

# Réalisez une application de recommandation de contenu



My Content

# Liens

GitHub : [https://github.com/AnodeGrindYo/OC\\_IA\\_P09.git](https://github.com/AnodeGrindYo/OC_IA_P09.git)

Application Web : <https://agrecommends.azurewebsites.net>

# Sommaire

1. Contexte
2. Présentation du jeu de données
3. Modélisation
4. Architecture serverless
5. Déploiement
6. Architecture cible
7. Conclusion

# Contexte



- **My Content** est une start-up qui veut encourager la lecture en recommandant des contenus pertinents pour ses utilisateurs.
- Construction d'un **premier MVP** qui prendra la forme d'une **application** : une solution de **recommandation d'articles** et de livres à des particuliers.

# Objectifs



- Utilisation d'un jeu de données disponible en ligne pour développer le MVP. (interactions des utilisateurs avec les articles)
- Entraînement, tests et comparaison de plusieurs **modèles de recommandation**
- Architecture **serverless**.

# Présentation du jeu de données

- Provient de Globo.com, contient les fichiers suivants :
  - **articles\_metadata.csv** : informations sur les articles publiés
  - **articles\_embeddings.pickle** : embedding de tous les articles (représentation vectorielle)
  - **clicks\_sample.csv** : échantillon des interactions des sessions des utilisateurs
  - **/clicks** : interactions des sessions des utilisateurs (un fichier par heure)
- **364 047** articles
- **2 988 181** clics
- **322 897** utilisateurs
- **250** features d'embedding du contenu des articles

# Modélisation

2 approches :

- **Content-Based :**

Basé sur les préférences de l'utilisateur et recommande des articles similaires aux articles qu'il a déjà lus.

- + Pas besoin de données sur les autres utilisateurs
- + Peut capturer les intérêts spécifiques d'un utilisateur
- Dépend du nombre d'articles lus par l'utilisateur, et ne peut deviner d'autres intérêts de l'utilisateur

- **Collaborative-Filtering :**

Basé sur les préférences des autres utilisateurs ayant lus les mêmes articles, en recommandant des articles lus par les autres utilisateurs aux préférences communes.

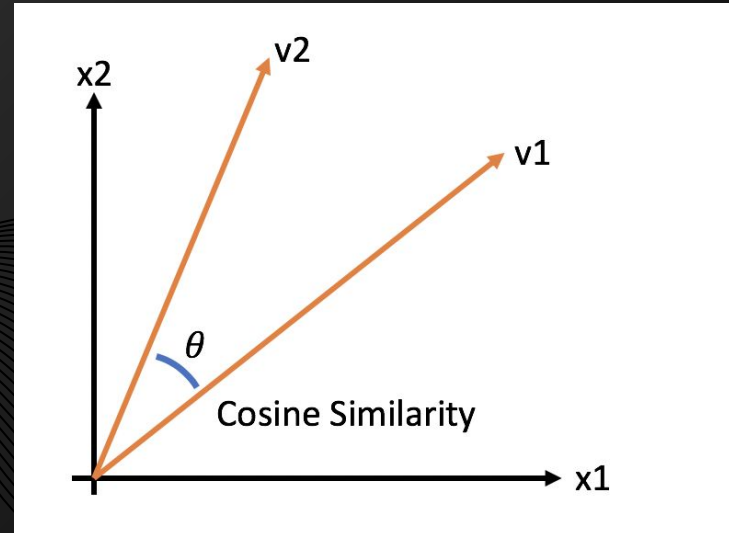
- + Peut permettre à l'utilisateur de découvrir de nouveaux intérêts
- + Pas de connaissance sur le domaine requise (ici les articles), embedding automatiquement appris
- Difficulté à recommander les nouveaux éléments, car peu ou pas d'interaction avec ceux ci

# Modélisation : Content-Based

- Utilise le calcul du cosinus entre les articles lus par l'utilisateur et les autres articles, projetés via leurs features de la matrice d'embedding dans un espace vectoriel (de dimension 250).
- La prédiction du modèle retourne les n plus proches articles par rapport aux articles déjà lus.

