

Implémentez un modèle de scoring



Rim BAHROUN

Parcours Data Scientist | projet 7 Juin 2023

Problématique & mission



Prêt à dépenser : société financière de crédit à la consommation







Mission

- 1. Construire un modèle de scoring pour la prédiction de la probabilité de remboursement d'un crédit
- 2. Construire un Dashboard interactif à destination des gestionnaires de relation client
- 3. Mettre en production le modèle à l'aide d'une API, ainsi que le Dashboard





Objectifs

Faciliter le travail des gestionnaires de relation client Permettre plus de transparence vis-à-vis du client Réduire les pertes financières relatives à une fausse prédiction

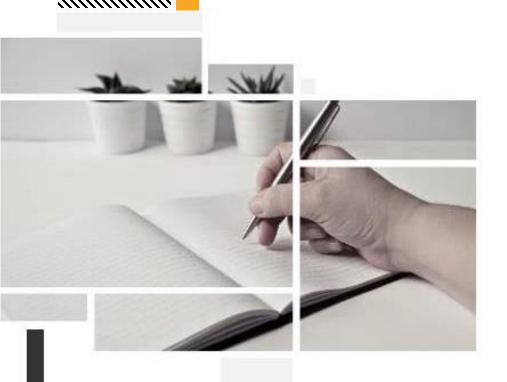




Modélisation

Pipeline de déploiement

Data drift





1. Préparation des données



Monthly balance of

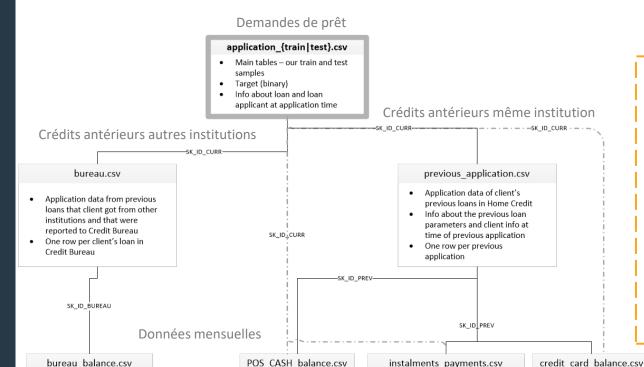
credits in Credit

Behavioral data

<u>Données à disposition</u>: 8 fichiers .csv

https://www.kaggle.com/c/home-credit-default-risk/data





· Monthly balance of

Behavioral data

client's previous

loans in Home Credit

- Jointure des tables selon les clés primaires
- Imputation des valeurs manquantes
- Correction des valeurs aberrantes
- Création de nouvelles variables métier
- Encodage des variables catégoriques
- Agrégation des données par client



Jeu agrégé par client 797 variables 307 507 clients



Monthly balance of

credit card loans in

client's previous

Home Credit

Behavioral data

Past payment data for each

in our sample

Behavioral data

installments of previous credits

in Home Credit related to loans

1. Préparation des données







Réduction de dimensionnalité





- 1. Suppression des variables à plus de 75% de valeurs manquantes
- 2. Suppression des variables corrélées à plus de 90%
- 3. Suppression des variables à faible importance (< 5% /arbre de décision)
- 4. Suppression des variables à moins de 2% de variance
- 5. Sélection des variables par SelectKbest
- 6. Sélection des variables par Recursive Feature Elimination



Gain matériel: espace de stockage Gain en temps de calcul Simplification du modèle Meilleur interprétabilité des prédictions Jeu de données 35 variables 307 507 clients

