

MLOPS:

DÉPLOIEMENT D'UNE APPLICATION DE PRÉDICTION DE DÉFAUT DE PRÊT

Enseignant:

Kamila KARE

Auteurs:

SAWADOGO Issa

KPOGNON Koffi



Sommaire

- ❑ Contexte et Problématique
- ❑ Exploration des données
- ❑ Tracking des expériences et choix du modèle
- ❑ Déploiement sur AWS
- ❑ Démonstration

Contexte et Problématique

DÉFINITION DU DÉFAUT DE PRÊT

Un état d'incapacité financière où une entité ne respecte pas ses obligations contractuelles envers ses créanciers (Altman, 1968).

LES DÉTERMINANTS

- Caractéristiques démographiques et antécédents de crédits
- Chocs de liquidité et de l'instabilité professionnelle
- Niveau d'endettement et des garanties
- Données de transactions bancaires
- etc

OBJECTIF DE L'ÉTUDE

Construire un modèle prédictif qui estime la probabilité de défaut pour chaque client en fonction de ses caractéristiques.

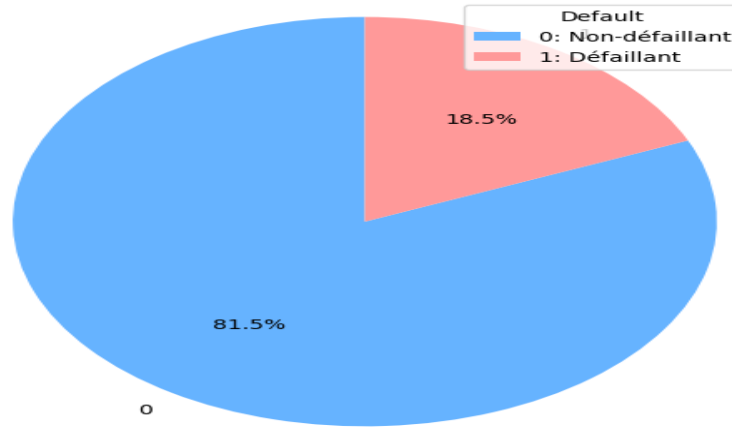
DÉMARCHE

Une démarche MLOps end2end pour proposer à une banque un algorithme de prédiction de défaut de risque.

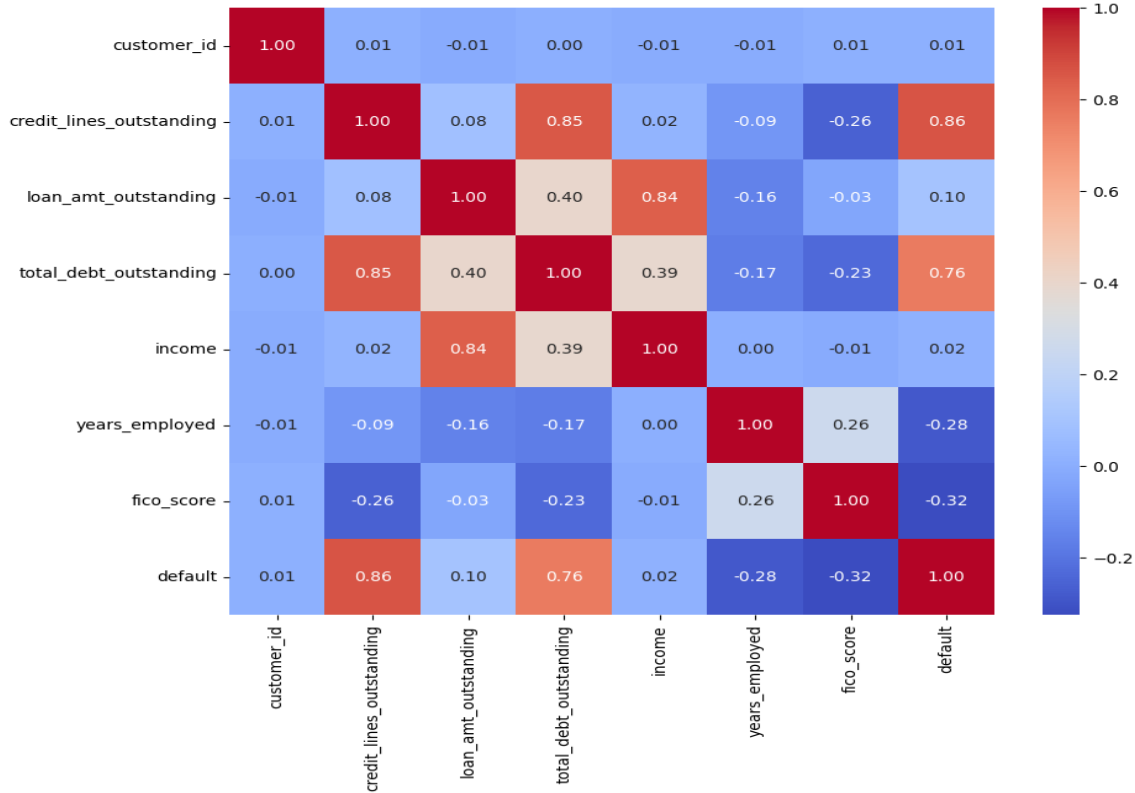
- Exploration des données
- Tracking des expériences des modèles
- Choix du modèle
- Déploiement du modèle sur AWS
- Données de l'étude: Loan_Data.csv

