# Implémenter un modèle de Scoring Parcours Data Scientist

ASSOIL AYAD

13 Octobre 2023

#### Sommaire

Introduction

Préparation des données

Exploration des données

Modélisation

Présentation du Dashboard

Conclusion

## Contexte et problématique

#### Contexte:

Introduction

L'entreprise "Prêt à dépenser" souhaite mettre en œuvre un outil de "scoring crédit" pour calculer la probabilité qu'un client rembourse son crédit.

#### Mission:

- Construire un modèle de scoring prédictif sur la probabilité de faillite d'un client.
- Développer un dashboard interactif pour les chargés de relation client, offrant transparence et accès aux informations personnelles du client.
- Mettre en production le modèle et le dashboard via une API.

## Présentation des données

	lignes	Colonnes
application_test.csv	48744	121
${\tt application\_train.csv}$	307511	122
bureau.csv	1716428	17
bureau_balance.csv	27299925	3
credit_card_balance.csv	3840312	23
<pre>HomeCredit_columns_description.csv</pre>	219	5
installments_payments.csv	13605401	8
POS_CASH_balance.csv	10001358	8
${\tt previous\_application.csv}$	1670214	37
${\tt sample\_submission.csv}$	48744	2

#### Présentation des données

- Inspiration pour le traitement des données : Kaggle : Home Credit Default Risk
- Dataset final :
  - Nombre de clients : 307511
  - Nombre de variables : 122 (incluant âge, sexe, revenus, historique de crédits, etc.)
- Variable cible, 'TARGET': Représente la présence ou non d'un défaut de paiement par le client.

## Préparation des données

#### Enrichissement des features par les ratios:

- Ratio des jours d'emploi par rapport aux jours de naissance.
- Ratio entre revenu total et montant du crédit.
- Revenu moyen par personne dans le ménage.
- Ratio entre l'annuité du prêt et le revenu total.
- Ratio entre l'annuité du prêt et le montant du crédit.
- Produit du ratio montant du crédit sur annuité par l'âge en jours.
- Ratio entre revenu total et nombre de membres de la famille.

## Préparation des données

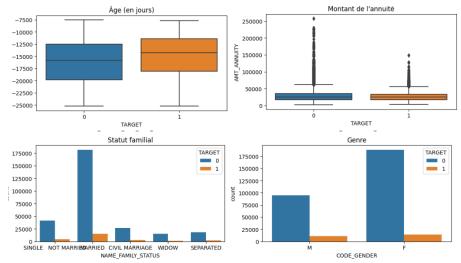
#### Traitements appliqués:

- Imputation par la médiane des variables numériques.
- Imputation "most frequent" pour les variables catégorielles.
- Encodage des variables catégorielles.
- Standardisation des features numériques.

#### Dimensions des données:

- Ensemble total : (307505, 261)
- Ensemble d'entraînement : (245999, 260)
- Ensemble de test : (61500, 260)

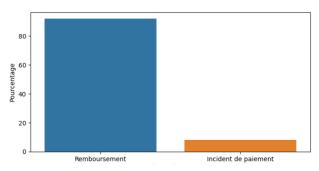
## Analyse exploratoire des données



### Choix des Modèles et Problème Identifié

**Modèles explorés:** Dummy Regression (Base de référence) - Régression Logistique - RandomForrestClassifier - GardientBoosting Classifier - XGBCClassifier .

**Problème rencontré:** La modélisation standard n'est pas adaptée à cause du déséquilibre des classes pour la variable 'Target'.



# Approches pour les Ensembles Déséquilibrés et Choix de Métrique

#### Techniques employées:

- Class-Weight: Poids plus élevé à la classe sous-représentée.
- Under-sampling: Réduction de la classe sur-représentée.
- Over-Sampling: Augmentation de la classe sous-représentée.

Métrique de Performance: Une métrique adaptée au métier.

## Modèle Final et Évaluation

#### Modèle final choisi:

• XGBClassifier avec paramètres: {'learning\_rate': 0.05, 'max\_depth': 5, 'n\_estimators': 100} et undersampling.

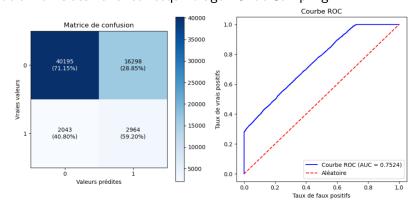
	AUC	Precision	Recall	F1-score	Custom Score
class_weight	0.747	0.173	0.496	0.256	-37126
Over_sampling	0.776	1.000	0.278	0.435	-36150
Under_sampling	0.752	0.154	0.592	0.244	-36728

## Modèle Final et Évaluation

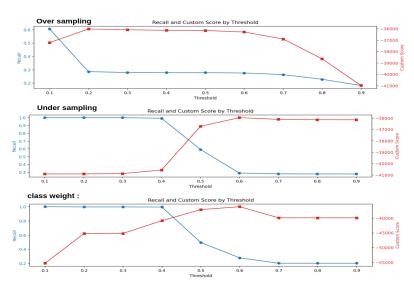
	TN	FP	FN	TP
class_weight	44597	11896	2523	2484
Over_sampling	56493	0	3615	1392
Under_sampling	40195	16298	2043	2964

Métrique d'évaluation: Le coût d'un FN (Faux Négatif) est dix fois supérieur au coût d'un FP (Faux Positif).

