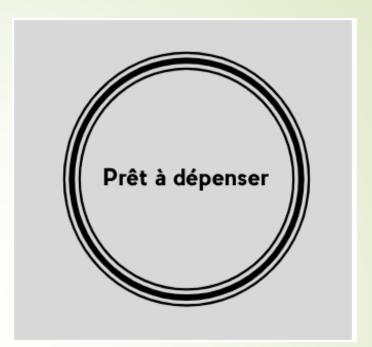
Projet 7: Implémentez un modèle de scoring

Présentation: Kokou AGBOTO





Présentation

I. Rappel de la problématique et présentation du jeu de données

II. Explication de l'approche de modélisation

III. Présentation du dashboard

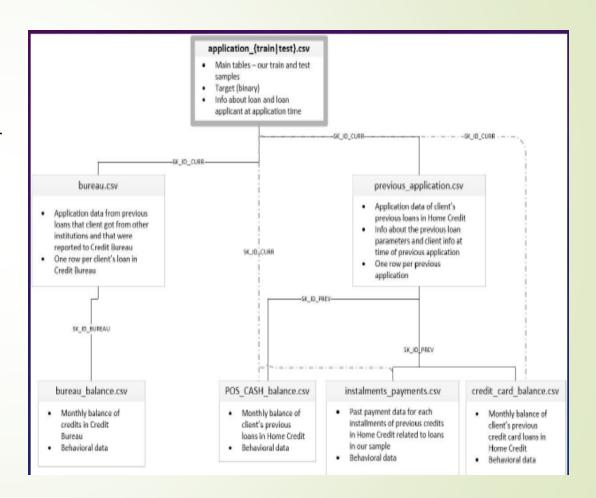
I. Rappel de la problématique et présentation du jeu de données

Problématique

- Société Prêt à Dépenser spécialisée dans l'octroi de crédit à la consommation
- Objectif
- mise en place d'un modèle de scoring de la probabilité de défaut de paiement du client
- Développer un dashboard interactif pour assurer une transparence sur les décisions d'octroi de crédit

Présentation du jeu de données

- □ 8 tables connectées par un identifiant de prét
- •Tables principales : "application_train" et "application_test"
- •La table 'train' contient 307k échantillons de prêts et 121 variables explicatives et Une variable CIBLE (TARGET) (0: Client solvable et 1: Client non solvable)
- □ La table de métadonnées.



Préparation de données

- Analyses exploratoires de toutes les tables
- Agrégation par la moyenne, le minimum, le maximum
- Jointure de ces différentes données aux tables

"application_train" et "application_test" avec alignement de ces dernières.

Un Seul DATAFRAME rassemblant toutes les Informations nécessaires pour la suite du traitement,

Préparation de données

Utilisation d'un notebook issu de Kaggle

Processus:

- One hot encoding
- Création de features métier :
- regroupement, indicateurs statistiques
- Imputation des valeurs manquantes (SimpleImputer, "median" pour les numériques, et "most_frequent" pour les Catégorielles)
- Standardisation (StandardScaler)
- Undersampling de la classe majoritaire (92 % 8 %)

Feature engineering

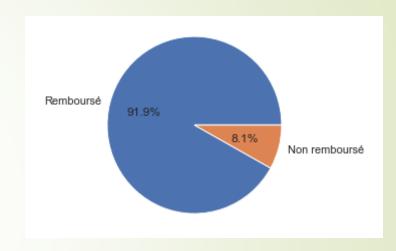
- Création de variables à partir de variable existantes;
- Exemples ratio montant du prêt par rapport à revenus ou ratio, rapport entre le montant total du crédit et les remboursements annuels (annuity)

Préparation des données: La cible

TARGET (0: solvable; 1: non solvable)

Classe déséquilibrée





- SMOTE (Synthetic Minority Over-Sampling Technique) est une technique d'équilibrage qui s'appuie sur les k voisins pour créer des données synthétiques.
- Rebalancing par le paramètre du classifier class_weight = 'balanced'
 (pondération des observations proportionnelle à la fréquence de la classe)

II. Explication de l'approche de modélisation

Le choix de la métrique d'évaluation

Modèle pour organisme de prêts

Identifier prêts accordés ou refusés correctement Vrais Négatifs ou Vrais Positifs

