A close up of a logo

Description generated with very high confidence

|  |
| --- |
| CapGemini Invent |
| Rapport de projet : Catégorisez automatiquement des questions |
| Open Classroom |

|  |
| --- |
| François Lemeille  27/09/2018 |

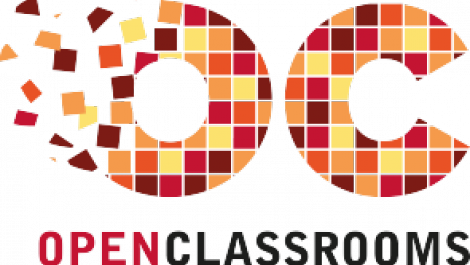


Table des matières

[Table des matières 1](#_Toc525827120)

[I. Introduction 2](#_Toc525827121)

[1. Contexte du projet 2](#_Toc525827122)

[2. Aperçu des données 2](#_Toc525827123)

[II. Nettoyage et premières analyses 3](#_Toc525827124)

[1. Corps et titre de la question 3](#_Toc525827125)

[2. Tags 3](#_Toc525827126)

[3. Premières analyses 3](#_Toc525827127)

[III. Méthode « Semi-supervisée » 9](#_Toc525827128)

[1. Approche 9](#_Toc525827129)

[2. Construction d’une métrique 9](#_Toc525827130)

[3. Résultats 9](#_Toc525827131)

[IV. Méthode supervisée 9](#_Toc525827132)

[1. Approche 9](#_Toc525827133)

[2. Résultats 9](#_Toc525827134)

[3. Approfondissements 9](#_Toc525827135)

[V. Conclusion 9](#_Toc525827136)

# Introduction

## Contexte du projet

Dans le cadre de ce cinquième projet, l’objectif est de créer un outil de proposition automatique de tags à partir de questions. Les questions considérées sont des questions provenant de StackOverflow, un célèbre forum d’échange dans le domaine de la programmation. Les questions portent donc sur des problèmes de développement informatique et c’est la communauté qui apportent les réponses. Un système de vote a également été mis en place afin d’identifier les questions et les réponses jugées les plus utiles, les plus claires et les mieux formulées.

StackOverflow, réelle référence du domaine, propose également d’associer des tags lorsque à la question posée par l’utilisateur pour une meilleure identification et classification des différentes questions. L’utilisation des tags nécessite une certaine connaissance du domaine de la programmation et de l’utilisation de StackOverflow. C’est dans ce but qu’a été développé l’outil de suggestion de tags : pour aider des utilisateurs novices à tagger leur question à partir des propositions de notre outil.

## Aperçu des données

Stack Overflow propose un outil d’export de données : "stackexchange explorer", qui recense un grand nombre de données authentiques de la plateforme d’entraide. Il est possible d’exécuter des requêtes sur cette API permettant, par exemple, de récupérer 50000 questions ayant un score (une note attribuée par le utilisateurs) supérieur à 50, ce qui permet de garantir que la question a été utile à la communauté et donc a bien été posée.

A screenshot of a cell phone

Description generated with very high confidenceNous obtenons la base de données suivante :

# Nettoyage et premières analyses

La visualisation des données extraites permet de se rendre compte que plusieurs traitements vont être nécessaires pour pouvoir manipuler celles-ci correctement.

## Corps et titre de la question

Dans un premier temps il s’agit de traiter la question en elle-même ainsi que le titre. Dans un souci de simplification et d’efficacité, le corps de la question et le titre ont été concaténés et seront traités dans la suite comme une seule et même entité de texte, nommée question par la suite.

L’observation de différents exemples montre la présence de nombreuses balises dans le corps de la question et des caractères spéciaux.

Les traitements qui sont appliqués à la question sont les suivants :

* Suppression des balises
* Suppressions des caractères spéciaux
* Uniformisation de la casse
* Suppression des mots courants, non différenciant du point de vue programmation
* Racinisation des mots

### Utilisation de sac de mots

La conversion de la question en sac de mots permet de considérer chaque mot indépendamment les uns des autres et ainsi de tous leur appliquer les mêmes traitements. Les mots sont isolés lorsqu’ils sont séparés par un espace, de telle sorte que chaque suite immédiate de caractère sera considérée comme un mot.

