



République du Sénégal
Ministère de l'Enseignement Supérieur, de la Recherche et
De l'Innovation
ECOLE POLYTECHNIQUE DE THIES



Projet réalisé par:

Mohamed Massamba Sene

Rapport Projet Machine Learning - 2022

Emotion Classification, Sentiment Analysis & Système de recommandations

Classe : DIC1

Année : 2021 – 2022

Département : GIT

Professeur :

Dr. Ndeye Fatou Ngom

Table des matières

Introduction.....	3
I. Architecture du projet	4
II. Concepts.....	5
1. Classification d'émotions.....	5
a) Tokenisation (Segmentation de mots)	5
b) Stemming (Radicalisation)	5
c) Ngram	6
2. Système de recommandation	6
a) Item or Content Based Filtering.....	6
b) Collaborative Filtering.....	8
III. Modèle de classification d'émotions	10
1) Présentation Générale.....	10
2) Les étapes de l'implémentation.....	10
IV. Modèle de recommandations de livres.....	17
1) Présentation générale	17
2) Les étapes de l'implémentation.....	17
V. Application	19
Conclusion et Perspectives	23
Webographie	24

Introduction

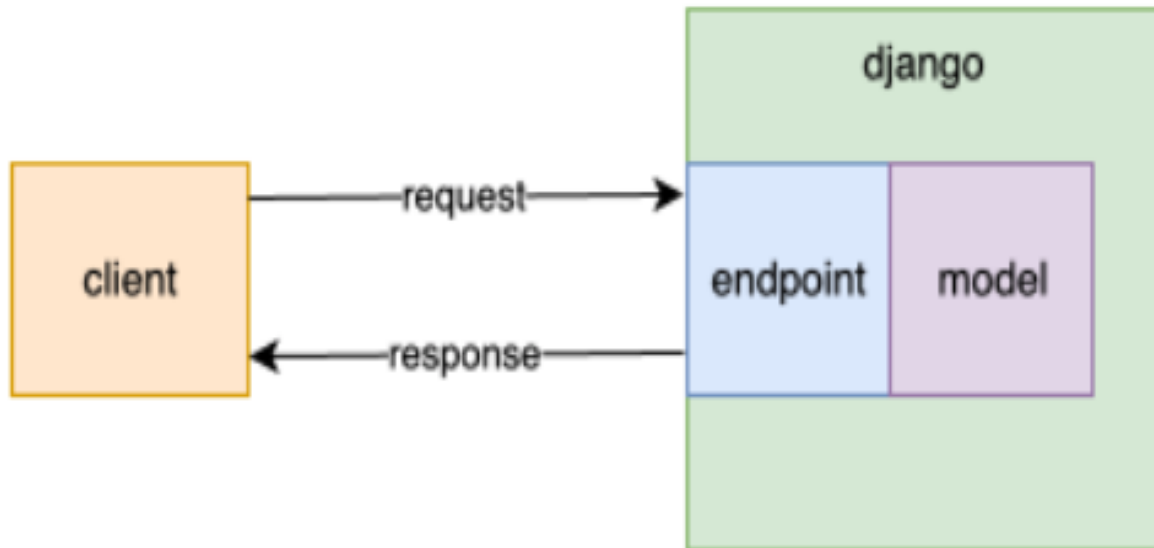
Le commerce électronique (ou e-commerce) est l'achat et la vente de biens ou de services sur Internet. Il englobe une grande variété de données, de systèmes et d'outils pour les acheteurs et les vendeurs en ligne, y compris les achats mobiles et le cryptage des paiements en ligne. Selon eMarketer, en 2022, les ventes mondiales du commerce électronique au détail dépasseront pour la première fois les 5 000 milliards de dollars, ce qui représentera plus d'un cinquième des ventes au détail globales. Et d'ici 2025, les dépenses totales dépasseront 7 000 milliards de dollars, malgré le ralentissement de la croissance.

L'analyse du sentiment des avis de commerce électronique est le sujet brûlant de la gestion de la qualité des produits de commerce électronique, à partir de laquelle les fabricants peuvent connaître le sentiment du public à l'égard des produits vendus sur les sites Web de commerce électronique. Pendant ce temps, les clients peuvent connaître les attitudes d'autres personnes à propos des mêmes produits.

Les systèmes de recommandation sont un paradigme très populaire et efficace dans ce type de commerce. Avec un système de recommandation, les acheteurs peuvent trouver les articles qu'ils aiment avec moins d'effort. De plus, ils sont présentés avec des articles qu'ils n'ont jamais pensé acheter, mais qui correspondent réellement à leurs besoins.

Par conséquent, dans le cadre de notre projet nous souhaitons combiner les deux afin d'améliorer l'expérience utilisateur d'un site de vente en ligne de livres.

I. Architecture du projet



Comme nous pouvons le voir dans le schéma, le projet consiste en la création d'une application de vente en livres dont l'interface utilisateur et le backend seront gérés avec Django.

Un modèle d'analyse de sentiments et un modèle de recommandation de livres sont également entraînés et stockés dans les outils de Django afin de pouvoir les charger dans l'application.

Ainsi une fois que le client effectue une requête, les modèles seront appelés pour effectuer respectivement l'analyse de sentiment et déterminer quelles recommandations doivent lui être apportés afin d'améliorer l'expérience utilisateur.

II. Concepts

1. Classification d'émotions

Le Natural Language Processing (Traitement Naturel du Langage) est un sous-domaine de la linguistique, de l'informatique et de l'intelligence artificielle concerné par les interactions entre les ordinateurs et le langage humain, en particulier comment programmer des ordinateurs pour traiter et analyser de grandes quantités de données en langage naturel comme la parole et les textes. L'objectif est un ordinateur capable de "comprendre" le contenu des documents, y compris les nuances contextuelles de la langue qu'ils contiennent. La technologie peut alors extraire avec précision les informations et les idées contenues dans les documents, ainsi que catégoriser et organiser les documents eux-mêmes.

C'est dans ce cadre que se positionne la classification d'émotions dans du texte. Elle consiste donc à identifier et extraire les caractéristiques émotionnelles des textes subjectifs et les classer dans les catégories émotionnelles correspondantes.

Nous allons définir quelques concepts importants qui sont utilisés pour effectuer ce type de travail.

a) Tokenisation (Segmentation de mots)

La tokenisation est le problème de la division d'une chaîne de langage écrit en ses mots composants. Dans de nombreuses langues utilisant une certaine forme d'alphabet latin, l'espace est une bonne approximation d'un séparateur de mots. Cependant, nous pouvons toujours avoir des problèmes si nous ne divisons que par espace pour obtenir les résultats souhaités. Certains noms composés anglais sont écrits de manière variable et contiennent parfois un espace.

b) Stemming (Radicalisation)

Les documents peuvent parfois contenir des mots dérivés d'un radical ou des mots de même famille ayant des significations similaires. Le but est alors de normaliser ces mots afin de ne garder que le radical.

