Projet n°7

Implémentation d'un modèle de scoring

**OPENCLASSROOMS** 

PRÊT À DÉPENSER

#### Sommaire

- Introduction
- Analyse et préparation des données
- Modélisation
  - Simulations
  - Modèle final (MlFlow)
- Features importance
  - Importance globale
  - o Importance locale
- Optimisation
  - o Score de performance
  - o Optimisation du seuil de décision
- Data Drift
- Dashboard
- Conclusion



# Missions et objectifs

L'objectif de la société **Prêt à dépenser** est de mettre en place un outil de Scoring afin de déterminer la probabilité de faillite d'un client dans le cadre d'un remboursement de crédit

#### Les missions ici sont :

- L'élaboration d'un modèle de classification binaire
- Analyse des features contribuant le plus au modèle
- Mise en production du modèle via une API

# ANALYSE ET PRÉPARATION DES DONNÉES

# Description des données

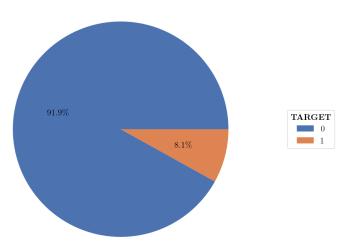
• Deux jeux : 
$$\begin{cases} \text{application\_train} & \rightarrow (307511 \times 122) \\ \text{application\_test} & \rightarrow (48744 \times 121) \end{cases}$$

- Chaque client est identifié grâce à son SK\_ID\_CURR
- Aucun doublon détecté dans les jeux de données

Variables numériques	104
Variables catégorielles	16

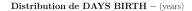
# Répartition des clients par rapport à la cible

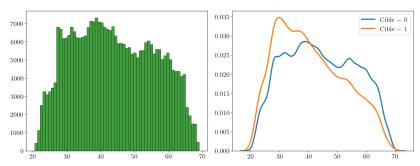




### Distributions

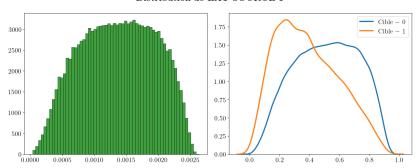
#### DAYS BIRTH





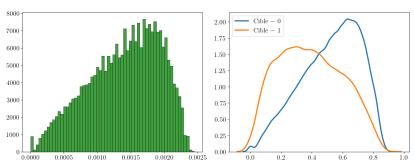
#### EXT SOURCE 1

#### Distribution de EXT SOURCE 1

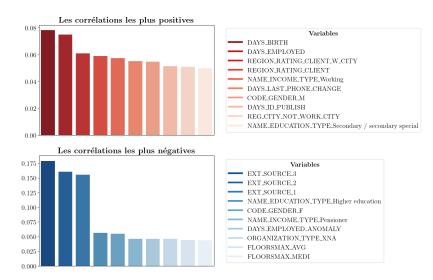


#### EXT SOURCE 3

#### Distribution de EXT SOURCE 3



#### Corrélations



# Encodage & Imputation

- Encodage des variables catégorielles avec
  - o LabelEncoder pour les variables à deux valeurs uniques
  - o OneHotEncoder pour les autres
- Imputation à l'aide d'un SimpleImputer

Type de colonnes	Nombre de colonnes
Booléenne	131
Float	65
Int	44

# Feature Engineering

# Création de variables

DAYS\_EMPLOYED

DAYS\_EMPLOYED\_PERCENT

INCOME CREDIT PERCENT

DAYS\_BIRTH AMT\_INCOME\_TOTAL

AMT CREDIT

INCOME\_PER\_PERSON

AMT\_INCOME\_TOTAL CNT\_FAM\_MEMBERS

ANNUITY\_INCOME\_PERCENT

AMT\_ANNUITY

AMT INCOME\_TOTAL AMT\_ANNUITY

PAYMENT\_RATE

AMT\_CREDIT

# Features polynomiales

Création de features polynomiales de degré 3 avec les variables suivantes :

```
DAYS_BIRTH EXT_SOURCE_1 EXT_SOURCE_2 EXT_SOURCE_3
```

Exemple de nouvelles features

- EXT\_SOURCE\_1<sup>2</sup>, EXT\_SOURCE\_1<sup>3</sup>
- EXT\_SOURCE\_1 \* EXT\_SOURCE\_2 , EXT\_SOURCE\_3 \* DAYS\_BIRTH
- EXT\_SOURCE\_2 \* EXT\_SOURCE\_3 \* DAYS\_BIRTH

Nombre total de features créées --> 35

# Preprocessing

- Échantillonage du jeu d'entraînement (50%) avec conservation des proportions de la cible
- Entraînement réalisé avec et sans les features polynomiales