Mais aussi minimiser emprunteur identifié comme solvable alors qu'il ne l'est pas Faux Négatifs

Faux Positifs moins cruciaux même si coût potentiel (réputation)

	0 (remboursé) N	1 (non remboursé) P
(remboursé) 0	TN (Vrai Négatif)	FP (Faux Positif)
	Dossiers prédits négatifs et	Dossiers prédits positifs
Classe <u>réelle N</u>	ils le sont réellement	mais ne le sont pas en réalité
(non remboursé) 1	FN (Faux Négatif)	TP (Vrai Positif)
	Dossiers prédits négatifs mais ne le sont pas en réalité	Dossiers prédits positifs et il le sont réellement
Classe réelle P		mp.

Le choix de la métrique d'évaluation(suite)

Mesure de performance retenue Fbeta (ici Bêta =2)

$$F_{eta} = rac{(1+eta^2) \cdot (ext{prcene} ext{cision} \cdot ext{rappel})}{(eta^2 \cdot ext{prcene} ext{cision} + ext{rappel})}$$

Combine Précision et Rappel

- Permet de fixer la valeur du paramètre Bêta en fonction de notre objectif
- Objectif: minimiser Faux Négatifs

Rappel =
$$TP / (TP + FN)$$

☐ Bêta supérieur à 1 met en avant le Rappel d'où choix F2.

Les algorithmes de classification testés

☐ Test du jeu de données sur 7 types de modèles de classification

Du plus simple (la Régression Logistique)
Aux plus élaborés (les méthodes ensemblistes basées
sur le Gradient Boosting)

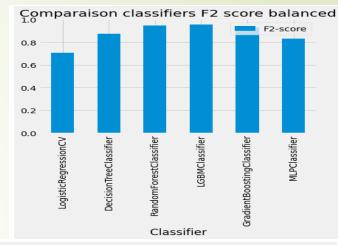
☐ 3 modèles avec meilleur F2 score retenus

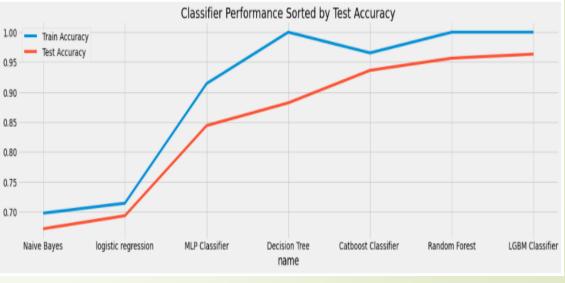
Régression Logistique.

Random Forest Algorithme LGBM

Choix de LGBM Classifier

(sur critères de F2; Test accuracy et temps d'exécution)





Optimisation des paramètres - Hyperopt et ROC-AUC score

Les hyperparamètres à optimiser

Optimisation des paramètres- Hyperopt et ROC-AUC score (suite)

Fonction objective

- ✓ espace de recherche des hyperparamètres(..., class_weight= 'balanced', ...).
- √ fonction objectif à minimiser
- ✓ Spécifier l'algorithme de recherche

Exécuter la fonction Hyperopt fmin()

100%|

30/30 [01:57<00:00, 3.91s/trial, best loss: 0.5270220248010364]