Par **exemple** :

Dentiste, dentifrice, dentaire => dent

Douloureux, douleurs => douleur

On est allé chez le dentiste car sa dent était douloureuse => On être aller dent être douleur

La radicalisation fait généralement référence à un processus heuristique grossier qui coupe les extrémités des mots dans l'espoir d'atteindre correctement cet objectif la plupart du temps, et comprend souvent la suppression des affixes dérivationnels.

c) Ngram

Un modèle n-gram est un type de modèle de langage probabiliste permettant de prédire l'élément suivant dans une telle séquence sous la forme d'un modèle de Markov d'ordre $(n - 1)$. Les modèles n-grammes sont maintenant largement utilisés dans les probabilités, la théorie de la communication, la linguistique computationnelle, la biologie computationnelle et la compression des données. Deux avantages des modèles n-gramme (et des algorithmes qui les utilisent) sont la simplicité et l'évolutivité - avec un n plus grand, un modèle peut stocker plus de contexte avec un compromis espace-temps bien compris, permettant à de petites expériences de se développer efficacement.

2. Système de recommandation

Les moteurs de recommandation sont une sous-classe de l'apprentissage automatique qui traitent généralement du classement ou de l'évaluation des produits/utilisateurs. Au sens large, un système de recommandation est un système qui prédit les notes qu'un utilisateur pourrait donner à un élément spécifique. Ces prédictions seront ensuite classées et renvoyées à l'utilisateur.

Ils sont utilisés par diverses grandes sociétés telles que Google, Instagram, Spotify, Amazon, Reddit, Netflix, etc. souvent pour accroître l'engagement avec les utilisateurs et la plate-forme. Par exemple, Spotify recommanderait des chansons similaires à celles que vous avez écoutées ou aimées à plusieurs reprises afin que vous puissiez continuer à utiliser leur plateforme pour écouter de la musique. Amazon utilise des recommandations pour suggérer des produits à divers utilisateurs en fonction des données qu'ils ont collectées pour cet utilisateur.

Deux méthodes sont principalement utilisées dans ces moteurs :

a) Item or Content Based Filtering

Les systèmes basés sur le contenu génèrent des recommandations basées sur les préférences et le profil des utilisateurs. Ils essaient de faire correspondre les utilisateurs aux éléments qu'ils ont aimés auparavant. Le niveau de similarité entre les éléments est généralement établi en fonction des attributs des éléments appréciés par l'utilisateur. Contrairement à la plupart des modèles de filtrage collaboratif qui tirent parti des évaluations entre l'utilisateur cible et d'autres utilisateurs, les modèles basés sur le contenu se concentrent sur les évaluations

fournies par l'utilisateur cible lui-même. Essentiellement, l'approche basée sur le contenu exploite différentes sources de données pour générer des recommandations.

Les formes les plus simples de systèmes basés sur le contenu nécessitent les sources de données suivantes (ces exigences peuvent augmenter en fonction de la complexité du système que vous essayez de créer) :

- **Source de données au niveau de l'élément** : Vous avez besoin d'une source de données solide associée aux attributs de l'élément. Pour notre scénario, nous avons des éléments tels que le prix du livre, le nombre de pages, l'année de publication, etc. Plus vous connaissez d'informations sur l'article, plus il sera bénéfique pour votre système.
- **Source de données au niveau de l'utilisateur** : Vous avez besoin d'une sorte de rétroaction de l'utilisateur en fonction de l'élément pour lequel vous fournissez des recommandations. Ce niveau de rétroaction peut être implicite ou explicite. Dans nos exemples de données, nous travaillons avec les évaluations des utilisateurs des livres qu'ils ont lus. Plus vous pouvez suivre les commentaires des utilisateurs, plus cela sera bénéfique pour votre système.

Avantages

Les modèles basés sur le contenu sont les plus avantageux pour recommander des articles lorsqu'il n'y a pas suffisamment de données d'évaluation disponibles. En effet, d'autres éléments avec des attributs similaires peuvent avoir été évalués par l'utilisateur. Par conséquent, un modèle doit pouvoir exploiter les notes ainsi que les attributs des éléments pour générer des recommandations même lorsqu'il n'y a pas beaucoup de données.

Inconvénients

Les systèmes basés sur le contenu présentent deux inconvénients principaux.

- Les recommandations fournies sont "évidentes" en fonction des articles / contenus que l'utilisateur a consommés. Ceci est un inconvénient car si l'utilisateur n'a jamais interagi avec un type particulier d'élément, cet élément ne sera jamais recommandé à l'utilisateur. Par exemple, si vous n'avez jamais lu de livres mystérieux, cette approche ne vous recommandera jamais de livres mystérieux. En effet, le modèle est spécifique à l'utilisateur et ne tire pas parti des connaissances d'utilisateurs similaires. Cela réduit la diversité des recommandations, c'est un résultat négatif pour de nombreuses entreprises.

- Ils sont inefficaces pour fournir des recommandations aux nouveaux utilisateurs. Lors de la création d'un modèle, vous avez besoin d'un historique des données explicites / implicites au niveau de l'utilisateur pour les éléments. Il est généralement important de disposer d'un grand ensemble de données d'évaluations pour faire des prédictions solides sans surajustement.

b) Collaborative Filtering

Le filtrage collaboratif est le processus de prédiction des intérêts d'un utilisateur en identifiant les préférences et les informations de nombreux utilisateurs. Cela se fait en filtrant les données à la recherche d'informations ou de modèles à l'aide de techniques impliquant la collaboration entre plusieurs agents, sources de données, etc. L'intuition sous-jacente au filtrage collaboratif est que si les utilisateurs A et B ont des goûts similaires pour un produit, alors A et B sont susceptibles de ont également un goût similaire dans d'autres produits.

Il existe deux types d'approches courantes dans le filtrage collaboratif, l'approche basée sur la mémoire et l'approche basée sur le modèle.

- **Approches basées sur la mémoire** : souvent appelées filtrage collaboratif de voisinage. Essentiellement, les évaluations des combinaisons utilisateur-élément sont prédites sur la base de leurs quartiers. Cela peut être divisé en filtrage collaboratif basé sur l'utilisateur et filtrage collaboratif basé sur les éléments. Basé sur l'utilisateur signifie essentiellement que les utilisateurs partageant les mêmes idées produiront des recommandations solides et similaires. Le filtrage collaboratif basé sur les éléments recommande des éléments en fonction de la similarité entre les éléments calculée à l'aide des évaluations des utilisateurs de ces éléments.
- **Les approches basées sur des modèles** : sont des modèles prédictifs utilisant l'apprentissage automatique. Les caractéristiques associées au jeu de données sont paramétrées en tant qu'entrées du modèle pour tenter de résoudre un problème lié à l'optimisation. Les approches basées sur des modèles incluent l'utilisation d'éléments tels que des arbres de décision, des approches basées sur des règles, des modèles de facteurs latents, etc.

