Implémenter un modèle de scoring

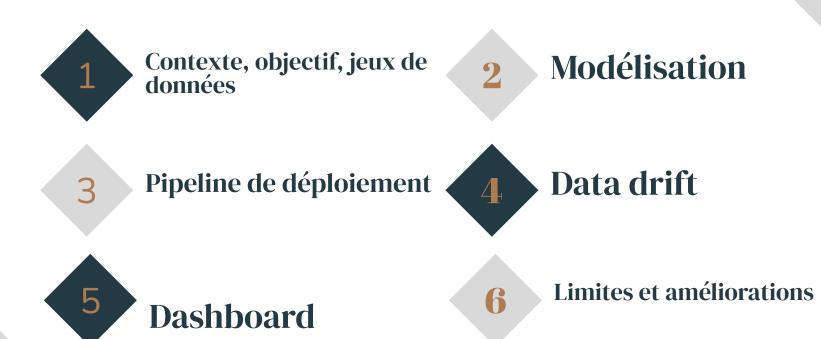
Felipe PEREIRA DE LIMA

https://github.com/feliplim/credit-scoring



Date: 18/12/2023

Table de matière





Contexte et objectifs



La société financière *Prêt à dépenser* propose des crédits à la consommation pour des personnes ayant peu ou pas du tout d'historique de prêt.

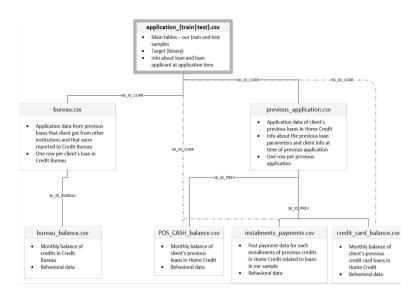
L'entreprise souhaite mettre en oeuvre un outil scoring crédit qui calcule la probabilité qu'un client rembourse ou pas son crédit, puis classifie la demande de crédit en accordée ou refusée

De plus, les chargés de relation client ont fait remonter le fait que les clients sont de plus en plus demandeurs de transparence vis-à-vis des décisions d'octroi de crédit.

Prêt à dépenser décide donc de développer un dashboard interactif pour que les chargés de relation client puissent à la fois expliquer les décisions d'octroi de crédit, mais également permettre à leurs clients de disposer de leurs informations personnelles et de les explorer facilement.

Jeux de données

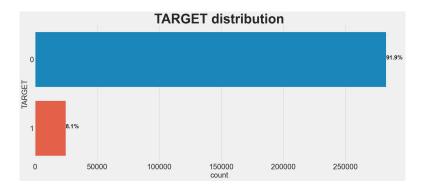
7 fichiers avec > 200 variables



Historique de prêt dans d'autres institutions financières

Historique de prêt chez *Prêt à dépenser*

Application "train" regroupe 307.511 clients dont on connaît la décision d'octroi de crédit.



Application "test" regroupe 48.774 clients dont on ne connaît pas la décision d'octroi de crédit.

Exploration et nettoyage

- Suppression des données incorrectes
- Remplacement des anomalies par NaN
- Encodage des variables catégorielles
- Remplacement des données manquantes par la médiane
- Création des features (ratios)
- Agrégations (somme, moyenne)
- Suppression des variables corrélées

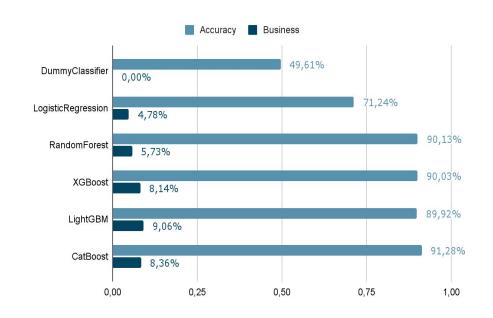


Choix métrique et modèle

La difficulté dans cette étape se base sur le fait que les faux négatifs sont plus impactants que les faux positifs. Les faux négatifs coûtent plus cher que les faux positifs à l'entreprise.

Train / Test split : 80/20 Chaque sous-échantillon contient la même distribution de classes

Evaluation des candidats à l'aide d'une validation croisée k-fold = 5



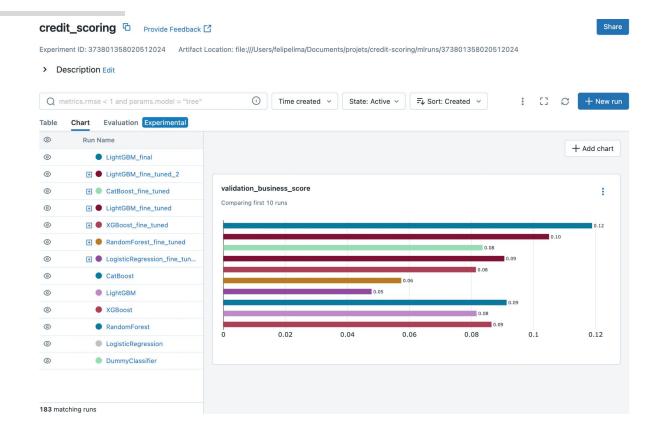
Business score qui pénalise 10x plus les faux négatifs

