29/12/2024

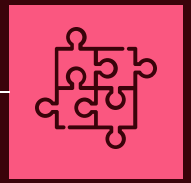
Implémentez un modèle de scoring

Mentor : Nassim LOUATI

Examinateur : Sitou AFANOU

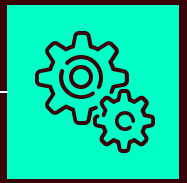
Élève : Aymen TLILI

Sommaire



01

Problématique



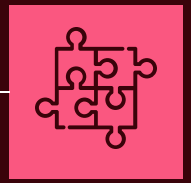
02

Analyse exploratoire

03

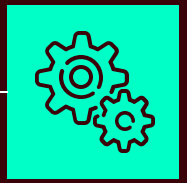
Modélisation

Sommaire



04

Interpretation des résultats



05

Dashboard

06

Conclusion

Problématique

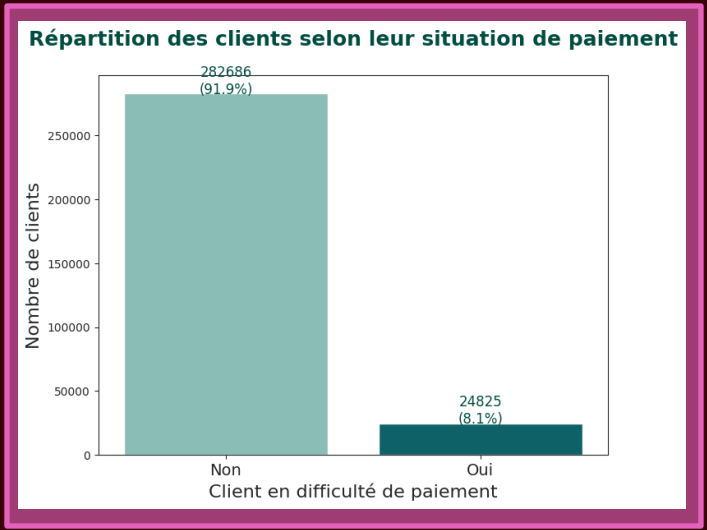
01

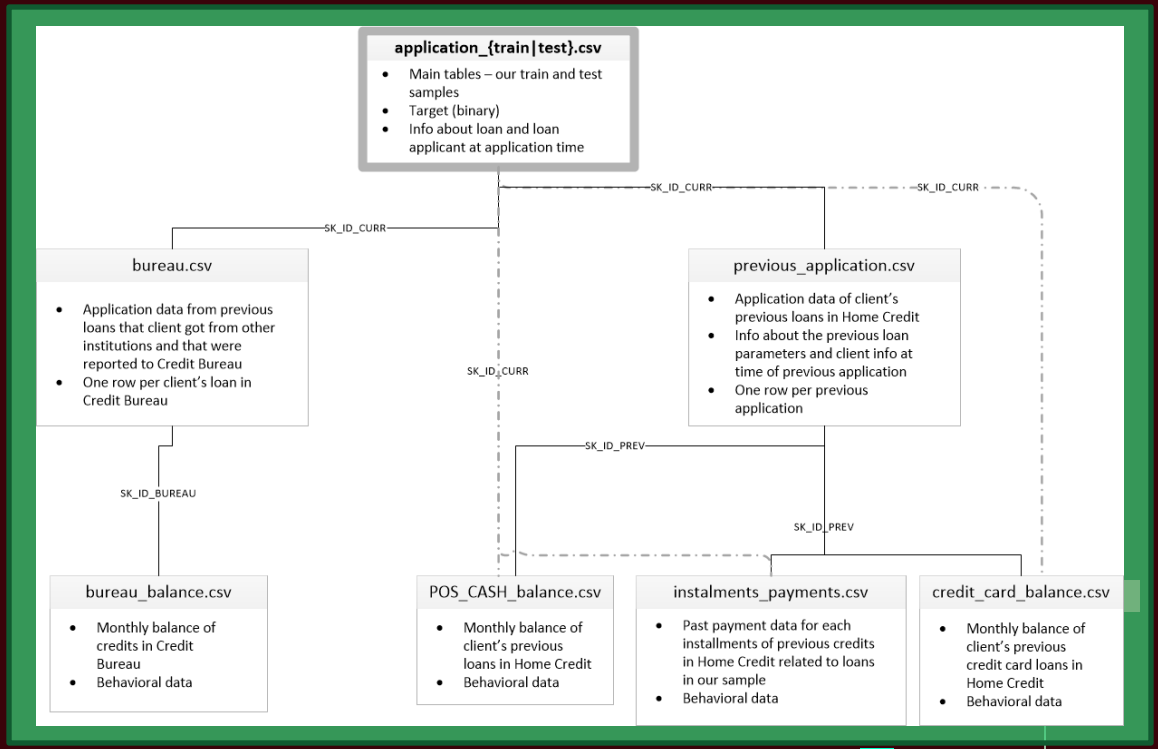
Problématique

Prêt à dépenser, une société financière, propose des crédits à des clients avec peu ou pas d'historique de prêt. L'objectif