Avantages

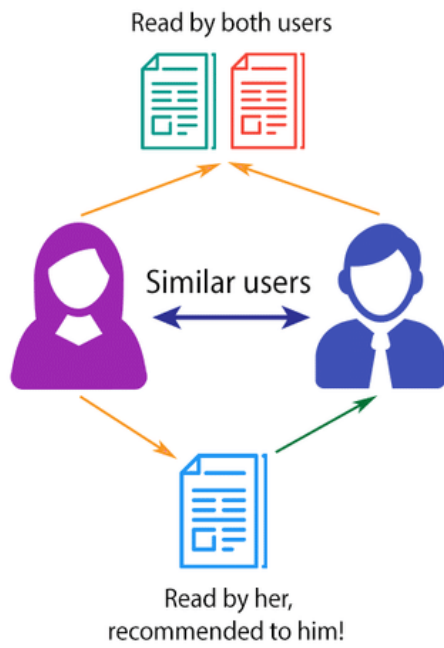
Le principal avantage de l'utilisation de modèles de filtrage collaboratif est sa simplicité de mise en œuvre et la couverture de haut niveau qu'ils offrent. Il est également avantageux car il capture des caractéristiques subtiles (très vrai pour les modèles à facteurs latents) et ne nécessite pas de compréhension du contenu de l'élément.

Inconvénients

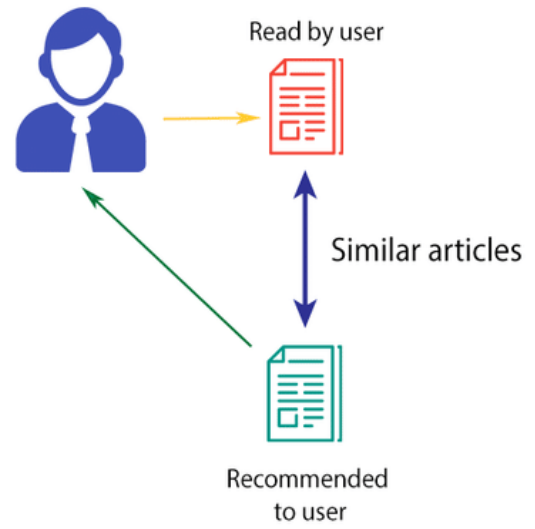
Le principal inconvénient de ce modèle est qu'il n'est pas convivial pour recommander de nouveaux éléments, car il n'y a pas eu d'interaction utilisateur/élément avec lui. C'est ce qu'on appelle le problème de démarrage à froid. Les algorithmes basés sur la mémoire sont connus pour fonctionner mal sur des ensembles de données très clairsemés

C'est ce type de système que nous allons utiliser pour notre modèle.

COLLABORATIVE FILTERING



CONTENT-BASED FILTERING



III. Modèle de classification d'émotions

1) Présentation Générale

Le but de ce modèle est de prédire l'émotion qui est exprimé par un message passé par un utilisateur.

Il peut reconnaître des émotions tels que : joy, anger, fear, sadness, surprise.

On a en bonus également effectué de l'analyse des sentiments pour pouvoir classer les messages selon que cet avis soit positif ou négatif.

2) Les étapes de l'implémentation

➤ Importation des modules

NumPy, pandas, matplotlib, seaborn, wordcloud, textblob : nous utilisons ces modules afin d'explorer et analyser les données

Nltk, re : nous utilisons ces modules pour le nettoyage, la tokenisation et la vectorisation des données

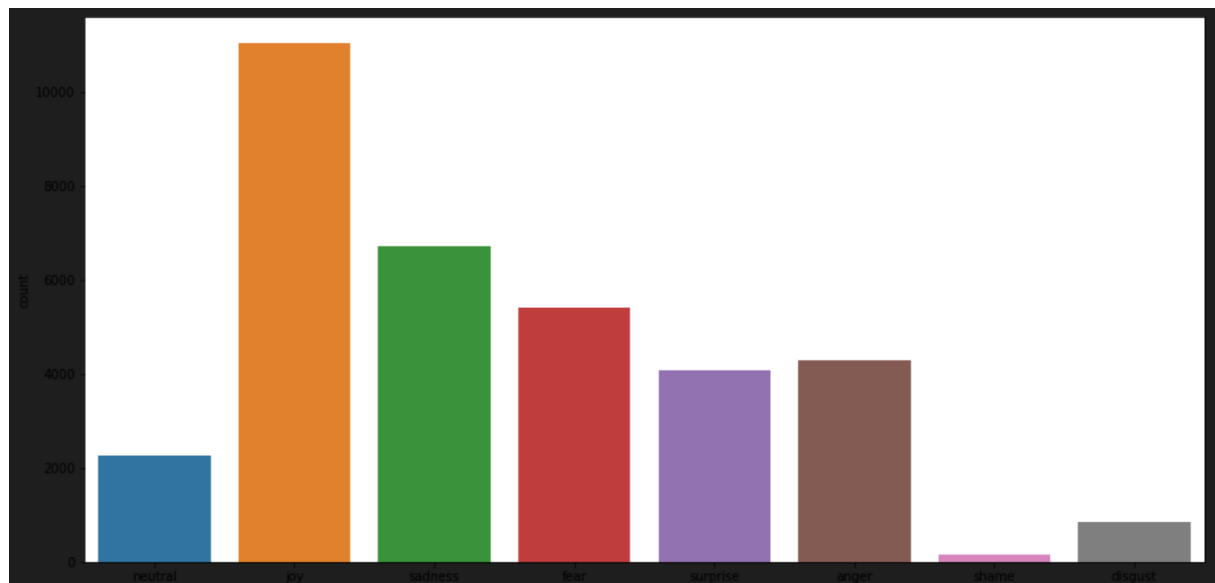
Scikit-Learn : nous utilisons ce module afin de choisir un modèle qui soit approprié aux données et effectuer l'entraînement et la validation du modèle

➤ Exploration des données

L'exploration des données nous permet de voir que nous avons un jeu de données de 34792 lignes et deux colonnes (Emotion, Text).

Nous remarquons également qu'il y'a huit émotions présentes dans le jeu de données cependant les émotions telles que neutre, shame et disgust ne sont pas très significatif et peuvent être supprimés du jeu donc on supprime les lignes les concernant ce qui nous laisse à un jeu de données de 31356 lignes.