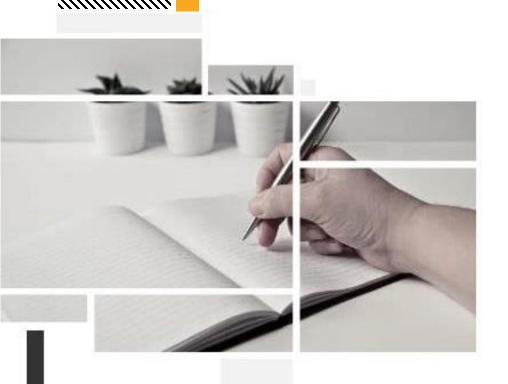




Modélisation

Pipeline de déploiement

∩ ∆ Data drift



2. Modélisation Démarche de modélisation



Jeu de données nettoyé



35 variables 307 507 clients

Prétraitement des données

Jeu de données Données inconnues

Entrainement Validation Test

Encodage/Standardisation

Traitement du déséquilibre des classes

y: vecteur target de 0/1

X: Données des clients

Modélisation

- Implémentation des modèles de classification
- Choix des métriques d'évaluation
- Optimisation des hyperparamètres

Evaluations des performances

- Comparaison des modèles
- Choix du modèle final pour la prédiction



Prédiction de la probabilité de remboursement

Prédiction de la classe du client: client fiable 0/ client à risque 1



Traitement du déséquilibre des classes



Problème de classification binaire:

- Classe 0: client fiable : **92%** des clients

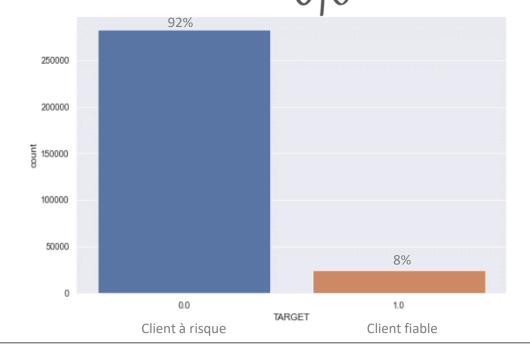
- Classe 1: client à risque : 8% des clients



Déséquilibre entre les deux classes



Un modèle naïf prédisant systématiquement le client en fiable aurait une accuracy de 0.92!!





Traitement du déséquilibre des classes





Sous échantillonnage

Retirer aléatoirement des clients de la classe majoritaire

Perte d'information

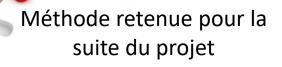
Sur échantillonnage SMOTE

Créer des données synthétiques des clients de la classe minoritaire

Augmentation de la taille des données

Class weight

Créer un modèle pénalisé en attribuant des poids différents pour chaque classe





2. Modélisation Choix des métriques d'évaluation



Métriques généraux

O AUC-ROC: indicateur de capacité du modèle a bien classé les clients

Accuracy: pourcentage de client correctement classé

o **Recall:** pourcentage de client à risque identifié correctement par rapport au client réellement à risque

O Precision: pourcentage de client à risque identifié correctement par rapport au client prédit à risque



Hypothèse métier

Le coût d'un faux négatif FN est dix fois supérieur au coût d'un faux positif FP.

FN: client à risque prédit fiable : crédit accordé et perte en capital.

FP: client fiable prédit à risque : crédit refusé et manque à gagner en marge.



		Classe prédite	
		Client fiable	Client à risque
Classe	Client fiable	Vrais négatifs / TN	Faux positifs / FP
Réelle	Client à risque	Faux négatif / FN	Vrais positifs / TP



Choix des métriques d'évaluation



FN: client à risque prédit fiable : crédit accordé et perte en capital.

FP: client fiable prédit à risque : crédit refusé et manque à gagner en marge.





Métriques spécifiques

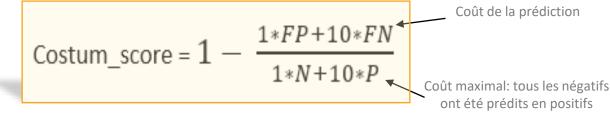
 Γ_{beta} : combine à la fois la précision et le rappel en utilisant un poids relatif beta β²=10 et donc β = 3.16.

$$f_{\beta} = \frac{(1+\beta^2)TP}{(1+\beta^2)TP + (\beta^2FN + FP)}$$

Score métier: compris entre 0 et 1. Plus il est grand, meilleur est le modèle.