## ACP :

- Permet d'alléger le fichier d'embedding pour son utilisation dans le cloud
- On passe de 250 features à 70, en conservant une variance de 0.977.
- Résultats similaires par rapport à l'utilisation de l'embeddings original





# Modélisation : Collaborative-Filtering :

- Benchmark de différents modèles (SVD, SVDpp, SlopeOne, NMF...)

	test_rmse	test_mae	fit_time	test_time
Algorithm				
NMF	0.003752	0.001119	28.937999	4.921168
CoClustering	0.003765	0.001128	45.746334	2.191500
BaselineOnly	0.003435	0.001391	3.512999	1.803000
SVDpp	0.003804	0.001489	16.660834	13.544000
SlopeOne	0.003673	0.001573	2.584334	4.942999
SVD	0.005112	0.001670	12.457150	5.390833
NormalPredictor	0.004463	0.002452	1.590500	1.788333



- Utilisation du modèle **NMF** de la librairie Surprise qui prend en entrée des données avec 3 colonnes :
  - ID de l'utilisateur
  - ID de l'article
  - rating

# Modélisation : Collaborative-Filtering :

## Fine Tuning :

- Recherche les meilleurs paramètres par validation croisée. (GridSearchCV)



- Entraînement avec les meilleurs paramètres et la totalité du jeu de données.

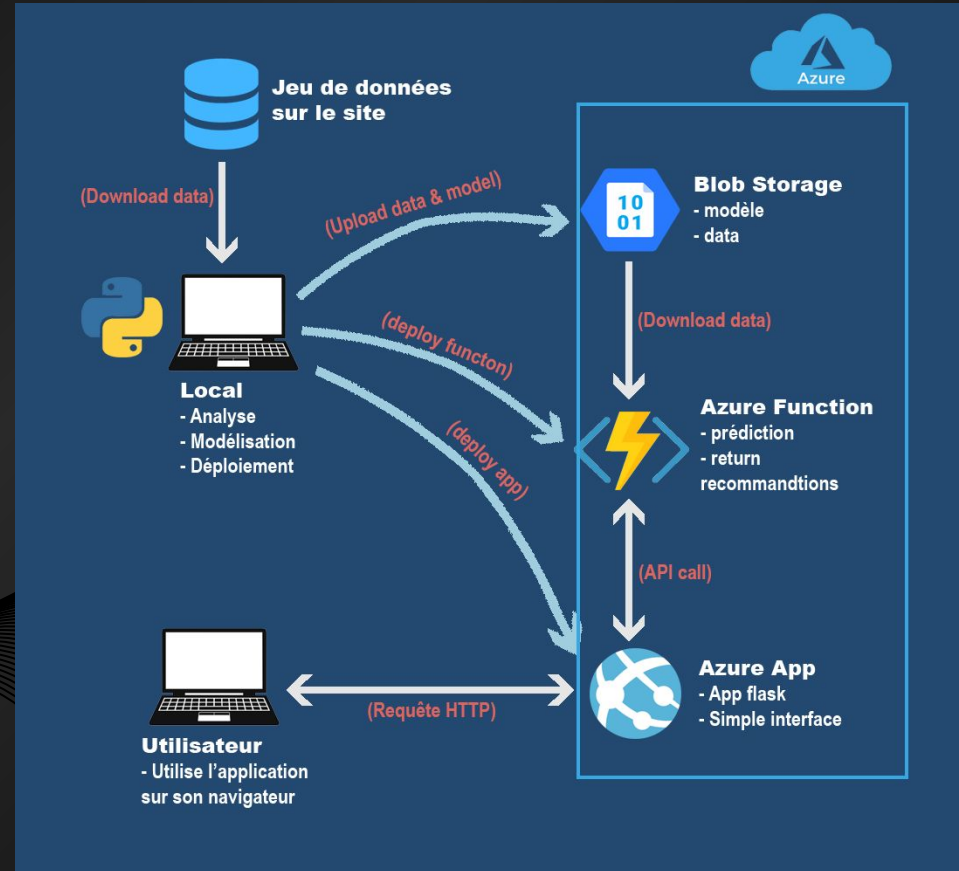
## Recommandations :

- La prédiction retourne un score compris entre 0 et 1 pour chaque article à partir d'un identifiant utilisateur, puis on retourne les n scores les plus élevés.

# Architecture serverless

## Fonctionnalités Azure utilisées :

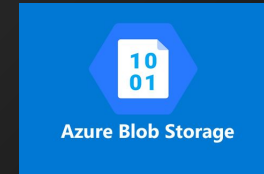
- Blob Storage
- Azure Function
- Azure App



# Déploiement

## Stockage sur Azure Blob :

- Modèle entraîné
- Embeddings avec ACP
- Dataframe contenant les clics pour chaque utilisateur



## Déploiement sur Azure Function:

- Azure Function est la partie serverless. Notre fonction effectue la recommandation pour un utilisateur en utilisant les ressources stockées sur Azure Blob Storage.
- Cette fonction peut être utilisée via un appel API.