C'est ce dernier que l'on utilisera pour créer le modèle



➤ Nettoyage des données

Etant donné que nous avons des données textuelles il faut que l'on supprime tout ce qui est inutile pour l'analyse.

Ainsi en utilisant le module `neatttext` et ses fonctions on supprime les mots-vides, les URLS, les userhandles, les caractères spéciaux ainsi que les émojis.

La figure ci-dessous représente le jeu de données avant et après nettoyage :

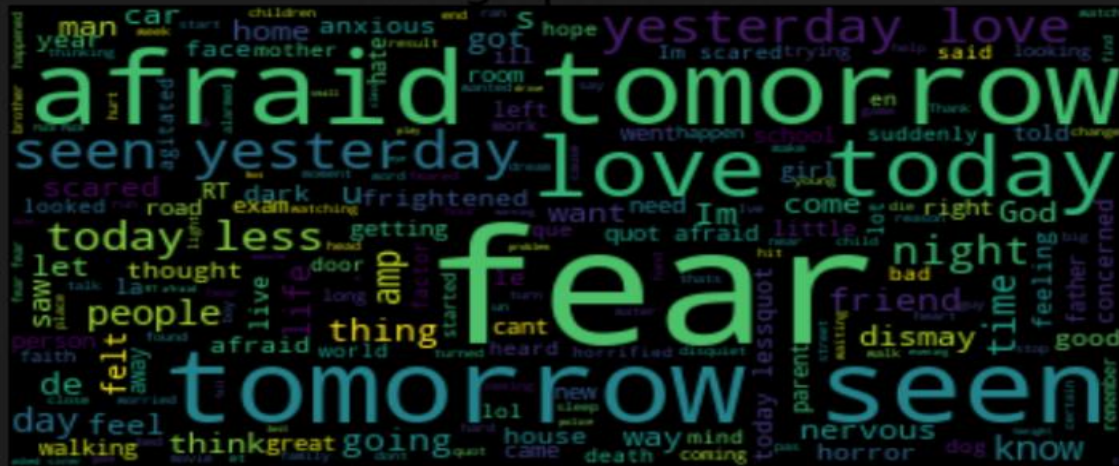
	Text	Cleaned_Text
1	Sage Act upgrade on my to do list for tommorow.	Sage Act upgrade list tommorow
2	ON THE WAY TO MY HOMEGIRL BABY FUNERAL!!! MAN ...	WAY HOMEGIRL BABY FUNERAL MAN HATE FUNERALS SH...
3	Such an eye ! The true hazel eye-and so brill...	eye true hazel eyeand brilliant Regular feat...
4	@lluvmiasantos ugh babe.. hugggz for u .! b...	ugh babe hugggz u babe naamazed nga ako e...
5	I'm expecting an extremely important phonecall...	Im expecting extremely important phonecall min...
...
34787	@MichelGW have you gift! Hope you like it! It'...	gift Hope like it hand wear Itll warm Lol
34788	The world didnt give it to me..so the world MO...	world didnt meso world DEFINITELY cnt away
34789	A man robbed me today .	man robbed today
34790	Youu call it JEALOUSY, I call it of #Losing YO...	Youu JEALOUSY #Losing YOU
34791	I think about you baby, and I dream about you ...	think baby dream time

31536 rows × 2 columns

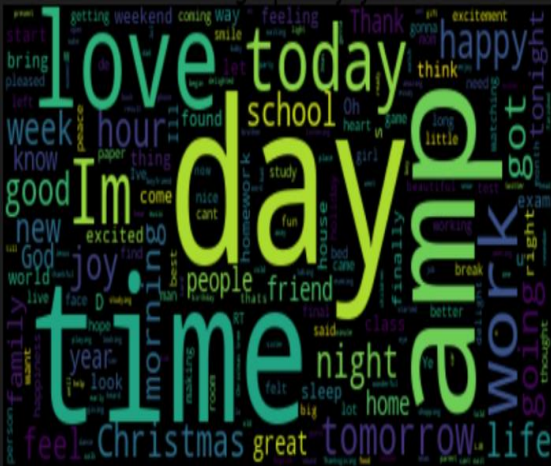
➤ Extraction des mots clés

Dans cette étape nous cherchons à obtenir pour chaque classe d'émotions quels sont les mots qui y apparaissent le plus souvent.

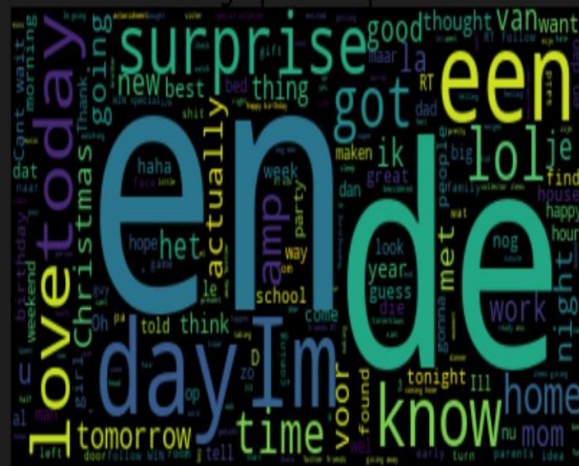
Nuage pour fear



Nuage pour joy



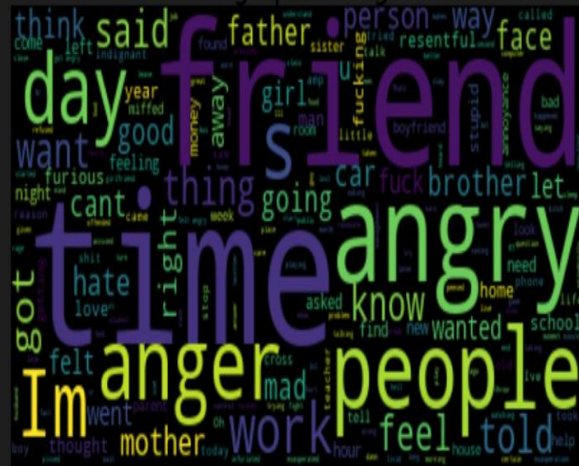
Nuage pour surprise



Nuage pour sadness



Nuage pour anger



➤ Choix d'un modèle

Dans cette étape, nous cherchons à trouver un modèle qui fournit de bon résultat sur les données.

Ainsi nous allons utiliser un pipeline afin de vectoriser les données pour pouvoir les passer à notre modèle. Pour effectuer cette vectorisation on utilise CountVectorizer, on aurait également pu utiliser TfidfVectorizer cependant nous avons eu à remarquer qu'il donnait des résultats similaires mais que CountVectorizer était sensiblement meilleur.