		Classe prédite	
		Client fiable	Client à risque
Classe Réelle	Client fiable	Vrais négatifs / TN	Faux positifs / FP
	Client à risque	Faux négatif / FN	Vrais positifs / TP



Algorithmes de classification

Algorithmes d'apprentissage supervisé à tester





- LogisticRegression
- RandomForestClassifier
- **ExtraTreesClassifier**
- **LGBMClassifier**

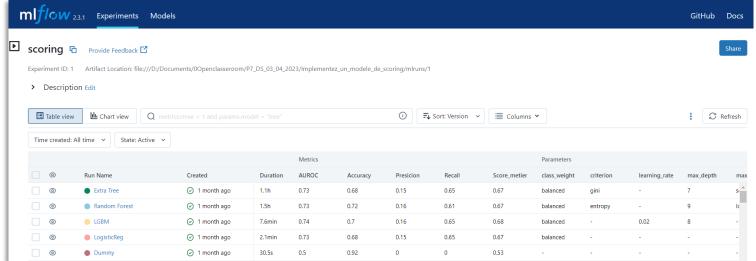


Optimisation des hyperparamètres

GridSearchCV - score métier - validation croisée sur 10 plis.

Optimisation du seuil de prédiction

pour la méthode predict_proba pour le modèle sélectionné.





