# IMPLEMENTER UN MODELE DE SCORING

**KOFFI KONAN** 

# PLAN DE PRÉSENTATION

# I Problématique et présentation du jeu de données

- Problématique
- Jeu de données

### Il Approche de modélisation et interprétation

- Preprocessing et Features engineering
- Techniques de gestions de classes déséquilibrées
- Métrique d'évaluation adéquate
- Choix de techniques de gestion d'équilibre et de modèles
- Fonction coût et optimisation métier du modèle
- Interprétabilité du modèle choisi

### III Présentation du Dashboard

- Mise en place d'une api via FastAPI et déploiement sur le cloud Heroku
- Mise en place d'un Dashboard via Streamlit et déploiement sur le cloud Heroku

# I PROBLÉMATIQUE ET PRÉSENTATION DES JEUX DE DONNÉES



### **Contexte**

### "Prêt à dépenser"

crédits à la consommation pour des personnes ayant peu ou pas du tout d'historique de prêt.

### **Mission**

- Mise en œuvre d'un outil de "scoring crédit" pour calculer la probabilité de défaut de paiement
- ☐ Développement d'un modèle de classification
- Modèle de ML doté d'une interprétabilité afin de garder la transparence sur les prises de décision d'octroi de crédit
- Développement d'un **Dashboard interactif** pour le service de la **relation client** et pour les **clients** eux-mêmes

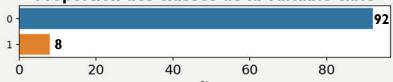
## Constat sur les données à notre disposition

- Variables explicatives X (features)
- · Variable cible y (possibilité de prédiction)



Problème d'apprentissage supervisé

### Proportion des classes de la variable cible





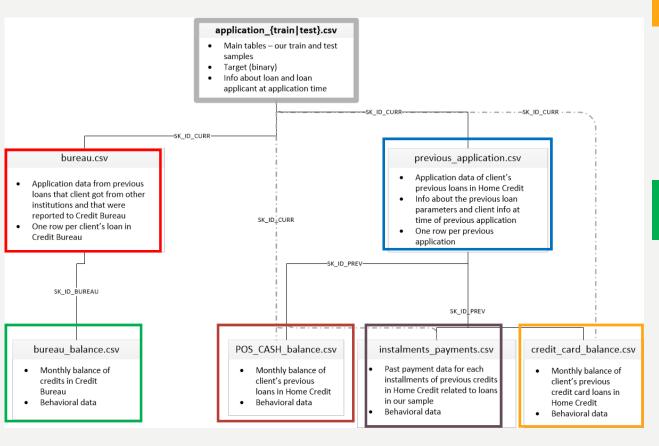
Problème de classes déséquilibrées

# I PROBLÉMATIQUE ET PRÉSENTATION DES JEUX DE DONNÉES

# **Problématique**

- ☐ Comment gérer les classes déséquilibrées pour espérer généraliser au mieux notre modèle de classification ?
- Quelles métriques pour les problèmes de classification et quelle est la plus adaptée pour répondre à des impératifs métiers ?
- ☐ Par quels moyens pourrait-on réaliser un Dashboard interactif avec surtout le fait que nous travaillons dans un environnement Python ?

### Preprocessing et feature engineering



# Création de nouvelles features (\*)

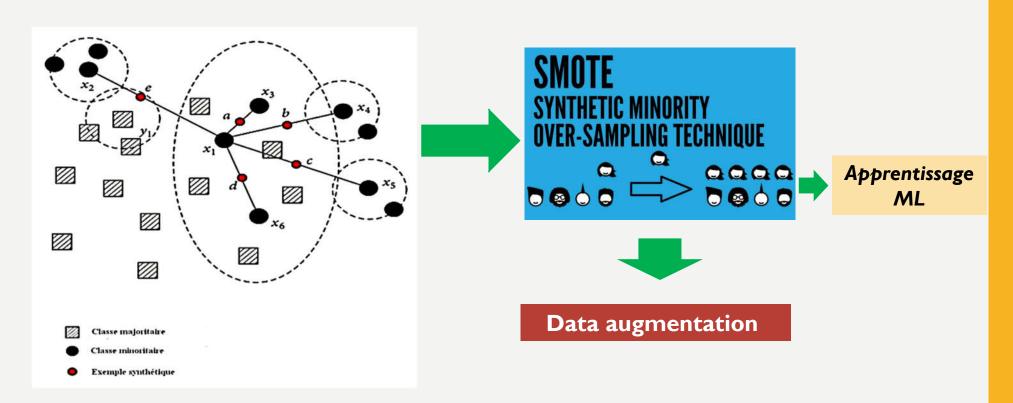
- PAYMENT\_RATE
- PAYMENT\_PERC
- INCOME PER PERSON
- ...