Ainsi on a utilisé les modèles suivant avec les résultats :

➤ LogisticRegression

Logistic Regression				
	precision	recall	f1-score	support
anger	0.70	0.56	0.62	1316
fear	0.79	0.68	0.73	1640
joy	0.64	0.83	0.72	3280
sadness	0.62	0.58	0.60	2055
surprise	0.60	0.42	0.49	1170
accuracy			0.66	9461
macro avg	0.67	0.61	0.63	9461
weighted avg	0.66	0.66	0.65	9461
Score: 0.6598668216890392				

➤ MultinomialNB

MultinomialNB				
	precision	recall	f1-score	support
anger	0.82	0.44	0.57	1316
fear	0.81	0.59	0.68	1640
joy	0.53	0.92	0.67	3280
sadness	0.67	0.48	0.56	2055
surprise	0.72	0.22	0.34	1170
accuracy			0.62	9461
macro avg	0.71	0.53	0.57	9461
weighted avg	0.67	0.62	0.59	9461
Score: 0.6156854455131593				

➤ GradientBoostingClassifier

GradientBoostingClassifier				
	precision	recall	f1-score	support
anger	0.82	0.34	0.48	1316
fear	0.90	0.45	0.60	1640
joy	0.46	0.95	0.62	3280
sadness	0.83	0.35	0.49	2055
surprise	0.71	0.27	0.40	1170
accuracy			0.57	9461
macro avg	0.75	0.47	0.52	9461
weighted avg	0.70	0.57	0.54	9461

Score: 0.5652679420780045

➤ LinearSVC

LinearSVC				
	precision	recall	f1-score	support
anger	0.64	0.58	0.61	1316
fear	0.77	0.68	0.72	1640
joy	0.65	0.78	0.71	3280
sadness	0.60	0.58	0.59	2055
surprise	0.55	0.43	0.48	1170
accuracy			0.65	9461
macro avg	0.64	0.61	0.62	9461
weighted avg	0.65	0.65	0.65	9461

Score: 0.6494028115421203

On remarque donc que LogisticRegression donne les meilleurs résultats ainsi nous portons notre choix sur ce dernier.

➤ Optimisation des hyperparamètres du modèle

Une fois notre modèle choisi nous avons utilisé GridSearchCV afin de déterminer les meilleurs hyperparamètres et ainsi choisir un modèle final sur lequel entrainer et évaluer les données.

Ce qui nous a permis d'obtenir comme modèle final :

```
Pipeline(steps=[('countvectorizer',
                  CountVectorizer(ngram_range=(1, 2),
                                  tokenizer=<function tokenize at 0x0000013E7DB1A940>)),
                  ('logisticregression',
                   LogisticRegression(max_iter=200, solver='liblinear'))])
```

➤ Evaluation du modèle

Une fois le modèle entrainé nous avons obtenu les résultats suivants sur les données test.



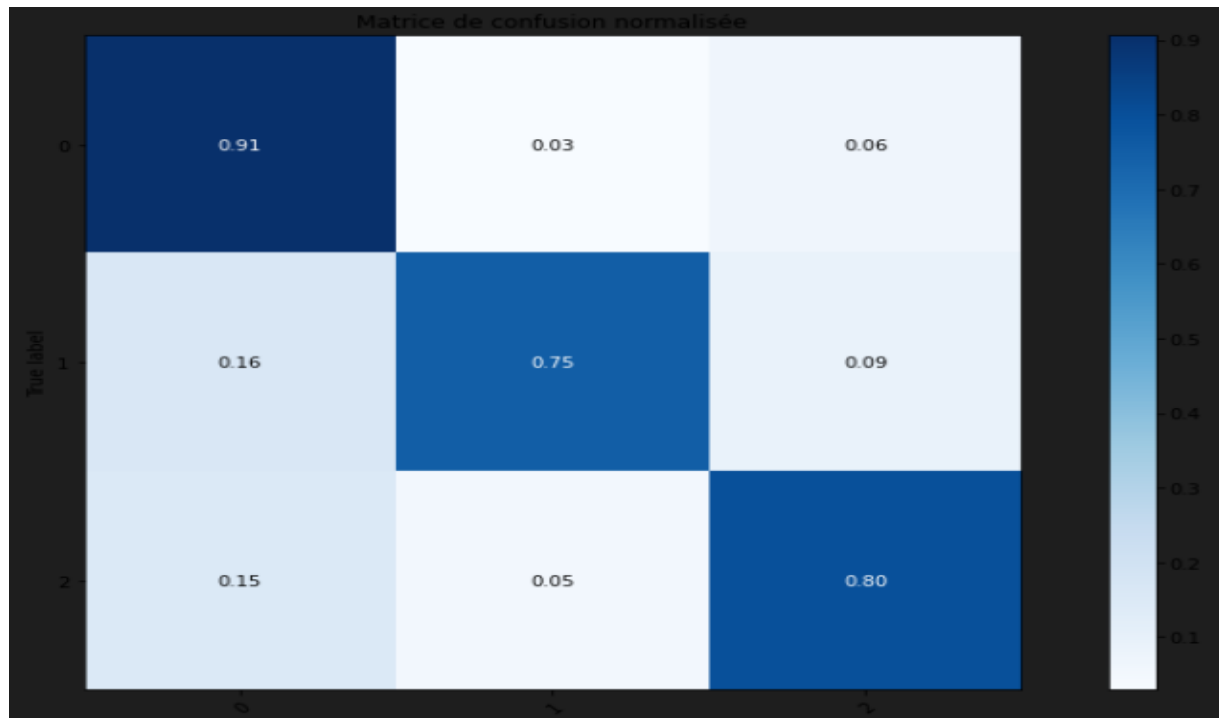
Nous voyons qu'avec ce modèle simple on arrive quand même à avoir des résultats assez satisfaisants.

➤ **Modèle d'analyse des sentiments**

Une fois cette étape effectuée nous avons effectué les mêmes opérations sur le jeu données en changeant la colonne émotion pour ne pas refléter l'émotion mais plutôt le sentiment (positif, négatif, neutre) du message à l'aide du module textblob et avons entraîné le modèle de LogisticRegression précédent sur ce dernier ce qui nous donne les résultats suivants :

	precision	recall	f1-score	support
0	0.75	0.91	0.82	2106
1	0.86	0.75	0.80	1642
2	0.88	0.80	0.84	2560
accuracy			0.82	6308
macro avg	0.83	0.82	0.82	6308
weighted avg	0.83	0.82	0.82	6308

Score: 0.8208623969562461



Nous voyons donc qu'en se focalisant sur le sentiment, le modèle a une capacité de généralisation meilleure avec une précision de 82% et des f1-score supérieur à 80%.