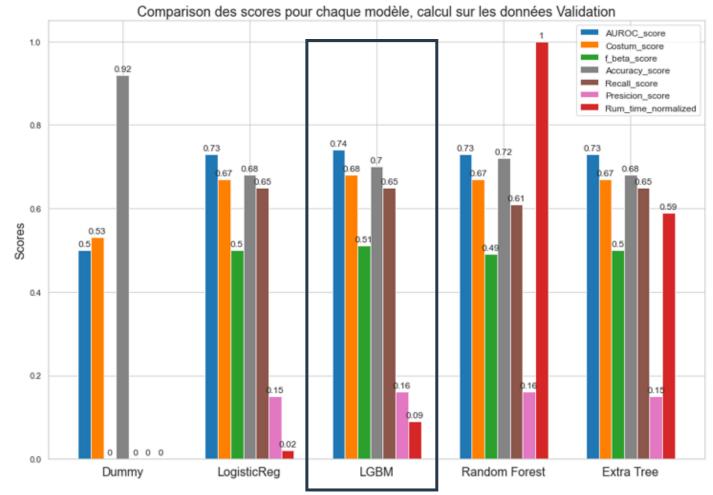
learn

LightGBM



LightGBM







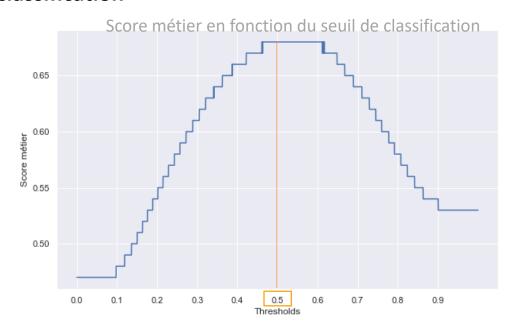


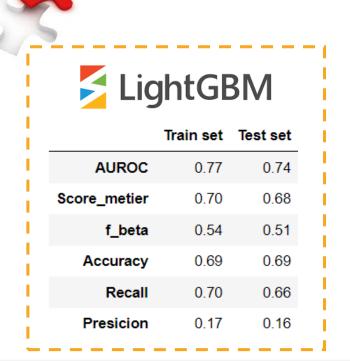


Algorithmes de classification

Synthèse des résultats

Seuil de classification











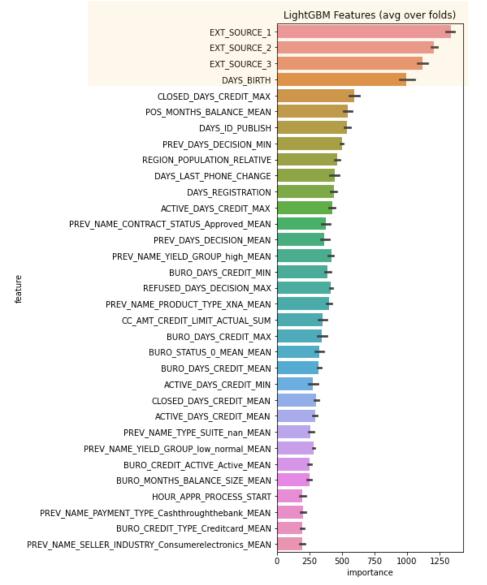


Interprétabilité globale du modèle











Interprétabilité locale du modèle

Exemples de clients



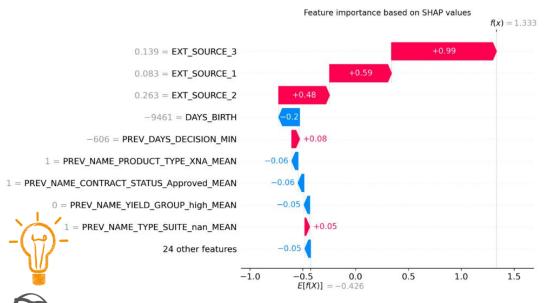


Client à risque

Probabilité de remboursement 21%

Crédit refusé

Client: 1000024

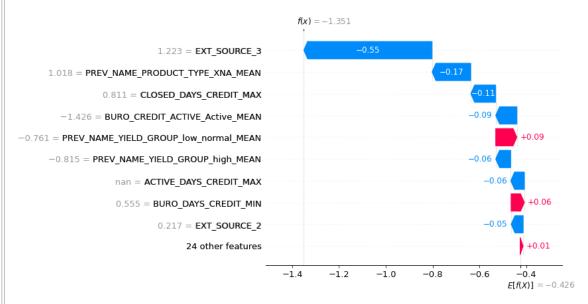


Client fiable

Probabilité de remboursement 79%

Crédit accordé

Client: 100004







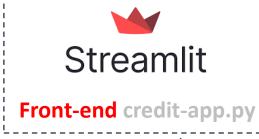
Modélisation

- Pipeline de déploiement
- **∩4** Data drift









pytest





https://credit-app.herokuapp.com/

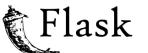






https://predictapi.herokuapp.com/











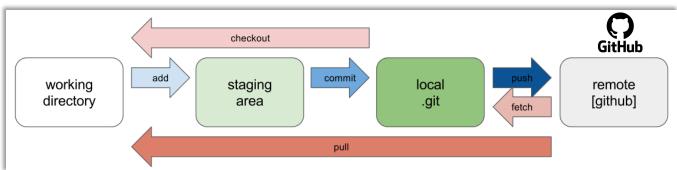






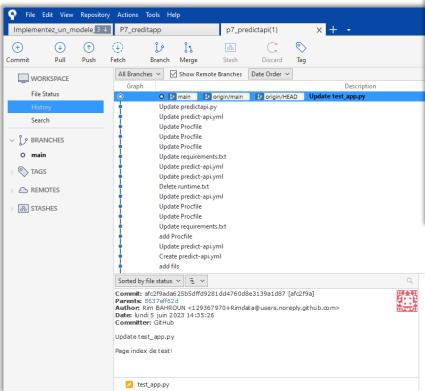
Client

Logiciel de version de code









```
git status
  branch main
 our branch is up to date with 'origin/main'.
Changes not staged for commit:
  (use "git add <file>..." to update what will be committed)
  (use "git restore <file>..." to discard changes in working directory)
Untracked files:
  (use "git add <file>..." to include in what will be committed)
        df_credit_dash_score.csv
