Projet 7 : Implémentez un modèle de scoring

22/11/2024

Soukaina GUAOUA ELJADDI

Parcours Data Scientist
OpenClassrooms

Plan:

- ❏ Problématique et présentation du jeu de données
- ❏ Démarche de la Modélisation
- ❏ Pipeline de déploiement
- ❏ Analyse de data drift
- ❏ Exemple d’un scoring client via appel à l’API sur le Cloud

Problématique

Contexte : Société financière **"Prêt à dépenser"** qui propose des crédits à la consommation.

Objectif :

• Mettre en œuvre un outil de **"scoring crédit"** pour calculer **la probabilité** qu'un client rembourse son **crédit**.

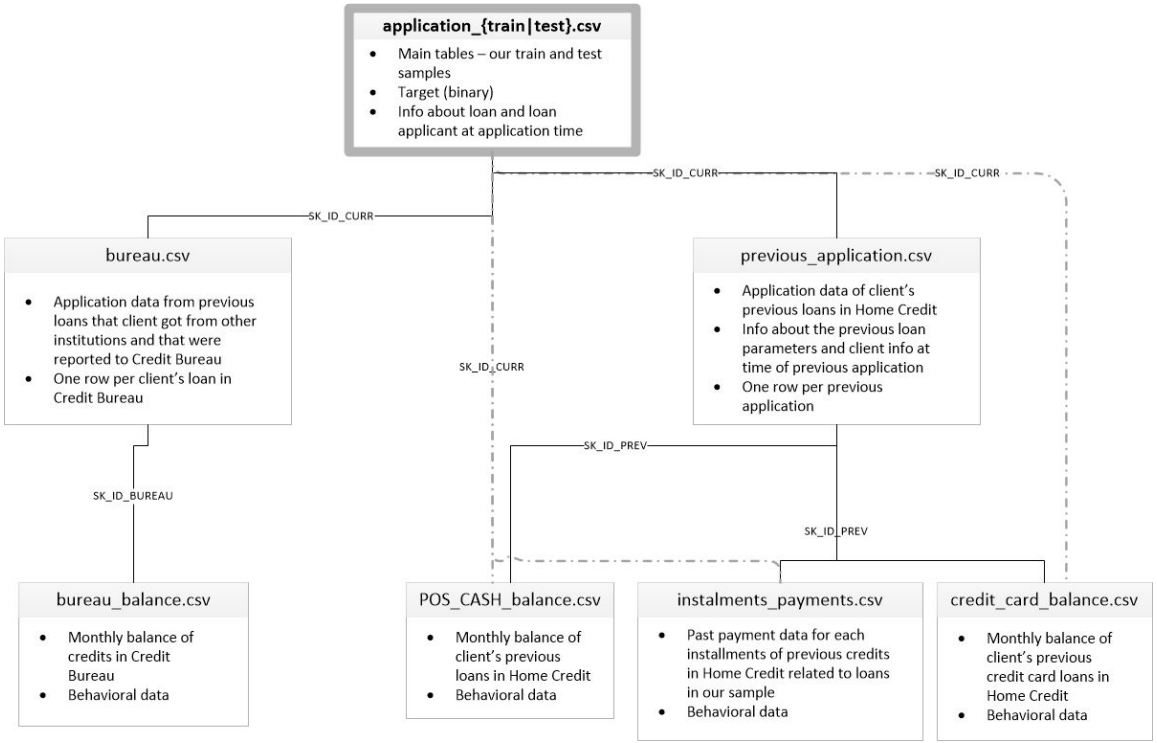
• Développer un **algorithme de classification (crédit accordé ou refusé)**.

Missions :

• Construire un **modèle de scoring** qui prédit la **probabilité de faillite** d'un client de façon automatique.

• Utiliser un **Dashboard** pour comprendre le **score attribué**

Présentation du jeu de données



- application_{train|test}.csv
- bureau.csv
- balance_bureau.csv
- Solde_en_espèces_POS.csv
- solde_de_la_carte_de_crédit.c
- application_precedente.csv
- versements_paiements.csv
-AccueilCredit_columns_descri

n.csv

TARGET : 0 (pas de problème de remboursement)
TARGET : 1 (défaut de remboursement)

Présentation du jeu de données

Préparation dataset modélisation (1):

- Encodage avec One-Hot Encoding
- Création de nouvelles features
- Agrégation des lignes -> {min, max, mean, size, sum, var}
- Fusion de tous les csv en une seule dataframe “df”
- Suppression des colonnes à valeur unique
- Remplacement des valeurs infinis par des NaN

Présentation du jeu de données

Préparation dataset modélisation (2):

- Suppression des colonnes avec plus de 50% de valeurs manquantes
- Séparation du jeu de données: df(356250, 773(ID+TARGET+771 features)
- **Train shape: (307506, 773)**
- **Test shape: (48744, 773)**
- Suppression des features corrélés à plus de 80%
- Extraction des 100 features importantes (Random Forest)

Démarche de la modélisation

Régression logistique : modèle linéaire utilisé pour la classification binaire ou multinomiale. Il prédit la probabilité d'appartenance à une classe en appliquant une fonction sigmoïde ou softmax à une combinaison linéaire des caractéristiques.

Hyperparamètres principaux :

- `C`: Inverse de la régularisation (plus petite valeur = régularisation plus forte).
- `solver`: Méthode d'optimisation (e.g., `'liblinear'`, `'lbfgs'`, `'saga'`).
- `penalty`: Type de régularisation (`'l1'`, `'l2'`, `'elasticnet'` ou `None`).
- `max_iter`: Nombre maximal d'itérations pour la convergence.

Démarche de la modélisation

Random Forest : Un ensemble d'arbres de décision entraînés sur des sous-échantillons du dataset avec une moyenne (ou vote majoritaire) pour améliorer la robustesse et réduire le surapprentissage.