Nous sauvegardons ensuite le modèle afin de l'utiliser ultérieurement dans notre application.

IV. Modèle de recommandations de livres

1) Présentation générale

Le but de ce modèle est de proposer aux utilisateurs des livres qui les intéresseraient en utilisant la méthode de filtrage collaboratif afin de trouver quels livres les utilisateurs ayant des goûts similaires à lui ont eu à aimer.

2) Les étapes de l'implémentation

➤ Importation des modules

Pandas, numPy, matplotlib : pour explorer, prétraiter et visualiser les données

Scipy : pour effectuer les transformations nécessaires sur le DataFrame

Scikit-Learn : pour créer des clusters d'utilisateurs ayant des intérêts similaires de même que les livres

➤ Exploration des données

Book-Crossings est un ensemble de données sur la notation des livres compilé par Cai-Nicolas Ziegler. Il contient 1,1 million d'évaluations de 270 000 livres par 90 000 utilisateurs. Les notes sont sur une échelle de 1 à 10.

Les données se composent de trois tableaux :

- BX-Book-Ratings qui contient les informations sur les notes
- BX-Books qui contient les informations sur les livres
- BX-Users qui contient les informations sur les utilisateurs

➤ Prétraitement des données

À partir de l'ensemble de données d'origine, nous n'examinerons que les livres populaires. Afin de savoir quels livres sont populaires, nous combinons les données des livres avec les données d'évaluation

Nous regroupons ensuite par titres de livres et créons une nouvelle colonne pour le nombre total de notes.

Nous combinons les données de classement avec les données de comptage total des classements, cela nous donne exactement ce dont nous avons besoin pour savoir quels livres sont populaires et filtrer les livres moins connus.

Environ 1% des livres ont reçu 50 notes ou plus. Parce que nous avons tellement de livres dans nos données, nous les limiterons au top 1%, et cela nous donnera 2713 livres uniques.

Nous convertissons notre tableau en une matrice 2D et remplissons les valeurs manquantes avec des zéros (puisque nous calculerons les distances entre les vecteurs de notation). Nous transformons ensuite les valeurs (notes) de la trame de données matricielle en une matrice clairsemée scipy pour des calculs plus efficaces.

➤ Mise en place du modèle

Une fois ces étapes de prétraitement effectuées nous pouvons donc entraîner notre modèle pour cela nous utilisons KNN.

KNN est un algorithme d'apprentissage automatique permettant de trouver des groupes d'utilisateurs similaires sur la base d'évaluations de livres communes et de faire des prédictions en utilisant l'évaluation moyenne des k plus proches voisins. Par exemple, nous présentons d'abord les évaluations dans une matrice, la matrice ayant une ligne pour chaque article (livre) et une colonne pour chaque utilisateur, comme ceci :

Nous trouvons ensuite l'élément k qui a les vecteurs d'engagement de l'utilisateur les plus similaires.

Nous utilisons des algorithmes non supervisés avec `sklearn.neighbors`.

L'algorithme que nous utilisons pour calculer les voisins les plus proches est "brut", et nous spécifions "métrique = cosinus" afin que l'algorithme calcule la similarité cosinus entre les vecteurs de notation. Enfin, nous adaptons le modèle

➤ Test du modèle

Recommendations for Wild Animus:

1: Ulysses (Vintage International), with distance of 0.583011458687675: <http://images.amazon.com/images/P/0679722769.01.THUMBZZZ.jpg>

2: Queens, with distance of 0.628261840534468: <http://images.amazon.com/images/P/0140244662.01.THUMBZZZ.jpg>

3: Francesca, with distance of 0.6461734897131619: <http://images.amazon.com/images/P/0523403879.01.THUMBZZZ.jpg>

4: The Age of Innocence (The Modern Library Classics), with distance of 0.6461734897131619: <http://images.amazon.com/images/P/0375753206.01.THUMBZZZ.jpg>

5: Digital Character Animation, with distance of 0.6461734897131619: <http://images.amazon.com/images/P/1562055593.01.THUMBZZZ.jpg>

Ainsi nous remarquons que les recommandations faites par notre modèle sont assez satisfaisantes étant donné que ce sont des livres qui vont dans le même sens donc on le sauvegarde pour une utilisation ultérieure.

V. Application

1) Présentation générale

L'application est développée à l'aide de Django pour gérer à la fois le backend et le frontend. Il s'agit d'un site de vente en ligne de livre où l'utilisateur peut s'inscrire pour acheter ses livres et peut également donner des avis sur ces derniers.

Ainsi nous analysons les avis laissés par l'utilisateur pour déterminer quelle a été son appréciation par rapport au livre et déterminer s'il est pertinent de lui faire des recommandations.

Si on voit que l'avis a été positif alors on lui fait des recommandations, le cas contraire on n'en fait pas et on lui propose de voir les autres livres de notre boutique.

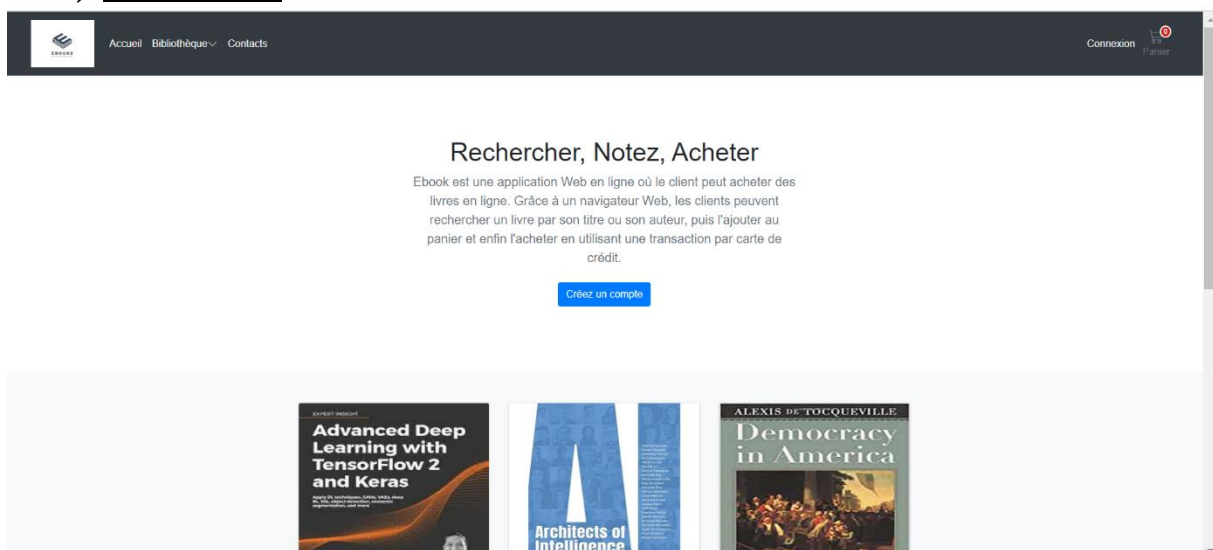
2) Utilisation du modèle d'analyse des sentiments


Le modèle d'analyse des sentiments est chargé au niveau de la page de revue afin qu'à chaque fois qu'un utilisateur laisse un avis ce dernier soit analysé par ce modèle et classifié en message positif ou négatif.