Exploration des données

Répartition de la variable default



Carte de chaleur des corrélations



DIMENSION ET DESCRIPTION

- Nombre de lignes : 10 000
- Nombre de colonnes : 8
- Valeurs manquantes : 0
- Type : entiers/décimaux

VARIABLES

- Target : Default
- Features : 6 variables explicatives

PRÉTRAITEMENT

Standardisation des données: StandardScaler() pour le modèle logistique

Tracking des expériences et choix du modèle

MODÈLES EXPLORÉS

- Random forest
- Logistic regression
- CatBoost model

MÉTRIQUES

- Accuracy
- Precision
- Recall
- F1 score
- Auc

SORTIE SUR MLFLOW



Métriques	Random forest	Logistic regression	CatBoost model
Precision	0.9827089	1	0.991304
Recall	0.979885	0.988505*	0.982758
Accuracy	0.9935	0.998	0.9955
F1 score	0.981294	0.9942196	0.9870129
Auc	0.9995564	0.999980	0.999801

MODÈLE RETENU

Logistic regression : RECALL plus élevé

GESTION DES VERSIONS SUR GITHUB

NOM DU REPOSITORY

[isawadogo1986/Projet_MLOPS](https://github.com/isawadogo1986/Projet_MLOPS)

CONTRIBUTEURS

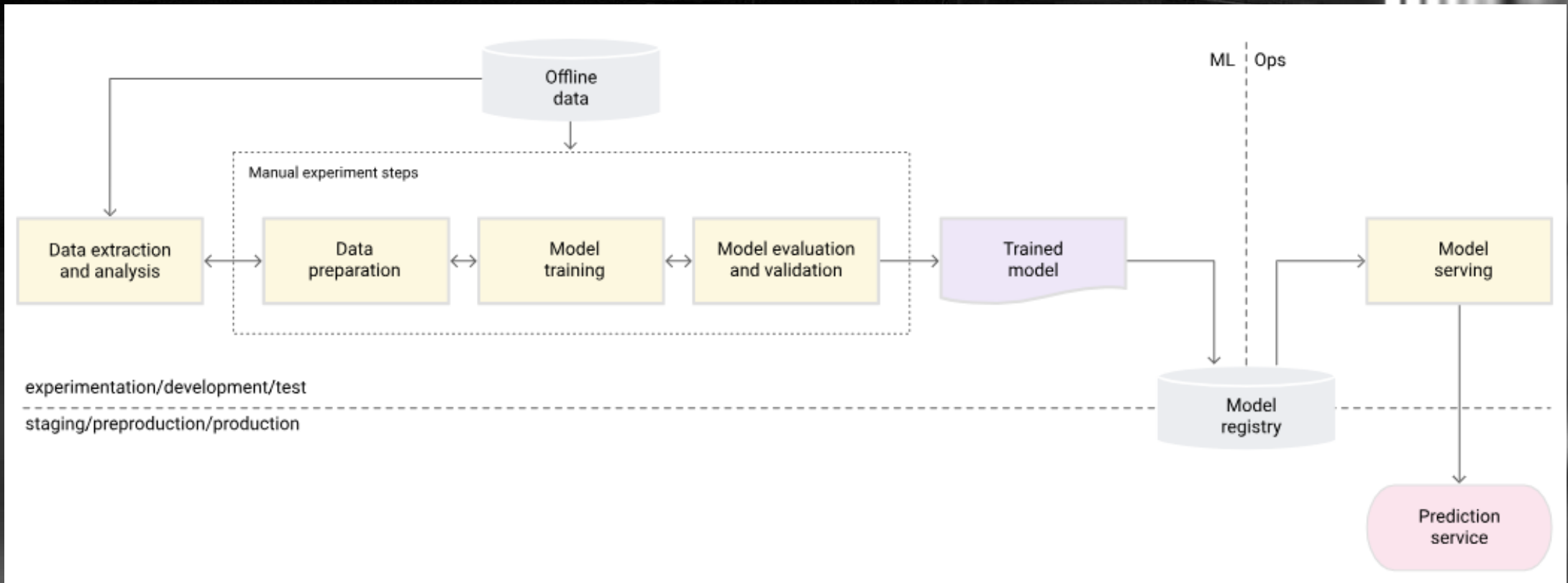
SAWADOGO Issa

KPOGNON Koffi

EXEMPLES DE COMMIT

Deploiement Projet_MLOPS sur AWS isawadogo1986 committed last week ✓ 3 / 3	9264eb5	< >
Projet_MLOPS cicd isawadogo1986 committed last week - ✗ 2 / 3	82dbba1	< >
Projet_MLOPS cicd isawadogo1986 committed last week - ✗ 0 / 3	7859c66	< >
Commits on Oct 11, 2025		
Projet_MLOPS cicd isawadogo1986 committed last week - ✗ 0 / 3	23d7899	< >
ajout app.py isawadogo1986 committed last week	9a40959	< >
Merge de la branche 'issawadogo' dans 'main' : mise à jour Tracking_miflow.ipynb isawadogo1986 committed last week	95058c2	< >
CatBoost model experimentation Tracking_miflow.ipynb isawadogo1986 committed last week	b079287	< >
Logistique model experimentation2 Tracking_miflow.ipynb isawadogo1986 committed last week	f9c99d6	< >
Logistic model experimentation Tracking_miflow.ipynb isawadogo1986 committed last week	fb2ba3a	< >
Modifications du notebook sur issawadogo isawadogo1986 committed last week	55542ee	< >
Experimentation avec modèle logisticReg bis Koffi1177 committed 5 days ago	78c2c0d	< >