- **Hyperparamètres principaux :**
  - `n_estimators`: Nombre d'arbres dans la forêt.
  - `max_depth`: Profondeur maximale des arbres (évite le surapprentissage).
  - `min_samples_split`: Nombre minimal d'échantillons requis pour diviser un nœud.
  - `min_samples_leaf`: Nombre minimal d'échantillons requis dans une feuille.
  - `max_features`: Nombre maximal de caractéristiques considérées pour une division (e.g., `'sqrt'`, `'log2'`, ou un entier).

Démarche de la modélisation

LightGBM : Un algorithme de boosting basé sur des arbres de décision, optimisé pour la vitesse et les grandes quantités de données en utilisant des histogrammes pour le regroupement des caractéristiques.

Hyperparamètres principaux :

- `num_leaves`: Nombre maximal de feuilles par arbre.
- `learning_rate`: Taux d'apprentissage pour ajuster la contribution de chaque arbre.
- `n_estimators`: Nombre d'arbres ou d'itérations de boosting.
- `max_depth`: Profondeur maximale des arbres.
- `min_data_in_leaf`: Nombre minimum de données dans une feuille.
- `boosting_type`: Type de boosting (`'gbdt'`, `'dart'`, `'goss'`).

Démarche de la modélisation

Dummy classifier : Un modèle simple qui génère des prédictions basées sur des règles de base (e.g., prédire la classe majoritaire, aléatoire ou proportionnelle aux fréquences des classes). Il sert de référence pour évaluer les performances d'autres modèles.

Hyperparamètres principaux :

- `strategy`: Stratégie de prédiction (`'most_frequent'`, `'stratified'`, `'uniform'`, ou `'constant'`).
- `constant`: Valeur constante à prédire (utilisée uniquement si `strategy='constant'`).

Démarche de la modélisation

Protocole :

- Traitement des valeurs infinis (NaN)
- Traitement des valeurs manquantes (Moyenne)
- Standardisation des données d'entraînement (StandardScaler)
- Séparation des données en train/validation/test
- Traitement du déséquilibre des classes avec SMOTE (crée artificiellement de nouveaux exemples pour les classes minoritaires en utilisant une approche d'interpolation. (92% de 0 et 8% de 1))
- Optimisation des hyperparamètres avec GridSearchCV

Démarche de la modélisation

Métriques d’évaluation :

AUC (Area Under the Curve) : Indique la capacité du modèle à distinguer les classes.

F1 Score : Moyenne harmonique entre la précision (exactitude des prédictions positives) et le rappel (proportion des vrais positifs détectés).

Accuracy : Proportion de prédictions correctes parmi toutes les prédictions.

Fit time : Temps nécessaire pour entraîner le modèle sur les données d'entraînement.

Démarche de la modélisation

Métriques d'évaluation :

Predict time : Temps nécessaire au modèle pour effectuer une prédiction sur les nouvelles données.

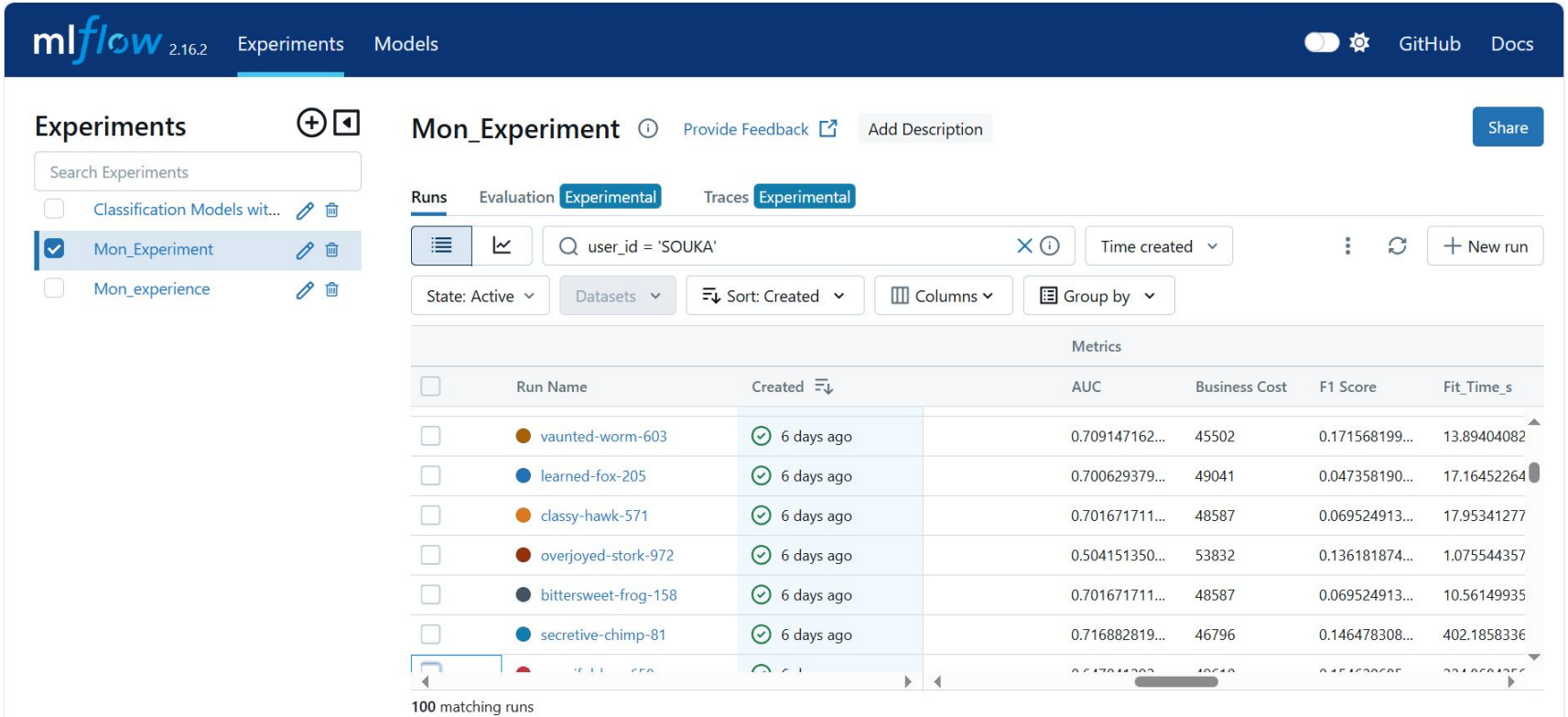
Business cost : Mesure le coût global associé aux erreurs de prédiction (faux positifs et faux négatifs) dans un contexte métier.