3) Utilisation du modèle de recommandations

Le modèle de recommandations est chargé au niveau de la page d'achats de livres et on se base sur la classification qui a été faite de son avis pour faire la recommandation et lui afficher un message.

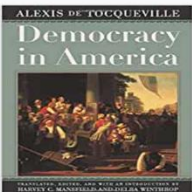
4) Interface



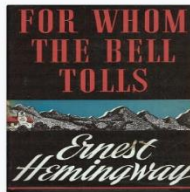

Accueil Bibliothèque▼ Contacts

Connexion


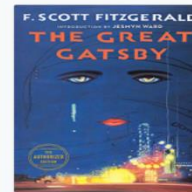
Literature




Democracy in America
 Lorem, ipsum dolor sit amet consectetur adipisicing elit. Doloribus corporis quos incidunt dolores distinctio maxime possimus quis veniam en...
 Revue 5485 FCFA





For Whom the Bell Tolls
 Lorem, ipsum dolor sit amet consectetur adipisicing elit. Doloribus corporis quos incidunt dolores distinctio maxime possimus quis veniam en...
 Revue 4320 FCFA



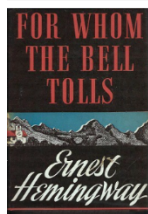
The Great Gatsby
 Lorem, ipsum dolor sit amet consectetur adipisicing elit. Doloribus corporis quos incidunt dolores distinctio maxime possimus quis veniam en...
 Revue 3210 FCFA







Détails du livre



Titre: For Whom the Bell Tolls
 Date de publication: April 22, 2022
 Editeur: Pocket Books
 Auteur: Books Author
 Prix: 4320 FCFA
 Note moyenne: 4

Description:

Lorem, ipsum dolor sit amet consectetur adipisicing elit. Doloribus corporis quos incidunt dolores distinctio maxime possimus quis veniam enim, deleniti ab repellendus fugit illo architecto laudantium tempore similique natus, voluptatibus inventore ipsa excepturi explicabo iure amet. Facilis eius in nobis tempora voluptates molestias sit. Nihil error labore velit, deleniti nulla ut omnis neque quis minima, sint culpa tempore. Compti sequi rem aspernatur eveniet dolorem impedit distinctio illum ex provident qui. Consequatur adipisci ducimus blanditis asperiores. Ullam ipsum necessitatibus velit dolor blanditis aut voluptas recusandae dicta, provident numquam corrupti illo corporis nisi! Doloremque maxime beatae e molestiae explicabo nesciunt Dolor at ab veritatis perferendis adipisci facilis reprehenderit minus in qui, itaque accusamus porro facere amet quasi sit officia itaque. Accusamus, optio hic inventore aut dolorum ducimus excepturi fuga? Odit ullam maxime libero itaque sint culpa quod voluptates eveniet, temporibus perspiciatis similique neque quis quae fugit, quia sunt ratione atque eum magnam voluptatum. Vero utam assumenda enimque corrupti ex nemo ad, debitis porro ipsam sit laboriosam deserunt cumque sunt aut dicta magnam? Error fugit libero veniam earum odit quidem magnam, tempore praesentium consequatur. Earum vel nulla doloremque amet e soluta repudiandae laborum. Voluptate aliquam, nesciunt repellendus fugit, mollitia atque eveniet inventore modi aliquod optio iste quaeat qui ea porro excepturi? Modi mollitia, possimus nemo aliquod voluptate sapiente, nisi, rerum dolore perferendis facilis consequuntur. Possimus voluptatum ipsa impedit placeat voluptas exercitationem nobis dolorem, consequuntur accusantium et veniam tempora? Non, fugit. Consequuntur, doloremque? Exercitationem vero id illo eum libero quaeat nam recidendi ducimus beatae aliquam minus sed molestias aut, culpa quia nulla veniam non voluptate blanditis asperiores quo incidunt veritatis? Molestiae, corporis magnam? Accusamus repellendus fugiat rerum veniam atque?

Liste des revues

Donnez une note et rédigez la première critique de ce livre.

Achetez

Revue

Massamba désolé que ce livre ne soit pas à la hauteur de vos attentes. Nous tenterons d'améliorer votre expérience 😊 [Retourner](#)

Avis(Requis)

This book was too boring! Can't believe I wasted my time reading this pff

Note

Doit être entre 1 et 5

2

Ajouter

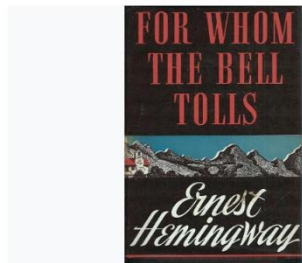


Sorry you didn't like this book, try others from our Library **All books**

For Whom the Bell Tolls

4320 FCFA

Qty



Ajouter au panier

Ajouter à la liste des souhaits

Revue

Pocket Books(Editeur)

Lorem, ipsum dolor sit amet consectetur adipiscing elit. Doloribus corporis quos incidunt dolores distinctio maxime possimus quis veniam enim, deleniti ab repellendus fugit illo architecto laudantium tempore similique natus, voluptatibus inventore ipsa excepturi explicabo iure amet. Facilis eius in nobis tempora voluptates molestias sit. Nihil enim labore velit, deleniti nulla ut omnis neque qui minima, sint culpa tempore. Corrupti sequi rem aspernatur eveniet dolore impedit distinctio illum ex provident qui. Consequatur adipisci duimus blanditiis asperiores. Ullam ipsum necessitatibus velit dolor blanditiis aut voluptas recusandae dicta, provident numquam corrupti ille corporis nisi Doloremque maxime beatae et, molestiae explicabo nesciunt Dolor et ab veritatis perferendis adipisci facilis reprehenderit minus in qui, itaque accusamus porro facere amet quasi sit officia atque. Accusamus, optio hic inventore aut dolorum duimus excepturi fuga? Odit ullam maxime libero itaque sint culpa quod voluptates eveniet, temporibus perspiciatis similique neque quis quae fugit, quia sunt retore atque eum magnam voluptatum. Vero ullam assumenda similique corrupti ex nemo ad, debitis porro ipsum sit laboriosam deserunt cumque sunt aut dicta magnam? Error fugi libero veniam exerat odit quidem magnam, tempore praesentium consequatur. Earum vel nulle doloremque amet a soluta repudiandae laborum. Voluptate aliquam, nesciunt repellendus fugit, mollitia atque eveniet inventore modi aliqui optio iste quaerat qui ea porro excepturi? Modi mollitia, possimus nemo aliquid voluptate sapiente, nisi, rerum dolore perferendis facilis consequatur. Possimus voluptatum ipsa impedit placeat voluptas exercitationem nobis dolorem, consequatur accusantium et veniam tempora? Non, fugit. Consequatur, doloremque? Exercitationem vero id illo eum libero quaerat nam recidendo duimus beatae aliquam minus sed molestias aut, culpa quia nulla veniam non voluptate blanditiis asperiores quo incidunt veritatis? Molestiae, corporis magnam? Accusamus repellendus fugat rerum veniam atque?