no changes added to commit (use "git add" and/or "git commit -a")
  imla@DESKTOP-PFF0ATG MINGW64 /d/Documents/OOpenclasseroom/P7_DS_03_04_2023/p7_p
  edictapi (main)
 git add test_app.py
 varning: in the working copy of 'test_app.py', LF will be replaced by CRLF the next ti
 ne Git touches it
 imla@DESKTOP-PFF0ATG MINGW64 /d/Documents/00penclasseroom/P7_DS_03_04_2023/p7_predict
api (main)
$ git status
On branch main
Your branch is up to date with 'origin/main'.
Changes to be committed:
 (use "git restore --staged <file>..." to unstage)
        modified: test_app.py
Intracked files:
  (use "git add <file>..." to include in what will be committed)
  imla@DESKTOP-PFF0ATG MINGW64 /d/Documents/00penclasseroom/P7_DS_03_04_2023/p7_predictapi (main)
 git commit -m "fonction test prediction ajoutée"
 main 9ef4a67] fonction test prediction ajoutée
 1 file changed, 14 insertions(+), 14 deletions(-)
                          26 mai 2023 15:42 Rimdata < rimbahr 2a3d7c3
                          26 mai 2023 15:28 Rim BAHROUN <1 93f4e0e
                          26 mai 2023 15:18 Rim BAHROUN <1 b8c99e0
                          26 mai 2023 15:15 Rimdata < rimbahr a0a62bf
```

MINGW64:/d/Documents/00penclasseroom/P7_DS_03_04_2023/p7_predictapi

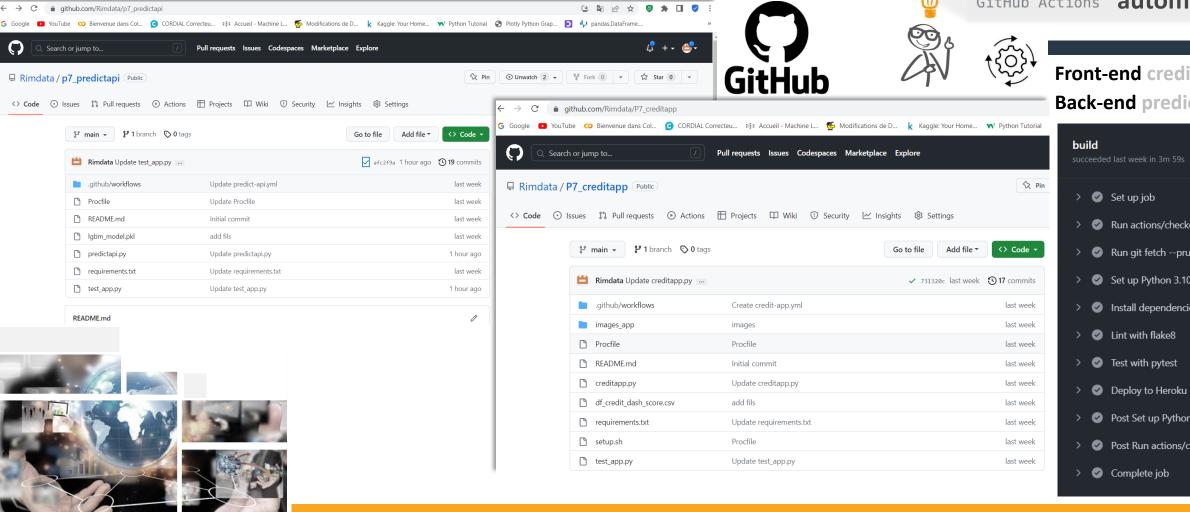
mla@DESKTOP-PFF0ATG MINGW64 /d/Documents/OOpenclasseroom/P7_DS_03_04_2023/p7_p







