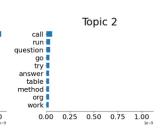
 $X = W \times H$ 

LDA:



Résulats de la NMF :





Classification Non

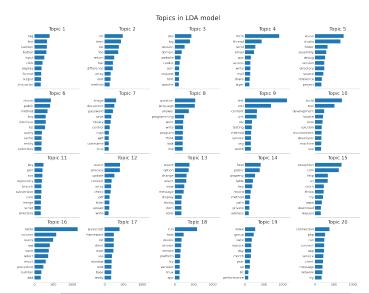
Supervisée

### LDA sur le corpus

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

#### Claire Gayral

#### Classification Non Supervisée



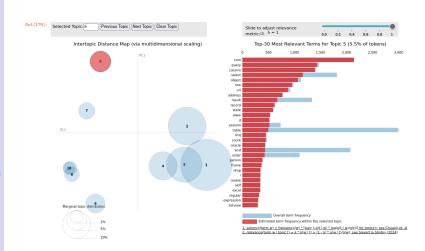
### LDA sur le corpus

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

#### Claire Gayral

Classification Non

Supervisée



Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

### Claire Gayral

textuelles

données textuell

tags

dimension - NM

dimension - NM

Réduction de dimension -

Classification No Supervisée

#### Classification Supervisée

Modèles de classification Résultats de

- Les données textuelles
  - Pré-traitements données textuelles
  - Exploration sur les tags
- 2 Classification Non Supervisée
- Classification Supervisée
  - Modèles de classification
  - Résultats des classifications
- 4 Conclusion

### Les différents modèles utilisés

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

#### Claire Gayral

textuelles Pré traitements

Pré-traitements données textuell

Exploration sur les tags

dimension - NM

Réduction de dimension - NM

Réduction de dimension -

Classification No Supervisée

Classification Supervisée

Modèles de classification Résultats des

Conclusion

• Naive Bayes :  $P[A|B] = \frac{P[A \cap B]}{P[A \cup B]}$ 

Gradient Boosting: min(loss logistique) ou min(loss exponentielle)

Random Forest :

### Les métriques de classification

### Classification binaire

- Accuracy :
- Cross-entropy de classification :

### Classification multi-classe

- Accuracy :
- Cross-entropy de classification (log-loss) :

## La séparation des données

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

#### Claire Gayral

textuelles

Pré-traitements

données textuelles Exploration sur les

Réduction de

Réduction de

dimension - NM Réduction de

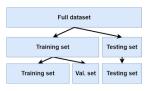
Classification No

Classification Supervisée

Modèles de

classification

Conclusion



### Séparation des publications

- train/test
- Puis train = train/validation par validation croisée
- Corpus pré-traité

### Classification binaire

- y = tag le plus courant, csharp
- Accuracy optimale à 1, à maximiser

### Classification multi-classe

- Y = méta-tags issus de la classification hiérarchique
- Accuracy moyenne, optimale à 1, à maximiser

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

### Claire Gayral

- textuelles
- Pré-traitements données textuel
- tags
- Réduction de
- Réduction de
- dimension NMI Réduction de
- dimension clustering
- Classification No Supervisée
- Classification Supervisée
- Modèles de
- Résultats des classifications
- Classificatio

- Les données textuelles
  - Pré-traitements données textuelles
  - Exploration sur les tags
- Classification Non Supervisée
- Classification Supervisée
  - Modèles de classification
  - Résultats des classifications
- 4 Conclusion

### Résultats de la classification binaire :

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

#### Claire Gayral

textuelles Pré-traitements

données textuelle

tags Réduction de

Réduction de dimension - NM

Réduction de dimension - NM

Réduction de dimension -

Classification No

Classification Supervisée

Modèles de

Résultats des classifications

Conclusion

### Classification binaire Naive Bayes (NB) :

Loi	α	Accuracy	log-loss	AUC	Temps
Bernoulli	100	0.876	4.27	0.49	0.12s
Complement	125	0.862	4.78	0.52	0.05s
Multinomial	600	0.877	4.25	0.5	0.05s

### Classification binaire Gradient Boosting :

Loss	n estimators	Accuracy	log-loss	AUC	Temps
Deviance	100	0.88	4.16	0.524	13.9s
Exponential	100	0.878	4.22	0.501	13.5s

### Résultats de la classification multi-classe :

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

### Claire Gayral

dimension - NMF

dimension - NMF

Résultats des classifications

Modèle	Accuracy	log-loss	AUC	Temps
Complement NB	0.615	2.33	0.574	0.25s
Arbre décision				
gini	0.615	3.1	0.71	1.14s
entropie	0.609	3.07	0.73	1.05s
Gradient Boosting				
deviance				S
exponential				S

→ meilleur modèle =

## Analyse sur le meilleur modèle et API

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

Claire Gayral

Les données

Pré-traitements

données textuelle

tags

Réduction de

dimension - NMF

dimension - NI

Réduction de dimension -

Classification Nor

Classificatio

Modèles de

Modèles de classification

Résultats des classifications

Proiet 5: Catégorisez automatiquement des auestions

# Claire Gayral

- Les données textuelles
  - Pré-traitements données textuelles
  - Exploration sur les tags
- - Modèles de classification
  - Résultats des classifications
- Conclusion

### Conclusion

Projet 5 : Catégorisez automatiquement des questions

### Claire Gayral

textuelles

données textuelle

tags

dimension - NMI Réduction de

dimension - NM Réduction de dimension -

Classification No

Classificatio

Modèles de

Résultats de

Conclusion

### Résumé

- Une analyse sur 3 échelles
- Deux façons de modéliser le problème
- Meilleur modèle = interprétabilité + facilité de calculs

### Améliorations et suite :

- Finir de faire un script avec le meilleur modèle en PEP8
- Utiliser la table "orders" pour caractériser les clusters de clients

# Merci pour votre écoute!