Business score = Somme(10*FN + FP)

- FN = Faux Négatifs | FP = Faux Positifs

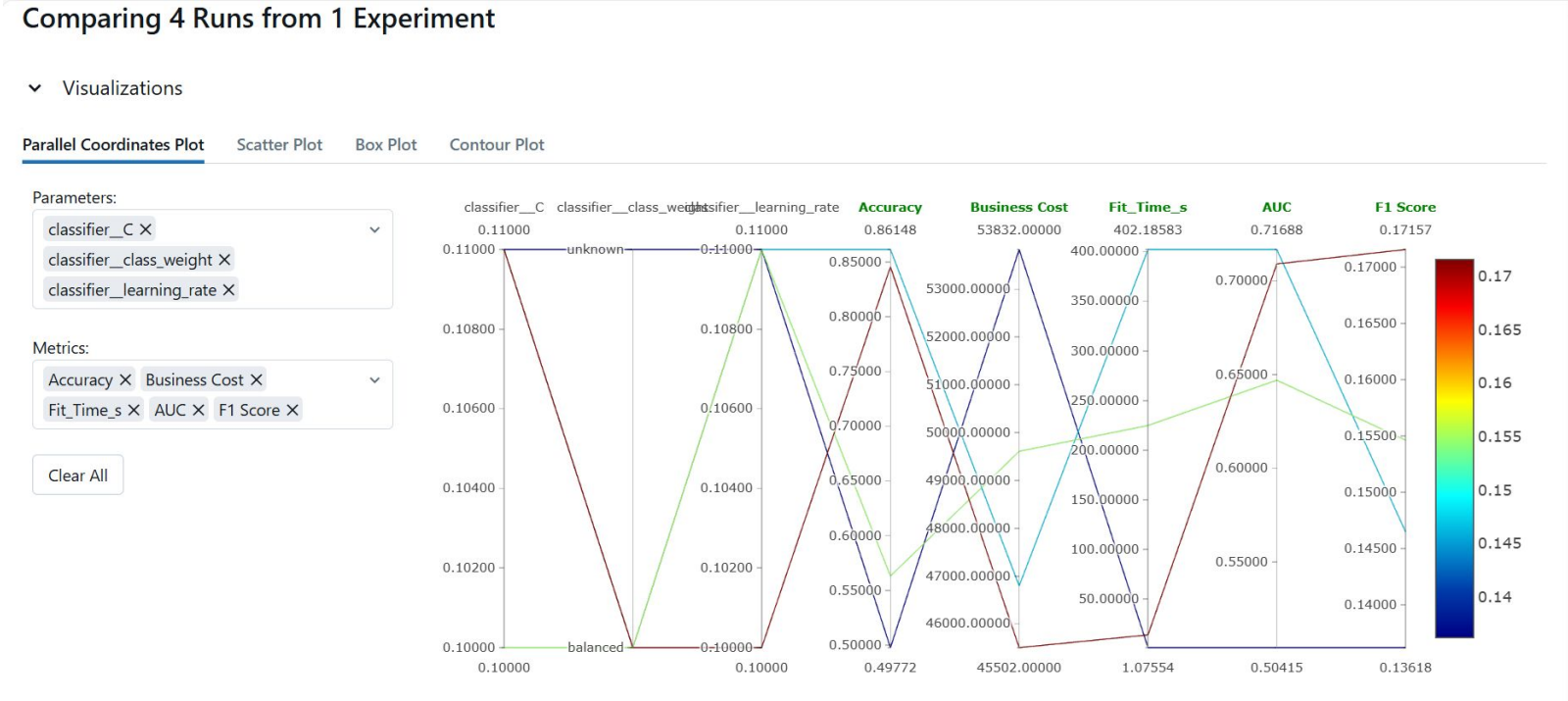
Présentation des résultats

Visualisation du tracking via Mlflow (Vue d'ensemble)



Présentation des résultats

Visualisation du tracking via mlflow : Comparaison entre différentes runs



Présentation des résultats

Visualisation du tracking via mlflow : Comparaison entre différentes runs

Run details

Run ID:	bcb5cffcb2c54410ae780c794d30...	33612786223a433ab4f89e059ed1...	591db3f0d9bb46bdbc9207c2709...	8cc77bec940348e6b2a7c9613c72...
Run Name:	vaunted-worm-603	secretive-chimp-81	merciful-hen-658	overjoyed-stork-972
Start Time:	2024-11-12 12:05:18	2024-11-12 11:43:04	2024-11-12 11:39:13	2024-11-12 11:50:12
End Time:	2024-11-12 12:05:40	2024-11-12 11:49:53	2024-11-12 11:43:04	2024-11-12 11:50:20
Duration:	21.9s	6.8min	3.9min	7.5s

Parameters

Présentation des résultats

Visualisation du tracking via mlflow : Comparaison entre différentes runs

Parameters

Show diff only

classifier__C			0.1
classifier__class_weight	balanced	balanced	balanced
classifier__learning_rate	0.1		
classifier__max_depth	10	10	
classifier__max_iter			100
classifier__min_samples_split		10	
classifier__n_estimators	50	100	
classifier__num_leaves	20		
classifier__solver			liblinear
classifier__strategy			stratified