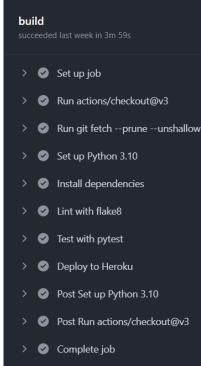
Stockage et partage sur le cloud





Déploiement continu et GitHub Actions automatisé

> Front-end credit-app.py Back-end predict-api.py

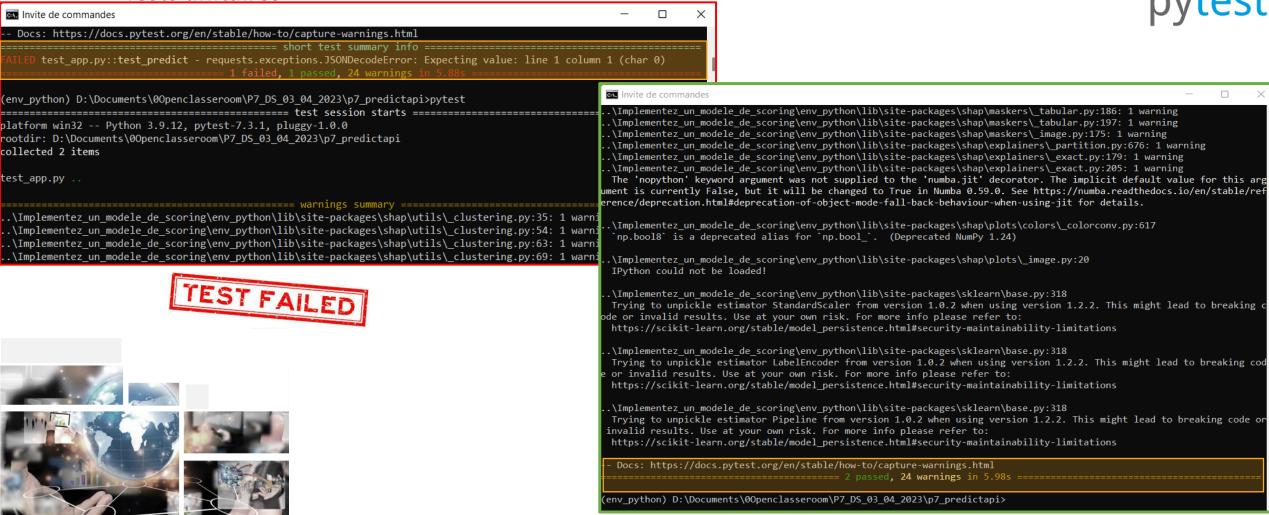




https://github.com/Rimdata/p7 predictapi/tree/main https://github.com/Rimdata/P7 creditapp