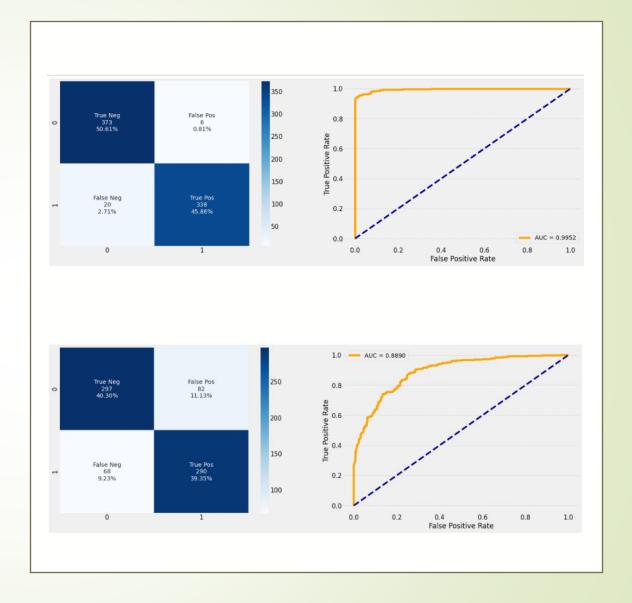
Wall time: 1min 57s

15

Exemple de résultat après optimisation

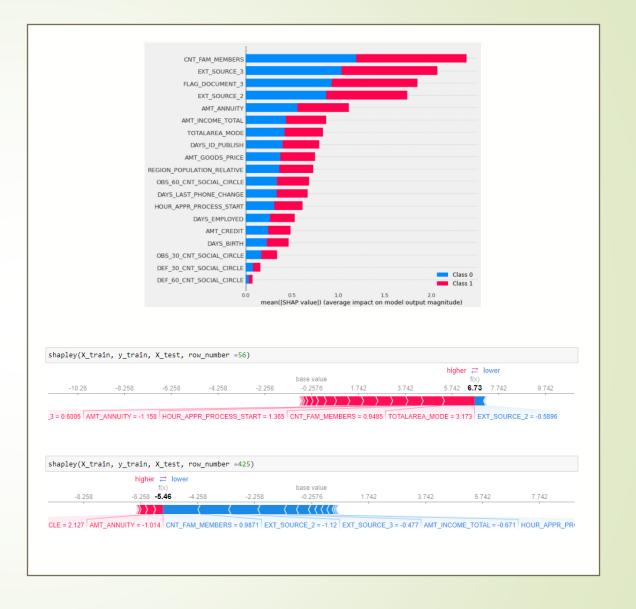
Model: LGBMClassifier

Métrique d'évaluation: Custom_score; roc_auc_score



Interprétabilité (Globale et locale)

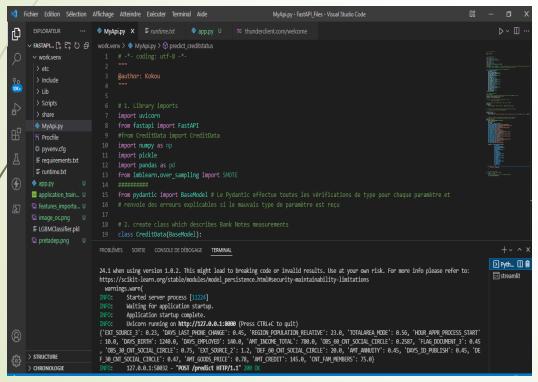
- ☐ Variables dans l'ordre d'importance globale des caractéristiques.
- La valeur de base est la valeur moyenne obtenue pour cette classe, alors que la valeur de sortie est la valeur prédite par le modèle. Les valeurs SHAP de chaque variable, proportionnelles aux tailles des flèches, « poussent » la prédiction depuis la valeur de base jusqu'à la valeur prédite.



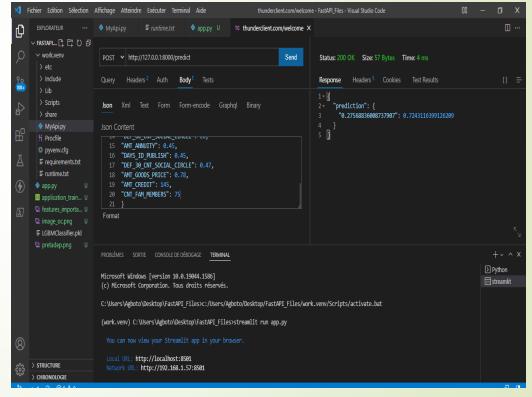
Présentation du DASHBOARD (Test en local)

Exécuter le fichier python MyApi.py et récupérer le lien:

http://127.0.0.1:8000



Pour tester cette route, j'utilise l'extension de code **Thunder Client VS** pour envoyer une demande de publication à notre route API **"/predict"**