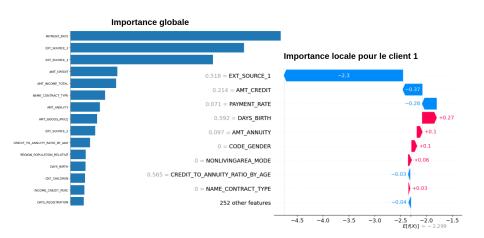
## Modèle XGBClassifier avec réequilibrage "UnderSampling"



#### Modification du seuil



## Features importance



## Outils utilisés

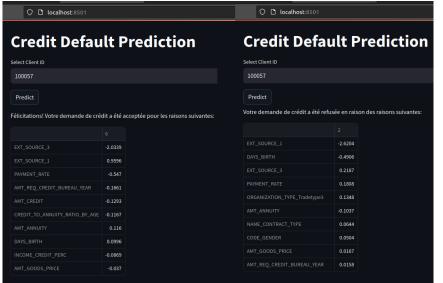
Outil	Utilisation
<b>♦</b> git	Système de contrôle et de suivi de version pour le code du projet.
Streamlit	Développer le dashboard interactif.
Flask	API qui renvoie les résultats de la prédiction
aws	Héberger et déployer l'API et le dashboard.
EVIDENTLY AI	Détecter le Data Drift en production.

#### avad@avad-lenovo: ~/projet7 avad@avad-lenovo: ~/projet7 (base) ayad@ayad-lenovo:~\$ conda activate projet7 (projet7) ayad@ayad-lenovo:~\$ cd projet7 (projet7) ayad@ayad-lenovo:~/projet7\$ mlflow models serve -m mlflow\_model Downloading artifacts: 100%| | 1/1 [00:00<00:00. 9868.95it/s] 2023/10/04 16:29:18 INFO mlflow.models.flavor backend registry: Selected backend for flavor 'python function' 2023/10/04 16:29:18 INFO mlflow.utils.virtualenv: Installing python 3.8.18 if it does not exist 2023/10/04 16:29:18 INFO mlflow.utils.virtualenv: Environment /home/ayad/.mlflow/envs/mlflow-d530068635e0baeb09de804a637875e 2023/10/04 16:29:18 INFO mlflow.uttls.environment: === Running command '['bash', '-c', 'source /home/ayad/.mlflow/envs/mlflow 2023/10/04 16:29:18 INFO mlflow.uttls.environment: === Running command '['bash', '-c', 'source /home/ayad/.mlflow/envs/mlflow ut=60 -b 127.0.0.1:5000 -w 1 \${GUNICORN\_CMD\_ARGS} -- mlflow.pyfunc.scoring\_server.wsgi:app']' [2023-10-04 16:29:18 +0200] [405845] [INFO] Starting gunicorn 21.2.0 [2023-10-04 16:29:18 +0200] [405845] [INFO] Listening at: http://127.0.0.1:5000 (405845) [2023-10-04 16:29:18 +0200] [405845] [INFO] Using worker: sync [2023-10-04 16:29:18 +0200] [405849] [INFO] Booting worker with pid: 405849 /home/avad/.mlflow/envs/mlflow-d530068635e0baeb09de804a637875e058b2a7fc/lib/pvthon3.8/site-packages/mlflow/models/utils.pv:49 ult of calling 'frame.insert' many times, which has poor performance. Consider joining all columns at once using pd.concat( new pf input[x] = enforce mlflow datatype(x, pf input[x], input types[x])

#### Lancer le Dashboard

Servir le modèle avec Mlflow

- Sélection par ID client pour prédiction.
- Résultat : Crédit octroyé ou non.
- Affichage des variables explicatives de la prédiction.



- 1. Création d'une instance EC2 :
  - Choix d'un type d'instance adapté à l'application, 't2.micro'.
- 2. Configuration des groupes de sécurité :
- 3. Connexion SSH à EC2 :

Utilisation de la clé '.pem' pour se connecter à l'instance EC2.

- Installation des dépendances :
   Installation de Python et des bibliothèques associées.
- 5. **Transfert de l'application** : Utilisation de 'scp' pour transférer l'application du local vers EC2.
- 6. Lancement de l'application :
- 7. Accès via le navigateur :

Utilisation de l'adresse IP publique de l'instance EC2 suivie du port d'écoute.

### Conclusion

#### Thématiques abordées :

- Découverte de l'environnement Mlflow.
- Prise en main de AWS
- Prise de conscience des règles de sécurité.

#### Difficultés rencontrées :

- Difficulté d'interppretation des variables internes.
- Modèlisation en fonction du temps de calcul.
- Choix non évident du prestataire Cloud.
- Configuration complexe de l'environnement du travail.
- Frais élévés.

## Questions

Merci de votre attention !

Des questions ?