# Traitement des valeurs manquantes

 Médiane pour les variables numériques

Techniques de gestion de classes déséquilibrées

Rééchantillonnage adapté aux données: la méthode SMOTE (\*)



Techniques de gestion de classes déséquilibrées

Ajustement des poids de classes: la méthode des class weights

Class\_weight = 'balanced'

# $w_j = n_{samples}/(n_{classes} \times n_{samplesj})$

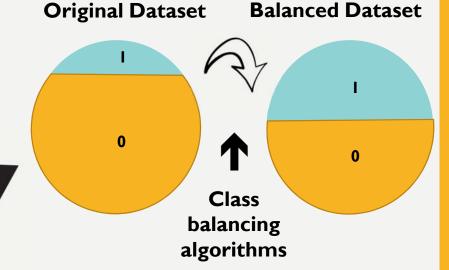
où:

- $w_i$  est le poids de la classe j
- $n_{samples}$  est le nombre total d'observations dans le dataset
- $n_{classes}$  est le nombre de classes présentes dans le dataset
- ullet  $n_{samplesj}$  est le nombre total d'instances de la classe j

# Objectif

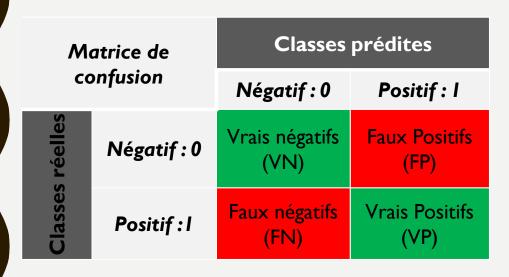
Une mauvaise classification d'une observation de la classe minoritaire est plus lourdement pénalisée que la mauvaise classification d'une observation de la classe majoritaire

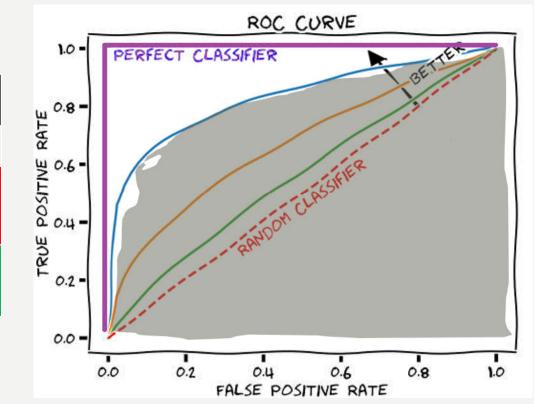




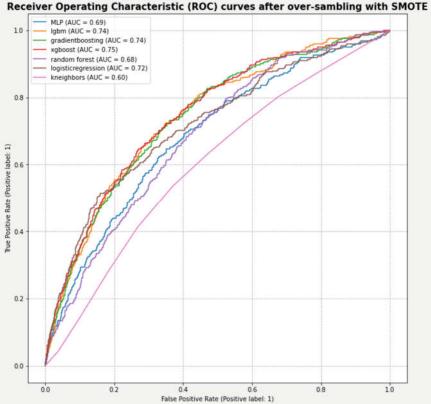
Métrique d'évaluation adéquat : l'aire sous la courbe ROC (\*)