Présentation des résultats

Visualisation du tracking via mlflow : Comparaison entre différentes runs

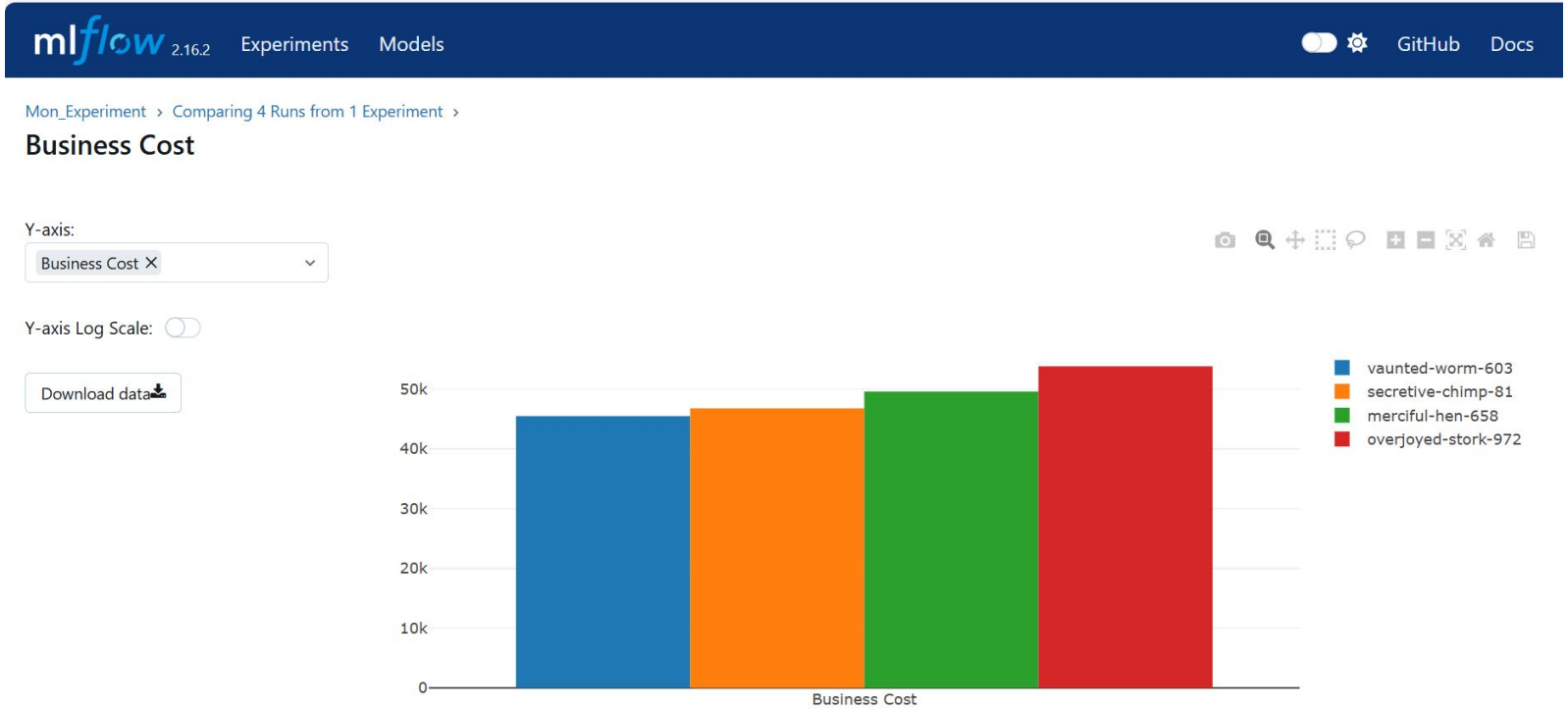
Metrics

Show diff only

AUC	0.709	0.717	0.647	0.504
Accuracy	0.846	0.861	0.563	0.498
Business Cost	45502	46796	49610	53832
F1 Score	0.172	0.146	0.155	0.136
Fit_Time_s	13.89	402.2	224.9	1.076
Predict_Time_s	0.049	0.428	0.009	0.004