### Utilisation d’expressions régulières

Les expressions régulières sont représentées par des chaines de caractère qui permettent d’identifier et donc de sélectionner ou supprimer des types de caractères (texte, nombres, autres etc). Ici, une expression régulière est appliquée pour ne garder que les caractères alphabétiques. Celle-ci est couplée avec un filtre permettant de supprimer les « mots » de longueur 1 (i.e les lettres seules).

### Uniformisation de la casse

L’uniformisation de la casse (passage en minuscule) permet d’éviter que deux mêmes mots soient compris de manière différente lorsque l’un est écrit avec une majuscule.

### Suppression des « stop words »

Il existe de nombreux mots ou expressions « nécessaires » au language, ces mots récurrents sont employés dans les commentaires mais ne vont pas être différenciant selon les commentaires. On retrouve notamment dans les « stop words » les pronoms, les articles déterminants etc.

Une liste pré-définie est disponible dans de nombreux packages de nlp sous python, dans cette étude c’est le module « stop\_words » qui a été utilisé. Cette liste a été enrichie après une rapide étude sur les mots les plus fréquents, ce qui a permis de supprimer des mots récurrents dans notre corpus n’apportant pas de discrimination au niveau du sujet de la programmation.

### Racinisation des mots

La racinisation des mots correspond au fait de remplacer le mot considéré par sa racine. Ainsi un verbe conjuguer sera remplacé par son infinitif et un mot accordé (au féminin par exemple) sera remplacé par le singulier masculin. Cela permet de regrouper sous un même mot les mots ayant le même sens, mais qui n’aurait pas été considérés comme tels par la machine. Le module NLTK, très utilisé dans l’étude le traitement du langage naturel (NLP en anglais), possède une fonction implémentée réalisant cette opération : WordNetLemmatizer.

## Tags

Il est également nécessaire d’appliquer un traitement sur les tags. En effet ceux-ci sont récupérés au sein de < >. Ces balises sont donc supprimées, et les tags séparés par un espace.

L’objectif est ici d’apprendre à prédire les tags en fonction de la question. Il est donc nécessaire d’avoir de considérer des tags suffisamment présents pour que la machine puisse identifier quels éléments sont liés à ce tags. A cet effet l’étude a été limité aux 1500 tags les plus fréquents. Cela semble être un compromis raisonnable entre les 52000 tags présents dans notre jeu de données initial, une certaine exhaustivité et l’argument cité au-dessus. Avec cette sélection les tags considérés les moins fréquents sont tout de même tous présents sur plus de 4 questions.

## Premières analyses

A screenshot of a cell phone

Description generated with high confidencePour avoir une première idée de ce que contient les questions et de comment se comporte le corpus, il est utile d’afficher les mots les plus fréquents selon les différents champs de textes. Ici : Question (Corps + Titre), Titre et Tags.

A screenshot of a cell phone

Description generated with high confidence

A screenshot of a cell phone

Description generated with very high confidence

Ensuite, on peut s’attacher à vérifier si les les mots correspondant aux tags apparaissent dans la question (titre + corps) :

Dans 85.6% des cas, au moins 1 tags est présent dans la question, mais seulement dans 12.9% des cas tous les tags sont présents.

# Méthode « Semi-supervisée »

Un des modèles très utilisé et très efficace lorsqu’il s’agit d’identifier des sujets au sein d’un corpus est le Latent Dirichlet Allocation (LDA). Dans le cadre de cette étude ce modèle peut être adapté, grâce à quelques étapes supplémentaires, pour relier les questions des utilisateurs aux tags correspondants.

## Approche

Grossièrement, l’idée du modèle LDA est de construire, à partir du corpus et du nombre de « thèmes » (entre autres), une distribution d’appartenance de chaque mot présent dans le corpus à un thème. Chaque thème est représenté par une distribution des mots qui le composent et plus la valeur liée à ce mot est importante pour le mot donné, plus le mot est caractéristique de ce thème.