Tests unitaires





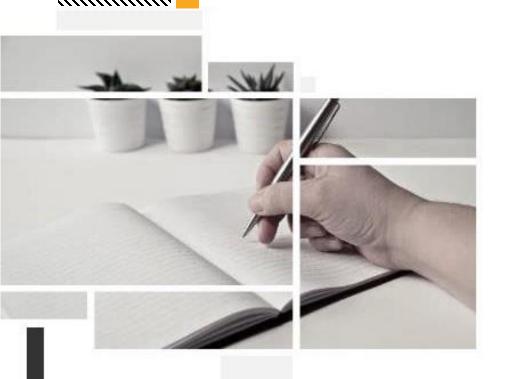




Modélisation

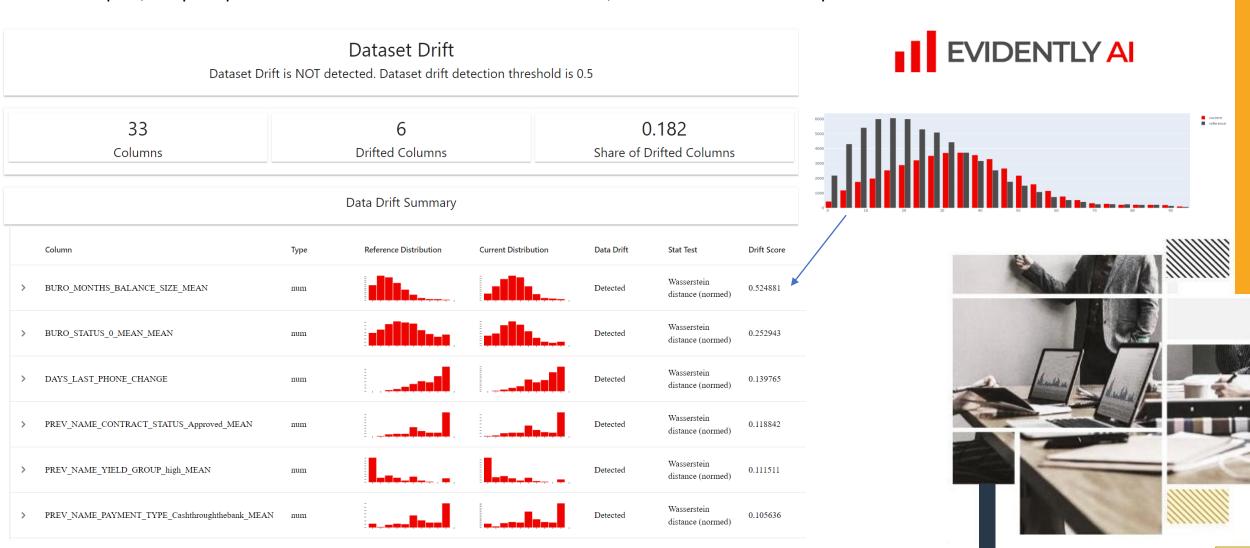
Pipeline de déploiement

Data drift



Data drift

En comparant les distributions des 33 caractéristiques dans l'ensemble d'entrainement et l'ensemble de test, un drift a été détecté sur 6 caractéristiques, ce qui représente 18% du total. Avec un seuil de 50%, le Data Drift n'est donc pas détecté sur notre ensemble de test.



23

Les 6 variables détectées ne sont pas les plus importantes pour le modèle sélectionné.



Modélisation

- Pipeline de déploiement
- **∩4** Data drift



Insérer une page web

Cette application vous permet d'insérer des pages web sécurisées commençant par https:// dans l'ensemble de diapositives. Pour des raisons de sécurité, les pages web non sécurisés ne sont pas prises en charge.

Veuillez entrer l'URL ci-dessous.

https:// cred

credit-app.herokuapp.com

Remarque : de nombreux sites web populaires autorisent l'accès sécurisé. Veuillez cliquez sur le bouton d'aperçu pour vérifier si la page web est accessible.

Visionneuse web Conditions | Confidentialité et cookies

Aperçu



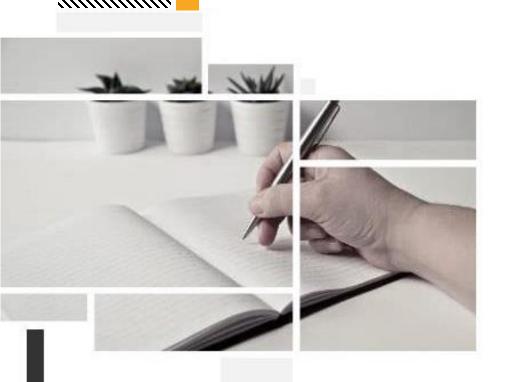
HEROKU



Modélisation

Pipeline de déploiement

Data drift



Conclusion



- Utiliser un logiciel de version de code : Git/Github
- Evaluer les performances des modèles d'apprentissage supervisé
- Définir une stratégie de suivi : analyse de Data drift: evidently
- Déployer un modèle via une API dans le web: Flask/ Heroku
- Réaliser des tests unitaires automatisés : Pytest
- Réaliser et déployer un **Dashboard : Streamlit/ Heroku**

















Merci pour votre attention





Implémentez un modèle de scoring



Rim BAHROUN

Parcours Data Scientist | projet 7 Juin 2023