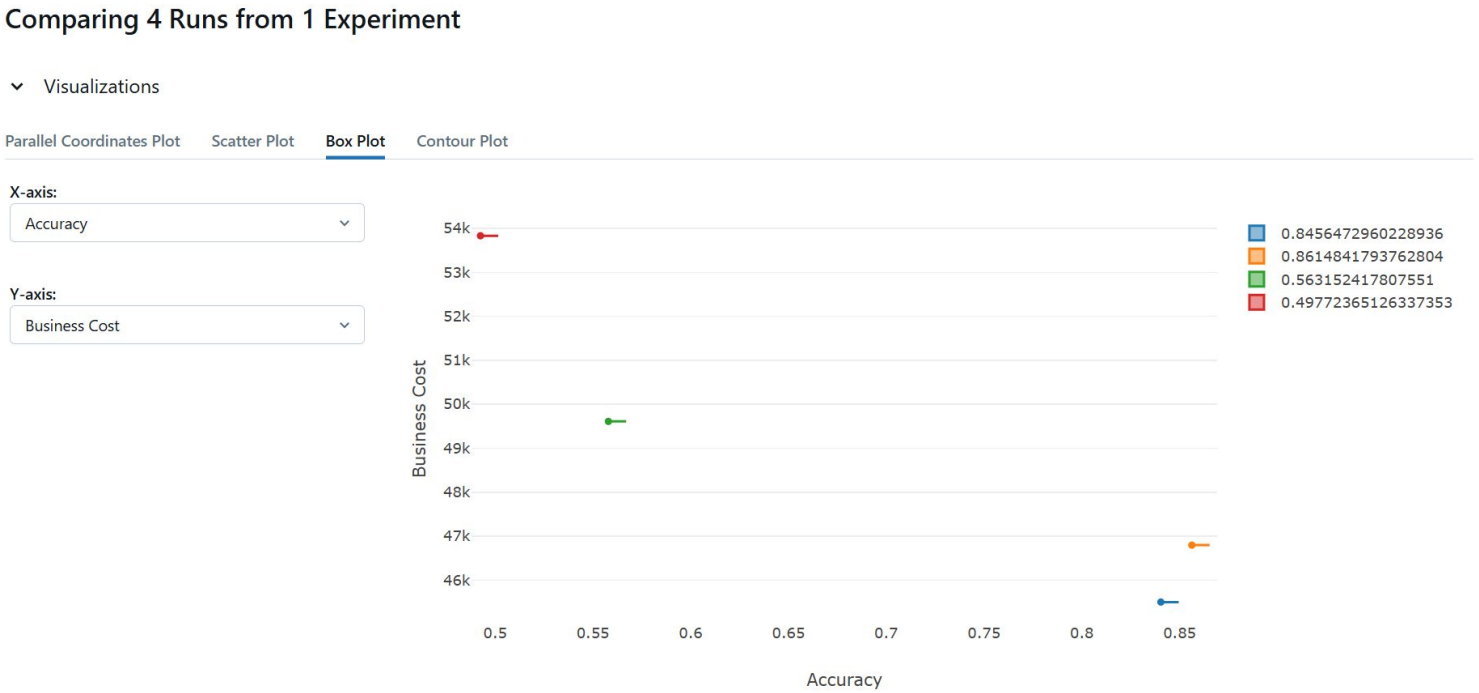
Présentation des résultats

Visualisation du tracking via mlflow : Comparaison entre différentes runs



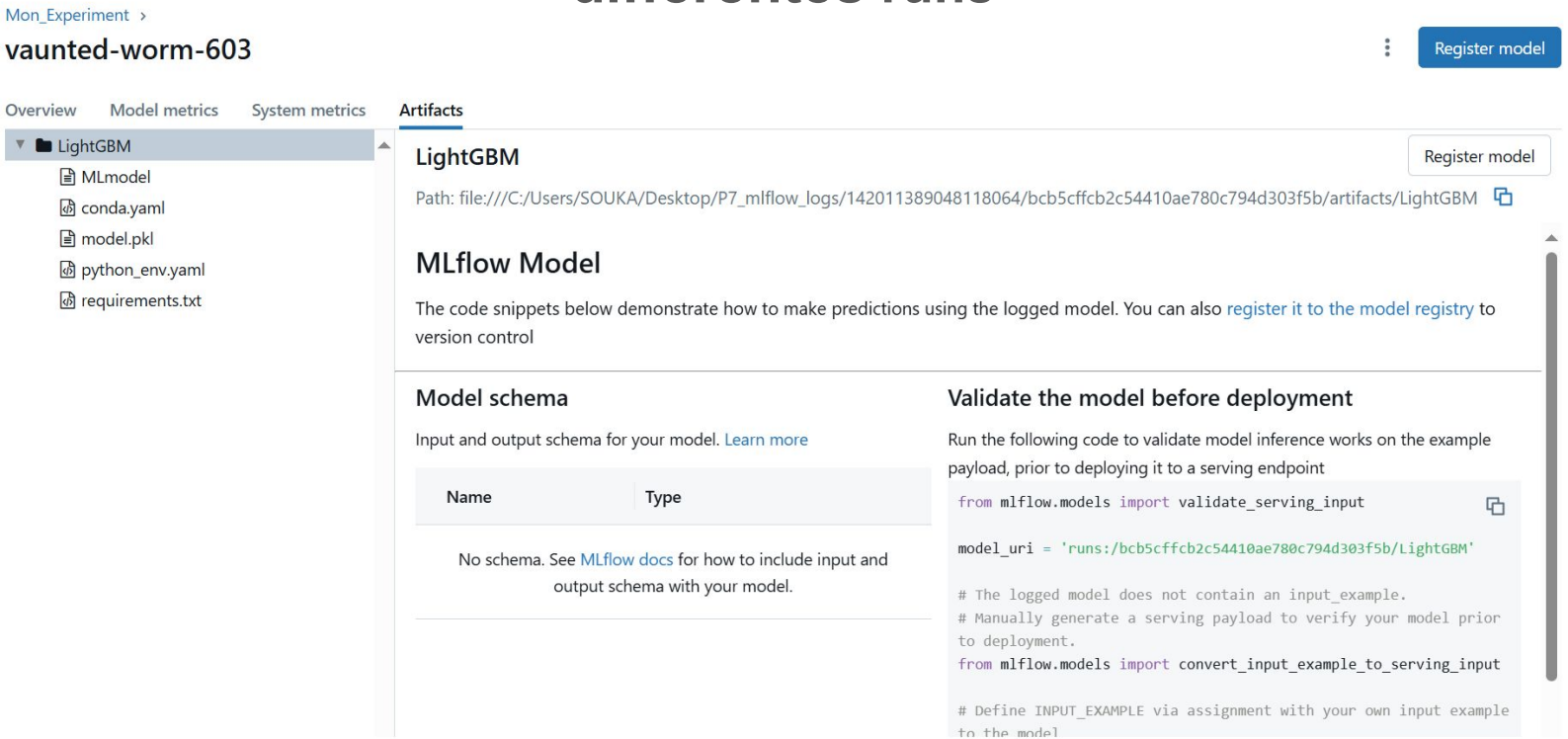
Présentation des résultats

Visualisation du tracking via mlflow : Comparaison entre différentes runs



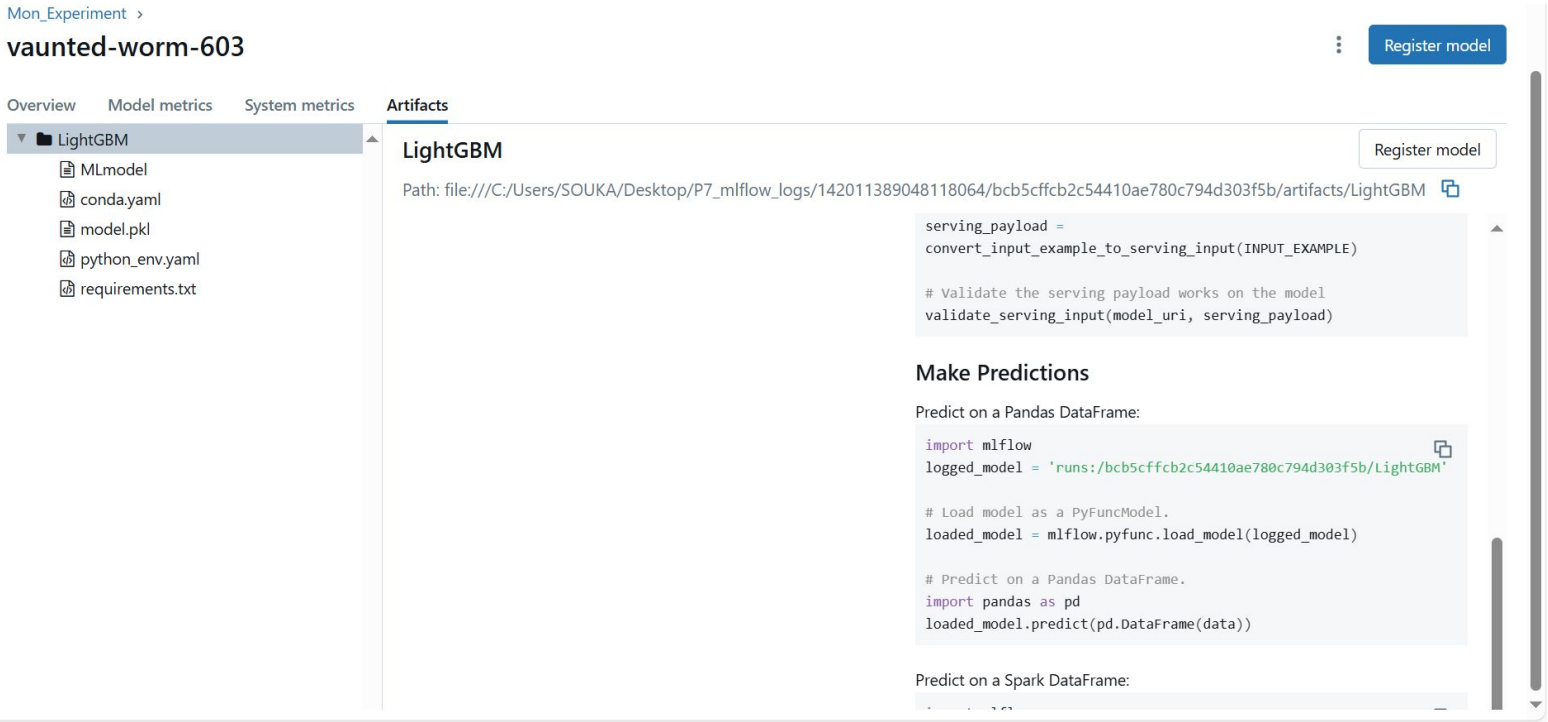
Présentation des résultats

Visualisation du tracking via mlflow : Comparaison entre différentes runs



Présentation des résultats