# Déploiement

## Démo d'Azure Function :

Fonction accessible à l'adresse suivante : <https://recommender.azurewebsites.net/api/getRecommendation>

The screenshot displays a REST client interface with the following details:

- Method:** POST
- URL:** `https://recommender.azurewebsites.net/api/getRecommendation`
- Buttons:** Send, Cookies, Beautify
- Tabs:** Params, Auth, Headers (9), Body (selected), Pre-req., Tests, Settings
- Body Format:** raw (selected), JSON
- Request Body (JSON):**

```
1 {  
2   ... "user_id": 42  
3 }
```
- Response Status:** 200 OK, 29.32 s, 181 B
- Buttons:** Save Response (dropdown), Pretty (selected), Raw, Preview, Visualize, Text (dropdown), Copy, Search
- Response Body (Text):**

```
1 [289003, 277107, 283009, 202355, 74501]
```

# Déploiement

## Déploiement sur Azure App :

- Partie UI déployée en tant qu'application flask sur Azure App.
- L'application effectue l'appel à Azure Function via une requête API, en utilisant les données saisis par l'utilisateur, puis affiche le résultat.



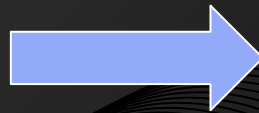
# Déploiement

## Démo d'Azure App :

Application web accessible à l'adresse suivante : <https://agrecommends.azurewebsites.net>

### RECOMMANDATION D'ARTICLES

User ID



### RECOMMANDATION D'ARTICLES

User ID

Articles recommandés:

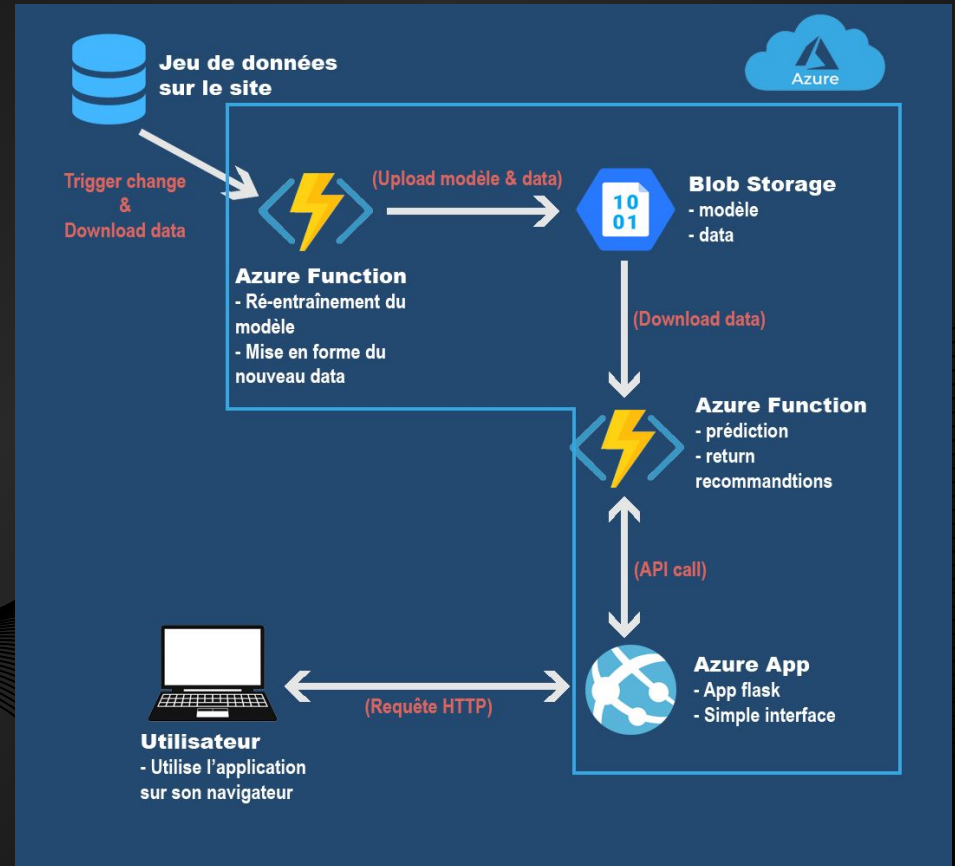
Article ID: 289003 Lorem ipsum, et caetera
Article ID: 277107 Lorem ipsum, et caetera
Article ID: 283009 Lorem ipsum, et caetera
Article ID: 202355 Lorem ipsum, et caetera
Article ID: 74501 Lorem ipsum, et caetera



# Architecture cible

Permet de prendre en compte :

- les nouveaux utilisateurs
- les nouveaux articles.





# Conclusion

Améliorations possibles :

- Modèle hybride utilisant à la fois le Content-Based et le Collaborative Filtering
- Mise en place de l'architecture cible, avec une nouvelle fonction Azure qui permettra de :
  - détecter un changement dans les données,
  - ré-entraîner le modèle
  - stockage des nouvelles données et du modèle sur Azure Blob.
- Amélioration de l'interface utilisateur