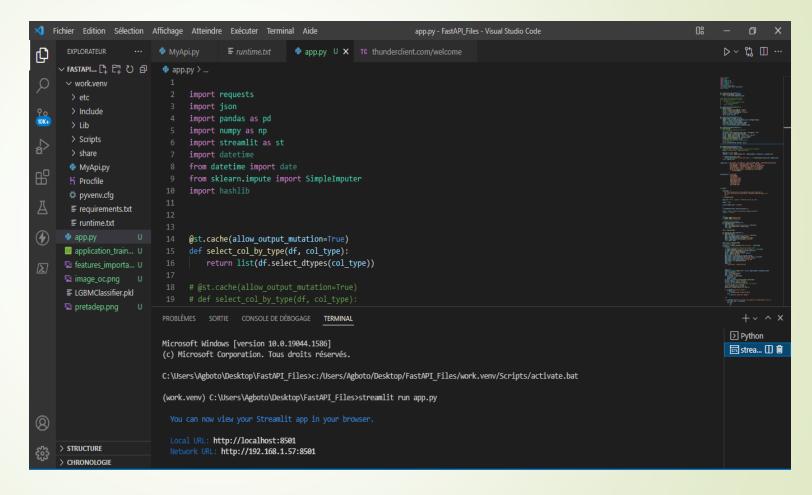


Présentation du DASHBOARD (streamlit en local)

- En local, on exécute le code python du fichier app.py comme suit:
- Les liens pour l'exécution

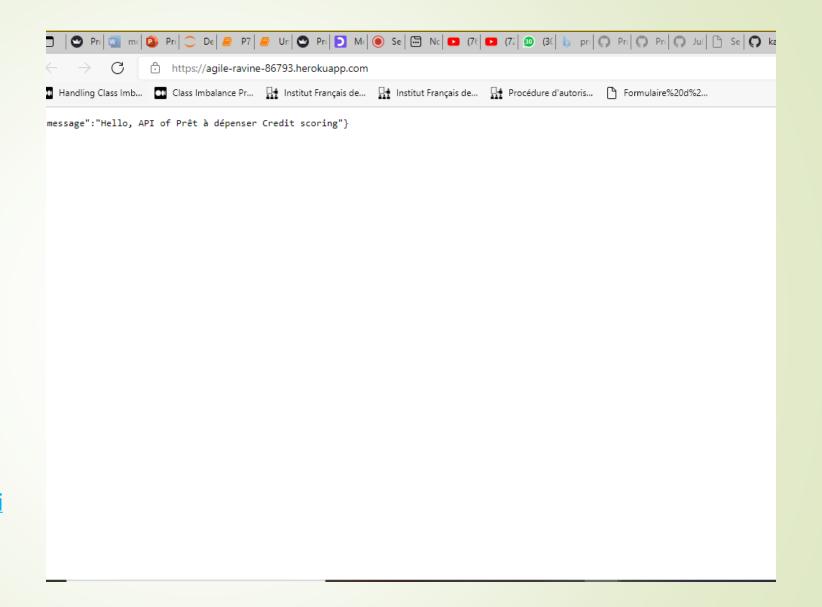
Local URL: http://localhost:8501

NetworkURL: http://192.168.1.57:8501



Présentation du DASHBOARD (Déploie ment sur heroku)

- Les étapes de déploiement sont exactement pareilles que le déploiement de streamlit comme le déploiement final.
- Les liens de l'Api (FastAPI)
- <u>https://credit-scoring-fastapi.herokuapp.com/</u>
- <u>https://credit-scoring-fastapi.herokuapp.com/predict</u>



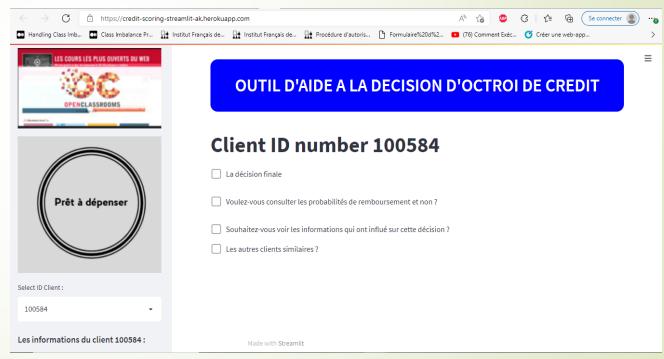
Présentation du DASHBOARD (Déploiement de streamlit sur heroku)

Les étapes à suivre dans un terminal pour le dépoiement



Dashboard final

Lien: https://credit-scoring-streamlit-ak.herokuapp.com/



Merci de votre attention