Visualisation du tracking via mlflow : Comparaison entre différentes runs



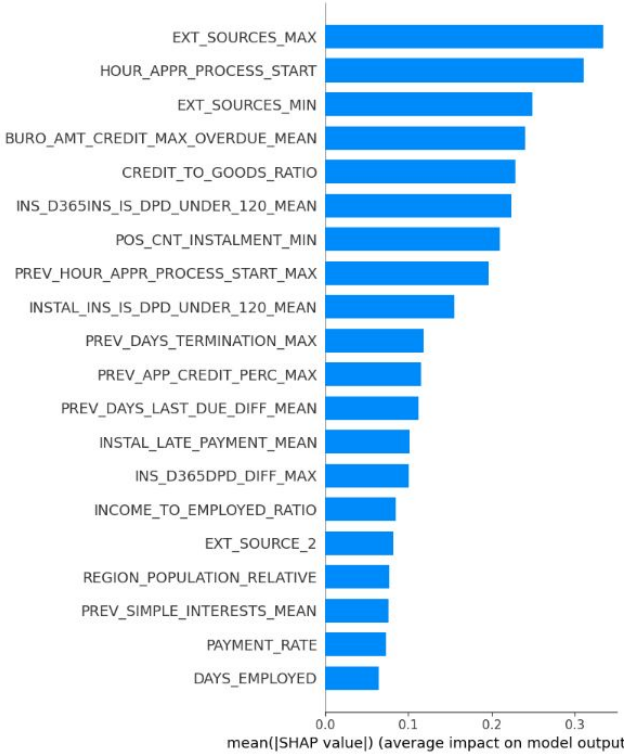
Présentation des résultats

Analyse des résultats

	Model	Best AUC	Best F1 Score	Accuracy	Business Cost	Fit Time (s)	Predict Time (s)
0	Logistic Regression	0.647041	0.154621	0.563152	49610	224.868426	0.009357
1	Random Forest	0.716883	0.146478	0.861484	46796	402.185834	0.427655
2	LightGBM	0.709147	0.171568	0.845647	45502	13.894041	0.049382
3	Dummy Classifier	0.504151	0.136182	0.497724	53832	1.075544	0.004001