Suivi MLFlow

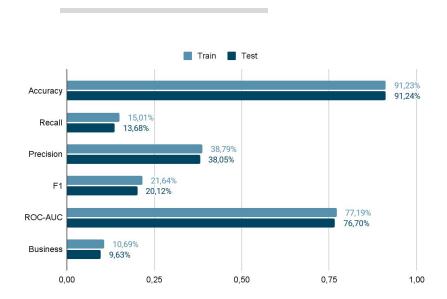
Table	Chart	Evaluation Experimental						
	o	Run Name	Created	- ↓	Dataset	Duration	Source	Models
	0	LightGBM_final	② 2 hours ago		-	3.2s	ipykerne	sklear
	0		② 2 hours ago		-	7.0s	ipykerne	sklear
	0				-	2.6s	ipykerne	sklear
	0				-	3.1s	ipykerne	sklearr
	0	■ XGBoost_fine_tuned			-	3.2s	ipykerne	sklear
	0	■ RandomForest_fine_tuned	4 hours ago		-	2.6s	ipykerne	sklearr
	0	■ LogisticRegression_fine_tuned	4 hours ago		-	3.1s	ipykerne	sklearr
	0	CatBoost	4 hours ago		-	1.8s	ipykerne	sklearr
	0	LightGBM	4 hours ago		-	2.2s	ipykerne	sklearr
	0	XGBoost	4 hours ago		-	2.0s	ipykerne	sklearr
	0	RandomForest	4 hours ago		-	2.6s	ipykerne	sklearr
	0	LogisticRegression	4 hours ago		-	1.9s	ipykerne	sklearr
	0	DummyClassifier	4 hours ago		-	3.0s	□ ipykerne	sklearr

183 matching runs

Suivi MLFlow

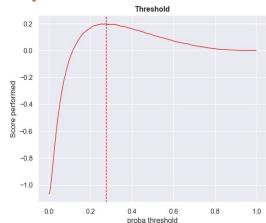


Performance du modèle après optimisation

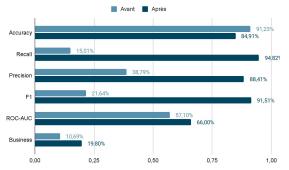


Le business score a augmenté de 9,1% à 10,7% sur le jeu d'entraînement, mais il n'est que de 9,6% sur le jeu de test.

Pour complémenter l'optimisation, le seuil qui détermine la classe (1 ou 0) a été optimisé.

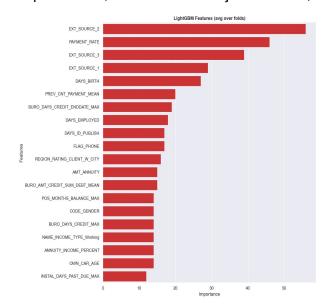


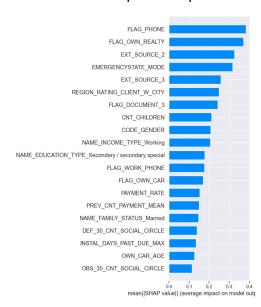
Le business score augmente de 10,7% à 19,8%.



Interprétation globale et locale

Les valeurs de Shapley calcule l'importance d'une variable en comparant ce qu'un modèle prédit avec et sans cette variable. Néanmoins, comme l'ordre dans lequel un modèle voit les variables peut impacter ses prédictions, cela est fait de façon aléatoire, afin que les fonctionnalités soient comparées équitablement.