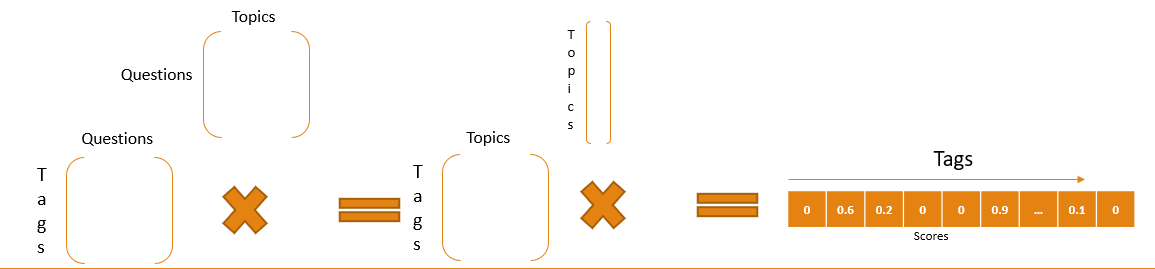
L’objectif est donc de lié notre corpus de question, nos thèmes identifiés par la LDA et notre liste de tags retenus.

Associer les questions et les tags est simple, le lien se fait par une matrice creuse (questions, tags) ou chaque question est flaggée des tags associés.

Associer les questions aux thèmes est justement le résultat de la LDA, qui fournit une matrice (questions, thèmes).

En multipliant la première matrice par la transposée de la seconde nous obtenons une matrice représentant le lien entre thème et tags. L’idée est d’ensuite appliquer notre modèle de LDA à la nouvelle question de l’utilisateur afin d’obtenir sa distribution de thèmes. Ensuite en multipliant ce vecteur à notre matrice thèmes/tags nous obtenons sa distribution de tags.

Voici un schéma permettant de résumer cette approche :

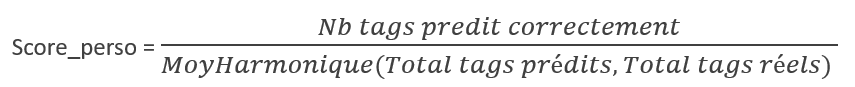


Reste alors à définir le nombre de tags que l’on souhaite prédire, ou le seuil d’acceptance à partir duquel le tags est prédit. Cette problématique est traitée dans la prochaine partie.

## Construction d’une métrique

Il est important dans le cadre d’une étude de ce type de définir une métrique, une règle de calcul de score, afin d’évaluer nos résultats de manière tangible et de pouvoir les comparer. Dans le cas présent, une classification multi-labels, plusieurs pistes sont possibles. Une des plus répandue est l’accuracy. Elle est définie comme le nombre de prédictions correctes divisé par le nombre d’individus à prédire. Dans le cas d’une classification multi-labels une prédiction est considérée comme positive si et seulement tous les tags prédits correspondent **exactement** aux tags réels.

Dans le cas présent cette métrique ne représente pas forcément le meilleur moyen d’évaluer notre modèle. En effet si le modèle prédit correctement 3 tags d’une question comportant 4 tags réels alors cette prédiction sera considérée simplement comme fausse, alors que cela semble être une prédiction respectable.

Une métrique plus spécifique doit être envisagée. La métrique qui a donc été proposée pour cette étude est la suivante : 

Cette métrique permet de prendre en compte plusieurs choses :

* Elle affine le score selon le nombre de tags prédits correctement, le score peut prendre alors d’autres valeurs que 0 ou 1 pour une question
* Elle permet de trouver nombre de tags prédits et du nombre de tags réels.   
  En effet ne considérer que le nombre de tags réels incite à prédire un nombre important de tags pour augmenter les chances d’obtenir des prédictions correctes. Mais ne considérer que le nombre de tags prédits encourage à prédire un nombre très réduit de tags afin de limiter les chances de se tromper.

Cette métrique est ajustable par le nombre de tags prédits, qui est à la main de l’utilisateur du modèle. Il est alors possible de réaliser une optimisation de cette variable sur le jeu de test ou par validation croisée :A screenshot of a cell phone

Description generated with high confidence

Un bon compromis ici semble de prédire 5 tags. La note est artificiellement plus élévée pour un nombre de tags prédits plus important, mais en prenant en compte l’aspect de l’étude, il apparait que prédire plus de 5 tags ferait apparaitre le modèle comme proposant de trop nombreux tags à l’utilisateur.

## Résultats

# Méthode supervisée

Le modèle LDA n’est pas nativement un modèle de classification, il existe des modèles réalisant cette tache de manière plus efficace. Ces algorithmes, comme la LDA finalement, s’entrainent sur des données numériques, et il faut donc transformer nos données textuelles.

## Approche

1. Vectorisation
2. Choix des modèles

## Résultats

## Approfondissements

# Conclusion