Le modèle recommandé est **Lightgbm** : meilleur (business cost, Best F1 Score, Fit time)
Seuil optimal : 0.24, Coût métier minimum : 38010

Présentation des résultats

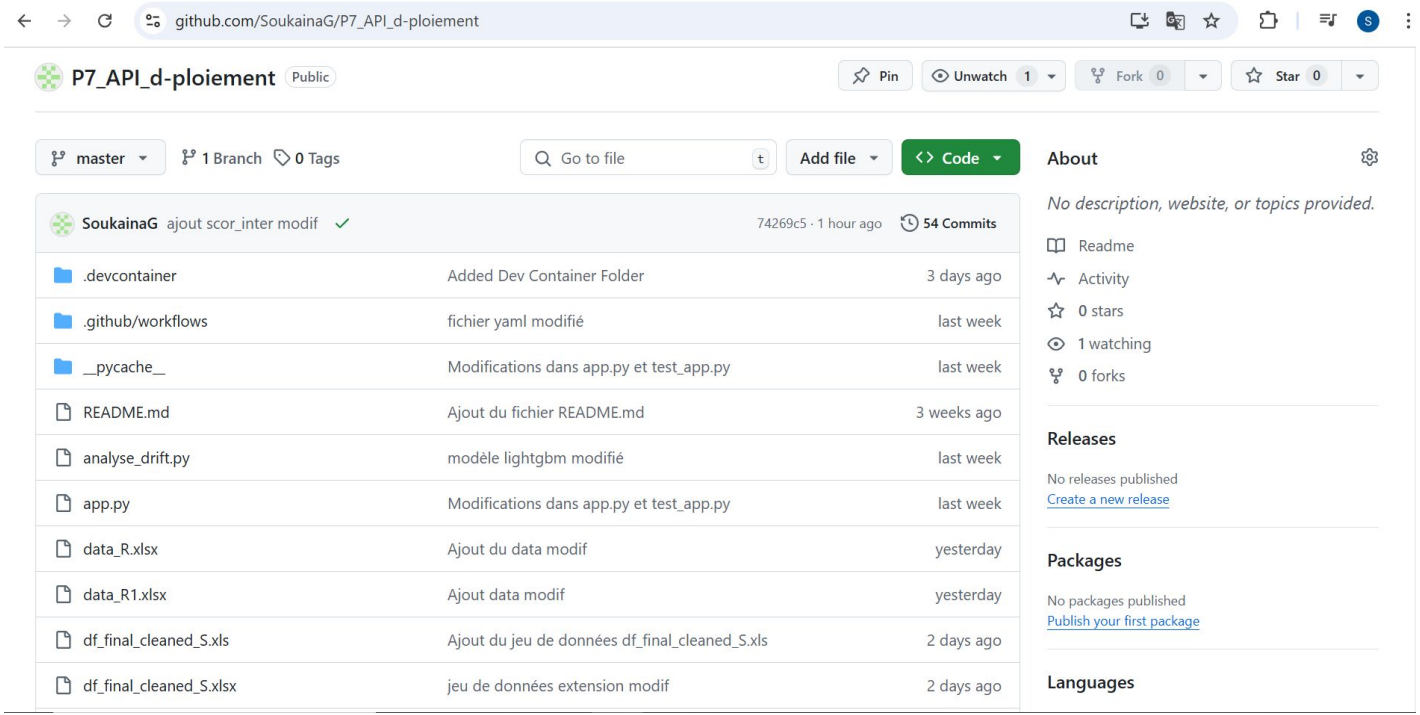


Pipeline de déploiement

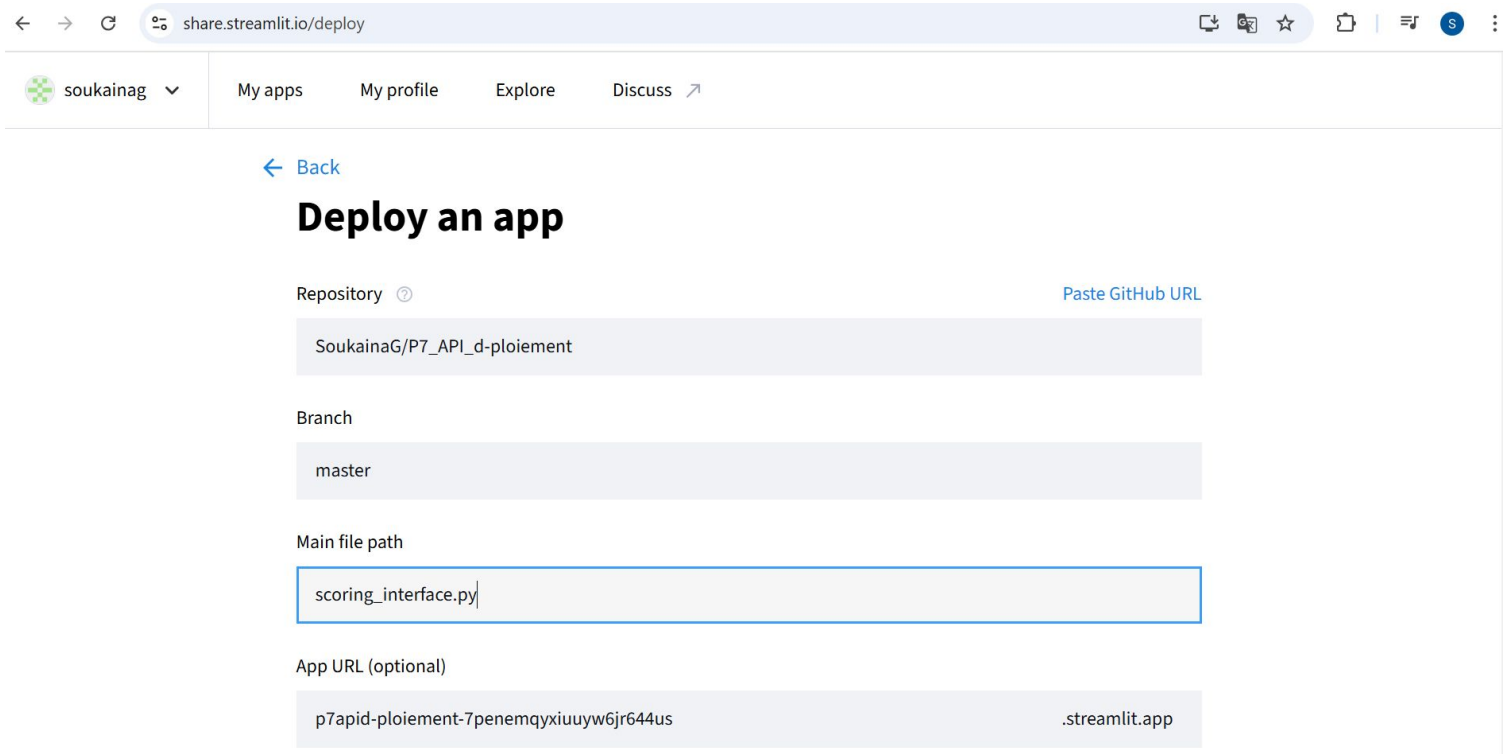
Tests unitaire : Test de la fonction de prédiction de l’API (unitest)