• Méthodes de scaling testées 
$$\longrightarrow \begin{cases} \text{Standard Scaler} \\ \text{Min Max Scaler} \end{cases}$$

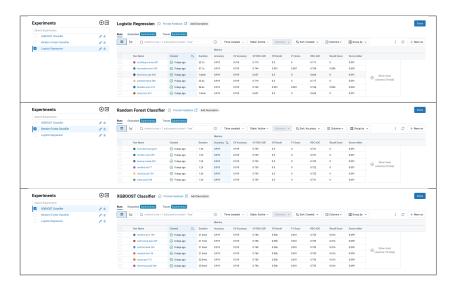
Dimensions des jeux d'entraînement			
Jeu Lignes Colonne			
X_train_sampled	153755	244	
X_train_poly_sampled	153755	275	

#### Modélisation

- Modèles testés
  - Logistic Regression
  - o Random Forest Classifier
  - XGBoost Classifier
- Utilisation de GridSearchCV pour déterminer les hyperparamètres optimaux avec
  - o Validation croisée à 5 plis
  - o Score à optimiser : ROC AUC Score
- Stockage des résultats dans M1Flow

#### Mlfow UI

# Expérimentations



# Synthèse des résultats

Modèle	Paramètres	Scaler	Poly	ROC
Logistic	<ul><li>max_iter:500</li><li>penalty:l2</li><li>solver:liblinear</li><li>C:0.001</li></ul>	STD	NON	0, 738
RFC	<ul><li>n_estimators:1500</li><li>min_samples_leaf:5</li><li>max_depth:20</li></ul>	STD	NON	0,732
XGBoost	<ul><li>n_estimators: 1000</li><li>booster: gbtree</li><li>learning_rate: 0.01</li></ul>	STD	NON	0, 753

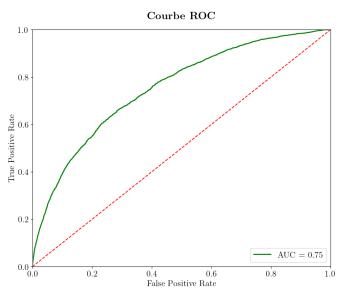
#### Modèle retenu

#### **XGBoost Classifier**

ngry-ape-715		i Model registres
verview Model metrics 1	lystem metrics Artifacts	
modytion /		
description		
etalis		
Created at	2034-08-30 10:22-26	
Created by	editen	
Experiment ID	881248795779057967 🖒	
Status		
Run ID	2446539665047689143967929404167 15	
Duration	22.0min	
Datasets used		
Tage	Add	
Searce	(a) (pykernel_launcher.py	
Logged models	12 skiere	
Registered models	15 skleam-sphoost-original-sat st	
sesmeters (4)		Metrics (II)
Geanth parameters     ☐		Q Season metrics
Parameter	Value	Metris Velse
objective	binarylogistic	BOC AUC 0.753
n_estimators	1000	CV fecol 0.50e
booster	glittee	CY Accuracy 0.819
learning_rate	0.01	Score metter 0.099
		CV ROCALIC 0.75e
		Recal Score 0.016
		FI Score 0.001
		Accuracy 0.919

La pipeline contenant StandardScaler & XGBClassifier est enregistrée sous format .pkl

# Courbe ROC





# Score de performance

# Définition

• Données 
$$\longrightarrow \begin{cases} \text{Coût d'un FP} = 1\\ \text{Coût d'un FN} = 10 \end{cases}$$

• Définition du score de performance

$$| \texttt{SCORE\_METIER} = \frac{\texttt{FP} \times \texttt{1} + \texttt{FN} \times \texttt{10}}{\texttt{TP} + \texttt{FP} + \texttt{FN} + \texttt{TN}}$$

Normalisation du score de performance après calculs

Légende		
TP : Vrais positifs	FP : Faux positifs	
TN : Vrais négatifs	FN : Faux négatifs	

#### Procédure

• Normalisation du score de performance

• Création d'un score général

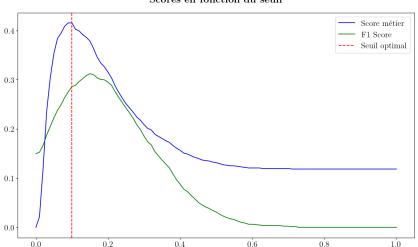
$${ t SCORE}$$
 GÉNÉRAL  $= { t SCORE}$  MÉTIER  ${ t NORMALISÉ} + { t F1}$   ${ t SCORE}$ 