Experimentation avec modèle LightGBM bis Koffi1177 committed 5 days ago	4db46cb	< >
Experimentation avec modèle LightGBM Koffi1177 committed 5 days ago	d304233	< >
Commits on Oct 13, 2025		
Experimentation modèle Xgboost Koffi1177 committed last week	9f34771	< >
Experience Model: Xgboost Koffikpognon authored and Koffi1177 committed last week	571f93e	< >
Experimentation model:Xgboost Koffikpognon authored and Koffi1177 committed last week	b6f20d4	< >
Experimentation model:Xgboost Koffikpognon authored and Koffi1177 committed last week	107d870	< >
Experimentation model:Xgboost Koffikpognon authored and Koffi1177 committed last week	02ec9cb	< >
Ajouts sur la branche koffikpognon Koffikpognon authored and Koffi1177 committed last week	3405466	< >
Experimentation model:Xgboost Koffikpognon authored and Koffi1177 committed last week	111941d	< >

DÉMARCHE











DÉPLOIEMENT SUR AWS



CI/CD ET DÉPLOIEMENT









ci_pipeline

succeeded last week in 47s

- >  Set up job
- >  Run actions/checkout@v1
- >  Set up Python 3.9
- >  Install dependencies
- >  Format
- >  Lint
- >  Test
- >  Complete job













cd_pipeline

succeeded last week in 1m 25s

- >  Set up job
- >  Run actions/checkout@v2
- >  docker login
- >  Get current date
- >  Build the Docker image
- >  Docker Push
- >  Post Run actions/checkout@v2
- >  Complete job

Deploy

succeeded last week in 5m 45s

- >  Set up job
- >  Checkout
- >  Configure AWS credentials
- >  Login to Amazon ECR
- >  Build, tag, and push image to Amazon ECR
- >  Download task definition
- >  Fill in the new image ID in the Amazon ECS task definition
- >  Deploy Amazon ECS task definition
- >  Post Login to Amazon ECR
- >  Post Configure AWS credentials
- >  Post Checkout
- >  Complete job

DÉMONSTRATION

[Application](#)

Prédiction Défaut de Crédit

Nombre de lignes de crédit ouvertes

Montant du prêt restant

Dettes totales restantes

Revenu annuel

Années d'emploi

FICO Score

Prédire

Attention : risque de défaut de crédit prédit.



MERCI