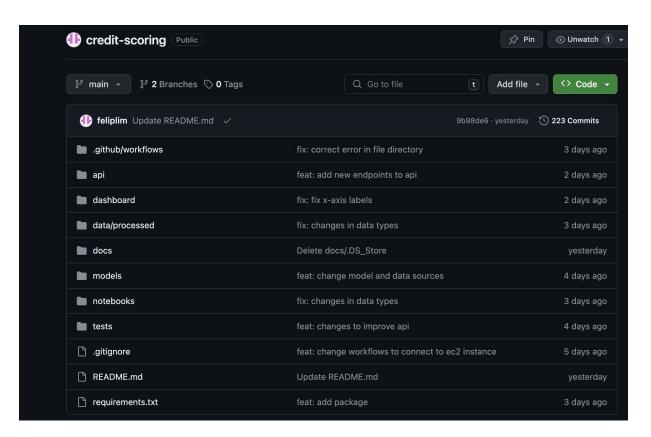




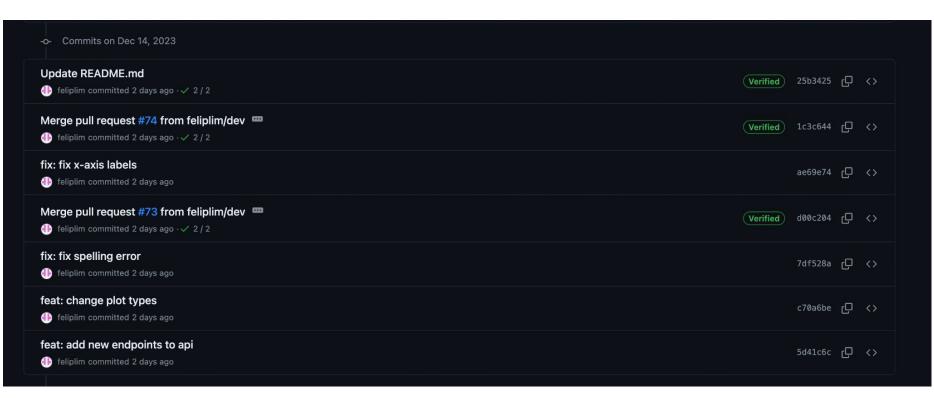
Pipeline de déploiement

- Script de l'API
- 2. Dockerfile pour l'API
- 3. Fichier requirements.txt
- 4. Fichier Github Actions (CI/CD)
- 5. Push sur dev \rightarrow merge sur main
- 6. Déploiement de l'API sur AWS EC2 (grâce à Github Actions)
- 7. Déploiement du dashboard sur Streamlit Sharing

Dossier Github



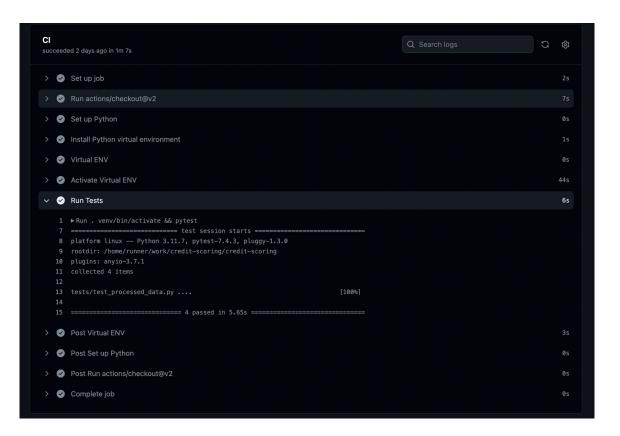
Push et merge sur Github



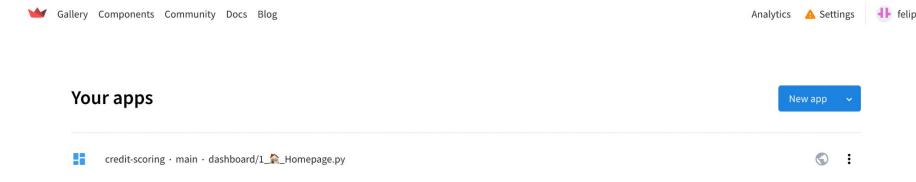
Tests unitaires en local

```
[felipelima@MacBook-Air-de-Felipe credit-scoring % pytest
test session starts = 
 rootdir: /Users/felipelima/Documents/projets/credit-scoring
plugins: anyio-3.7.1 collected 4 items
 tests/test_processed_data.py ....
 felipelima@MacBook-Air-de-Felipe credit-scoring % ■
```

Tests unitaires sur Github



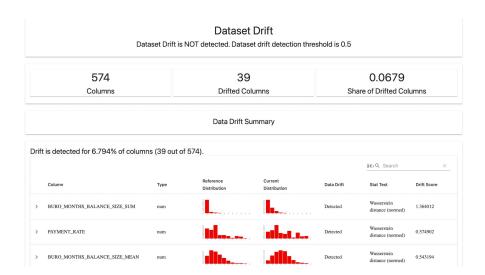
Déploiement du dashboard





Data drift

Le **data drift**, ou la dérive des données, est le changement de la distribution de la donnée au fil du temps. Quand les caractéristiques ou propriétés de la donnée changent, cela peut impacter la performance du modèle qui l'utilise et l'exactitude de l'analyse et de la prise de décision.



39 colonnes ont dérivé, ce qui représente **6,8%** des colonnes





Limites et améliorations

- Connaissance limitée → vérifier la cohérence des choix de variables
- Définir plus finement la métrique d'évaluation et la fonction coût en accord avec l'équipe métier
- Partie interactive sur le dashboard pour vérifier des scénarios si changement de la valeur de variables du clients.