#### CONCLUSION

Seuil Optimal = 0,10

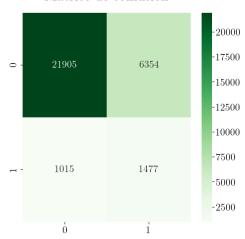
# Visualisation





# Matrice de confusion

#### Matrice de confusion

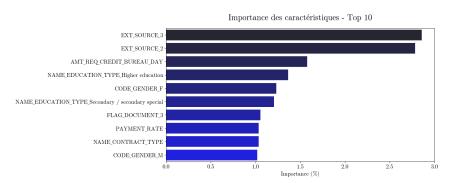


# FEATURES

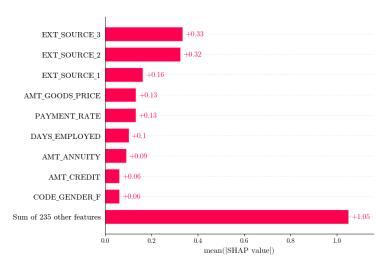
**IMPORTANCE DES** 

# Importance Globale

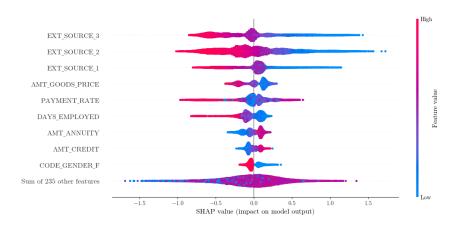
# Feature Importance



# **SHAP Values**



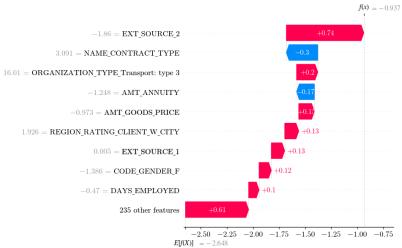
# Diagramme en abeille



# Importance locale

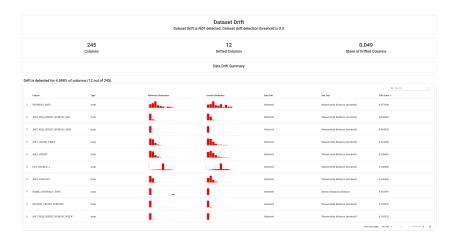
# Diagramme en cascade

#### **Observation n**°23





# Rapport de dérives de données





#### Tableau de bord

#### Présentation

- Les données utilisées sont celles du jeu de test
- Les clients sont sélectionnés via SK\_ID\_CURR
- La sélection est présentée sous forme de liste déroulante
- L'utilisateur peut afficher les informations essentielles du client sélectionné
- L'utilisateur peut prédire la probabilité de faillite du client

#### Illustration







# Bilan

# Modélisation

- Réalisation d'une analyse exploratoire des données
- Application de techniques de feature engineering afin d'améliorer les performances du modèle
- Évaluation de plusieurs modèles
- Optimisation des hyperparamètres via une recherche en grille
- Enregistrement et suivi des entraînements des modèles avec MLflow pour une meilleure traçabilité
- Création d'une pipeline intégrant les étapes de prétraitement et le modèle optimal
- Sauvegarde de la pipeline pour une réutilisation future
- Optimisation des prédictions du modèle en minimisant les coûts grâce à un score métier adapté au contexte

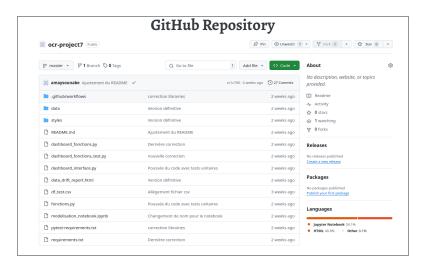
# Application

- La pipeline est importée et utilisée dans le dashboard via l'ID client
- Le dashboard affiche les informations du client ainsi que sa probabilité de défaut
- L'application décide automatiquement de l'accord du prêt en fonction du seuil optimal
- L'application est déployée et accessible à tous les utilisateurs

# Liens externes → Lien vers l'application Streamlit → Lien vers le repository GitHub

#### GitHub

# Repository



#### Tests unitaires

GitHub Actions
test succeeded 2 weeks ago in 39s
> Set up job
> Checkout code
> Set up Python
> • Create a virtual environnement
> ② Install dependencies
✓ ② Run Pytest
1 • Run pytest -p no:warnings 11test session starts
12 platform linux Python 3.12.5, pytest-8.3.3, pluggy-1.5.0
13 rootdir: /home/runner/work/ocr-project7/ocr-project7 14 collected 3 items
15
16 dashboard_fonctions_test.py [100%]
18 ======= 3 passed in 1.16s =======
> OPost Set up Python
> O Post Checkout code
> Ocmplete job