### Matrice de confusion



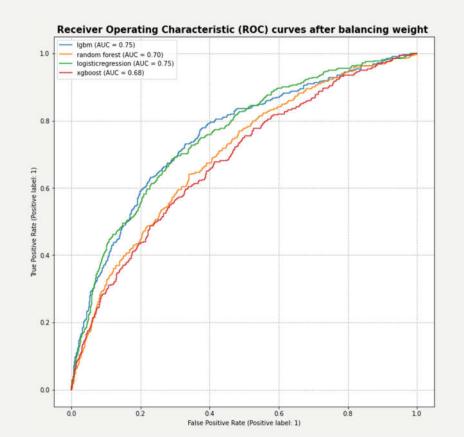


## **Après SMOTE**



# Après ajustement des poids

RandomForest, Lightgbm Logisticregression, et Xgboost

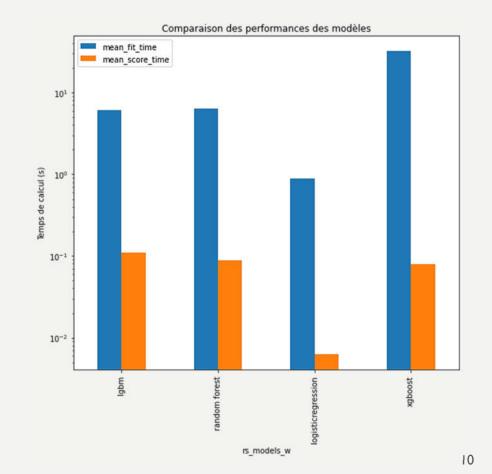


# **Après SMOTE**

# Comparaison des performances des modèles mean fit time mean score time 10<sup>2</sup> Emps de calcul (s) 10-1 rs\_models\_s

# Après ajustement des poids

RandomForest , Lightgbm, Logisticregression, et Xgboost



Choix de techniques de gestion d'équilibre et de modèles

Aire sous la courbe ROC		MODELES DE CLASSIFICATION						
		knn	mlp	gboost	rf	logreg	xgboost	lgbm
<b>Techniques</b>	SMOTE	0.60	0.69	0.74	0.68	0.72	0.75	0.74
Techr	Ajustement de poids	X	X	X	0.70	0.75	0.68	0.75

Modèles	<b>A</b> bréviation		
KNeighbors	knn		
MLP	mlp		
GradientBoosting	gboost		
RandomForest	rf		
LogisticRegression	logreg		
XGBoost	xgboost		
LightGBM	lgbm		

### **SMOTE**

- ☐ Efficace contre le surapprentissage
- ☐ Plus coûteux en temps pour synthétiser les nouvelles instances
- ☐ Coûteux lors de la prédiction et l'apprentissage de données
- Déconseillé quand existence de variables catégorielles encodées dans notre dataset (\*)

# Ajustement des poids des classes

- ☐ Mise en place très facile de l'ajustement via class\_weight ou scale\_pos\_weight
- ☐ Plus rapide que SMOTE dans l'apprentissage de données et de prédiction

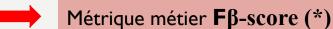
**VS** 

peu d'algorithme dispose de ce paramètre

<sup>(\*) &</sup>lt;a href="https://kobia.fr/imbalanced-data-smote/">https://kobia.fr/imbalanced-data-smote/</a>

### Fonction coût et optimisation métier du modèle

La problématique « métier » est de prendre en compte qu'un faux négatif coûte en réalité environ 10 fois plus qu'un faux positif.

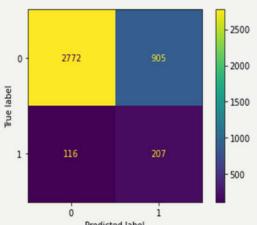


$$F_{\beta}\text{-score} = \frac{Vrais\ positifs}{Vrais\ positifs + \frac{1}{1 + \beta^2}(\beta^2 Faux\ n\'egatifs + Faux\ positifs)}$$

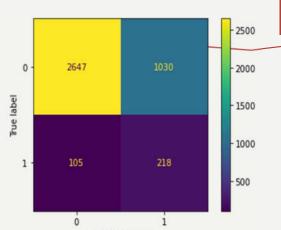
# Matrices de confusion: exemple pour $\beta = 2$

- (Train set , 16000)
- > (Test set, 4000)

### Modèle évalué avec l' AUC de ROC



### Modèle évalué avec **F2-score**



Minimisation des faux négatifs pour β > I

12

(\*) <a href="https://kobia.fr/classification-metrics-f1-score/">https://kobia.fr/classification-metrics-f1-score/</a>