Détails du livre



Titre: Pride and Prejudice
Date de publication: April 22, 2022
Editeur: Pocket Books
Prix: 2450 FCFA
Note moyenne: [4](#)

Description:

Lorem, ipsum dolor sit amet consectetur adipiscing elit. Doloribus corporis quos incidunt dolores distinctio maxime possimus quis veniam enim, deleniti ab repellendus fugit illo architecto laudantium tempore similique natus, voluptatibus inventore ipsa excepturi explicabo iure amet. Facilis eius in nobis tempora voluptates molestias sit. Nihil enim labore velit, deleniti nulla ut omnis neque qui minima, sint culpa tempore. Corrupti sequi rem aspernatur eveniet dolore impedit distinctio illum ex provident qui. Consequatur adipisci duimus blanditiis asperiores. Ullam ipsum necessitatibus velit dolor blanditiis aut voluptas recusandae dicta, provident numquam corrupti ille corporis nisi Doloremque maxime beatae et, molestiae explicabo nesciunt Dolor et ab veritatis perferendis adipisci facilis reprehenderit minus in qui, itaque accusamus porro facere amet quasi sit officia atque. Accusamus, optio hic inventore aut dolorum duimus excepturi fuga? Odit ullam maxime libero itaque sint culpa quod voluptates eveniet, temporibus perspiciatis similique neque quis quae fugit, quia sunt retore atque eum magnam voluptatum. Vero ullam assumenda similique corrupti ex nemo ad, debitis porro ipsum sit laboriosam deserunt cumque sunt aut dicta magnam? Error fugi libero veniam exerat odit quidem magnam, tempore praesentium consequatur. Earum vel nulle doloremque amet a soluta repudiandae laborum. Voluptate aliquam, nesciunt repellendus fugit, mollitia atque eveniet inventore modi aliqui optio iste quaerat qui ea porro excepturi? Modi mollitia, possimus nemo aliquid voluptate sapiente, nisi, rerum dolore perferendis facilis consequatur. Possimus voluptatum ipsa impedit placeat voluptas exercitationem nobis dolorem, consequatur accusantium et veniam tempora? Non, fugit. Consequatur, doloremque? Exercitationem vero id illo eum libero quaerat nam recidendo duimus beatae aliquam minus sed molestias aut, culpa quia nulla veniam non voluptate blanditiis asperiores quo incidunt veritatis? Molestiae, corporis magnam? Accusamus repellendus fugat rerum veniam atque?

Liste des revues

[Donnez une note et rédigez la première critique de ce livre.](#)

[Achetez](#)

Revue

Massamba ravi de voir que ce livre vous ait plus.
Votre satisfaction est notre bonheur [Retourner](#)

Avis(Requis)

Such a great book! Enjoyed it all the way through would recommend to anyone

Note

Doit être entre 1 et 5

[Ajouter](#)

Pride and Prejudice

2450 FCFA

Qty 1



Ajouter au panier

Ajouter à la liste des souhaits

Revue

Pocket Books (Editeur)
Lorem ipsum dolor sit amet consectetur adipiscing elit.
Doloribus corpora quos incidunt odores distinctio maxime
possimus quasi veritam enim, dolenti ab repellendus fugit
illo architecto laudantium tempore similique natus,
voluptatibus inventore ipsa excepturi explicabo line amet.
Facilis eius in nobis tempora voluptates...

You liked this book here so here are others users with similar taste also liked!



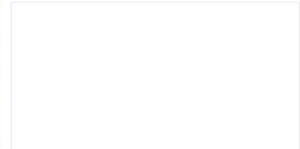
Sister Carrie (Penguin Twentieth Century Classics)



The Reduced Shakespeare Company Radio Show



Absolute Zero



Romeo Juliet

Nous voyons donc que l'on propose à l'utilisateur de laisser une revue, si la revue est négative on lui donne un message lui disant que nous allons tenter d'améliorer son expérience pour un prochain achat et au niveau de la page pour acheter le livre on lui propose de se référer à la bibliothèque avec tous les livres.

Si l'avis est positif on lui donne un message pour dire que nous avons tenu de cet avis et au niveau de la page pour acheter le livre, on lui recommande des livres similaires ayant plus aux utilisateurs ayant aimé ce livre.

Conclusion et Perspectives

Nous pouvons donc voir que les systèmes de recommandation participent grandement à l'amélioration de l'expérience utilisateur d'un site de ventes.

En utilisant l'analyse des sentiments sur l'avis du client pour juger de la pertinence ou non de lui faire des recommandations similaires, on peut alors lui proposer des livres qui lui plairont et le pousseront à revenir sur notre site pour ses achats futurs.

Cependant ce système se limite seulement aux données passées et ne prend pas en compte les nouvelles données que l'on obtient des nouveaux utilisateurs. Ainsi il serait intéressant de chercher à améliorer ce modèle en utilisant du batch Learning afin de réentraîner périodiquement le modèle pour qu'il puisse continuer à améliorer ses recommandations en tenant compte des nouveaux utilisateurs...

Webographie

- [1] <https://medium.com/fnplus/knn-recommendations-a4f05e121691>
- [2] <https://towardsdatascience.com/productionize-a-machine-learning-model-with-a-django-api-c774cb47698c>
- [3] <https://paperswithcode.com/task/emotion-classification>
- [4] <https://towardsdatascience.com/how-did-we-build-book-recommender-systems-in-an-hour-part-2-k-nearest-neighbors-and-matrix-c04b3c2ef55c>
- [5] <https://www.kaggle.com/c/sentiment-analysis-evaluation>
- [6] <https://towardsdatascience.com/recommendation-systems-explained-a42fc60591ed>