Pipeline de déploiement

Github (https://github.com/SoukainaG/P7_API_d-ploiement)



Pipeline de déploiement



Analyse de data drift

Dataset Drift

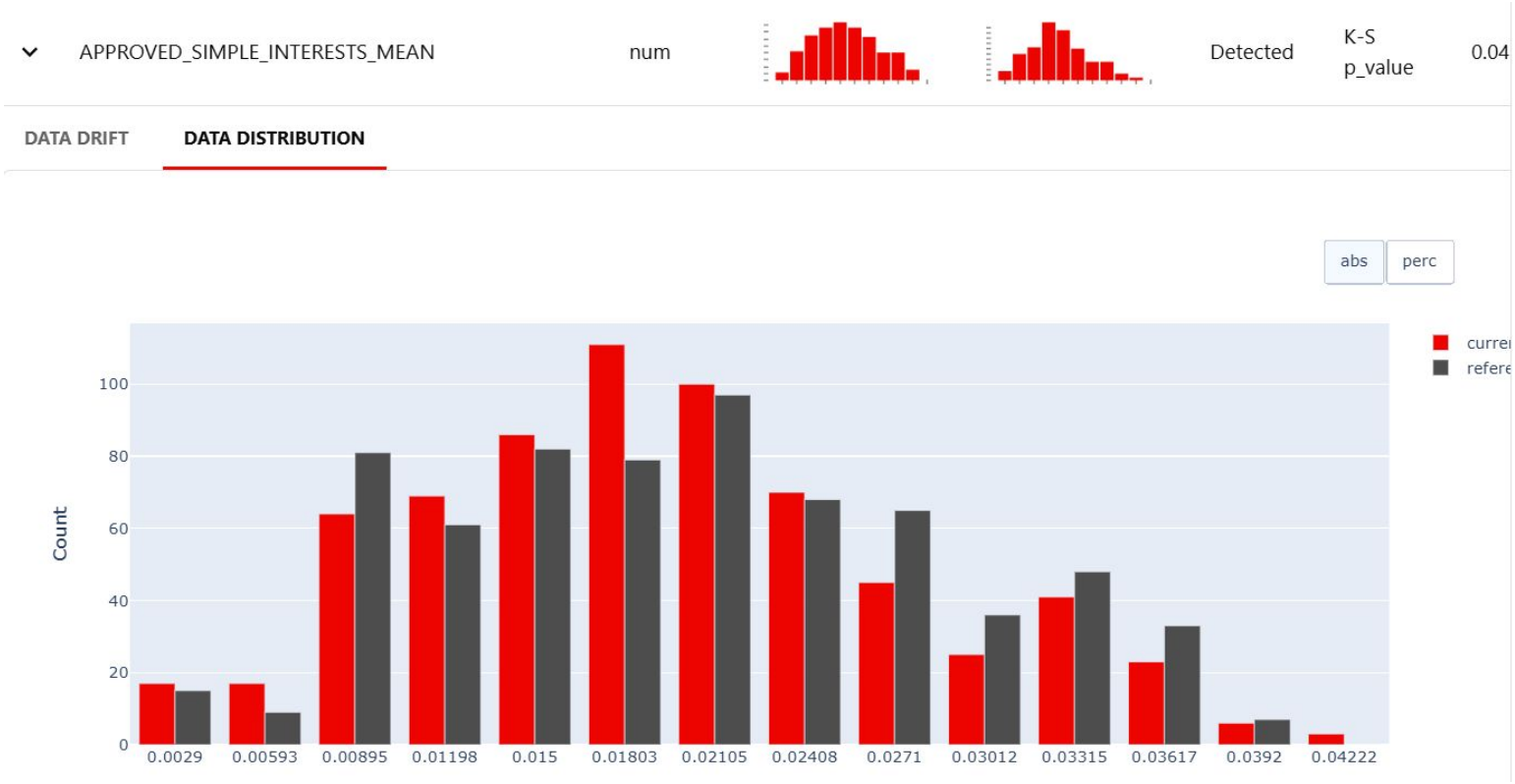
Dataset Drift is NOT detected. Dataset drift detection threshold is 0.5

773	117	0.151
Columns	Drifted Columns	Share of Drifted Columns

Data Drift Summary

Drift is detected for 15.136% of columns (117 out of 773).

Analyse de data drift



Exemple d’un scoring client via appel à l’API sur le Cloud

https://p7apid-ploiement-e26adgmbbclbb5rzd4ujfd.streamlit.app/