### Fonction coût et Optimisation métier du modèle

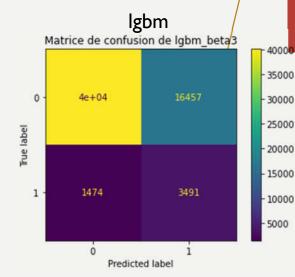
# Matrices de confusion correspondantes à $\beta \cong \sqrt{10}$

( ) 
$$F_3$$
 score = 
$$\frac{Vrais\ positifs}{Vrais\ positifs + \frac{1}{10}(9 \times Faux\ n\'egatifs + 1 \times Faux\ positifs)}$$

( ) 
$$F_{\sqrt{10}}$$
 score = 
$$\frac{Vrais\ positifs}{Vrais\ positifs + \frac{1}{11}(10 \times Faux\ n\'egatifs + 1 \times Faux\ positifs)}$$

Train set: 80%, Test set: 20% du jeu initial de données

# | logreg | Matrice de confusion de | gr\_beta\_sqrt10 | -40000 | -35000 | -30000 | -25000 | -20000 | -15000 | -10000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -5000 | -



class\_weight='balanced'
max\_depth=3
n\_estimator=400

LightGBMClassifier

reg\_alpha=0.5

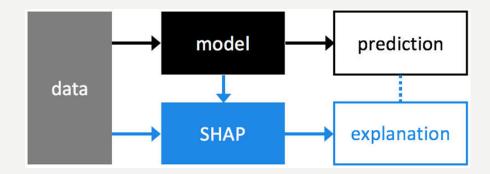
num\_leaves=127

13

(\*) https://kobia.fr/classification-metrics-f1-score/

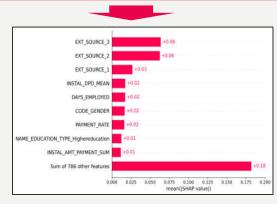
### Interprétabilité du modèle choisi





### Interprétabilités globales

Interprétabilité par rapport au fonctionnement du modèle d'un point de vue général sur toutes les instances



# Interprétabilités locales

Interprétabilité pour une instance donnée



 $\frac{https://medium.com/@ulalaparis/repousser-les-limites-dexplicabilit\%C3\%A9-un-guide-avanc\%C3\%A9-de-shap-a33813a4bbfc}{https://shap.readthedocs.io/en/latest/index.html}$ 

# III PRÉSENTATION DU DASHBOARD

Mise en place d'une api FastAPI et de dashboard via Streamlit



- ☐ Framework Web moderne et rapide (haute performance)
- API avec Python **3.6+** basé sur des conseils de type Python standard
- ☐ Open-source

### Utilité dans ce projet

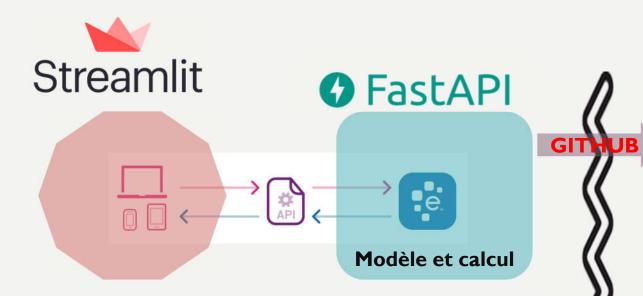
- > Score de défaut de paiement
- Décision sur la demande de crédit



- ☐ Création d'app avec uniquement du code python
- ☐ Intégration facile de la visualisation de data dans l'app, grâce à de nombreux widgets prédéfinis
- ☐ Compatible avec la majorité des frameworks de dataviz (matplotlib, plotly, seaborn,..) et de Machine learning (pandas, pytorch,...)
- ☐ Prédiction et test de modèles de données avec des collaborateurs ou des clients
- ☐ Open-source

# III PRÉSENTATION DU DASHBOARD

Réalisation du Dashboard et déploiement sur Heroku





\* Rendre disponible ses applications en ligne pour un large public



FastAPI: <a href="https://pret-a-depenser-heroku.herokuapp.com/docs">https://pret-a-depenser-heroku.herokuapp.com/docs</a>

Streamlit: <a href="https://pret-a-depenser-board.herokuapp.com/">https://pret-a-depenser-board.herokuapp.com/</a>

Web Applications Monitoring



**Merci pour votre attention**