est de développer un outil de scoring crédit capable de prédire la probabilité de remboursement pour accorder ou refuser un crédit. Face à une demande croissante de transparence des décisions d'octroi, un **dashboard interactif** sera conçu pour expliquer clairement les décisions aux chargés de relation client et permettre aux clients d'accéder et d'explorer facilement leurs informations personnelles, en phase avec les valeurs de l'entreprise.

Problématique

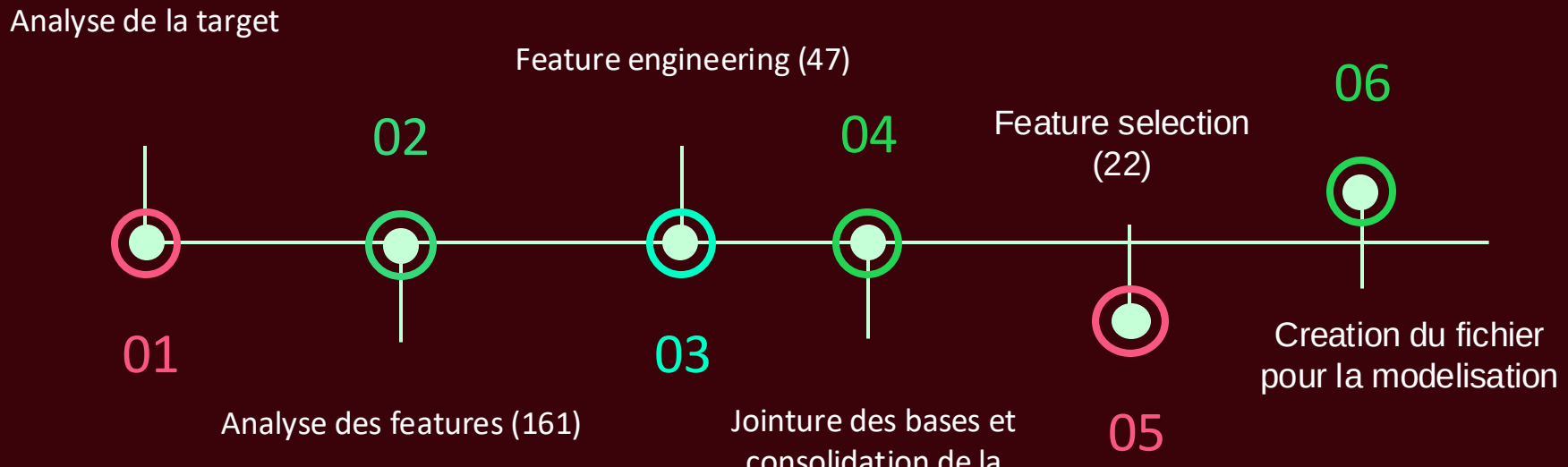
- Application "train" : 307 511 clients avec Target
- Application "test" : 48 744 clients sans information sur la décision d'octroi



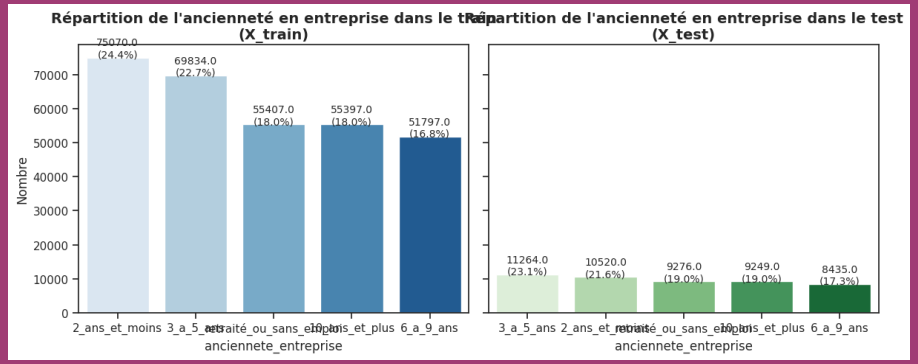


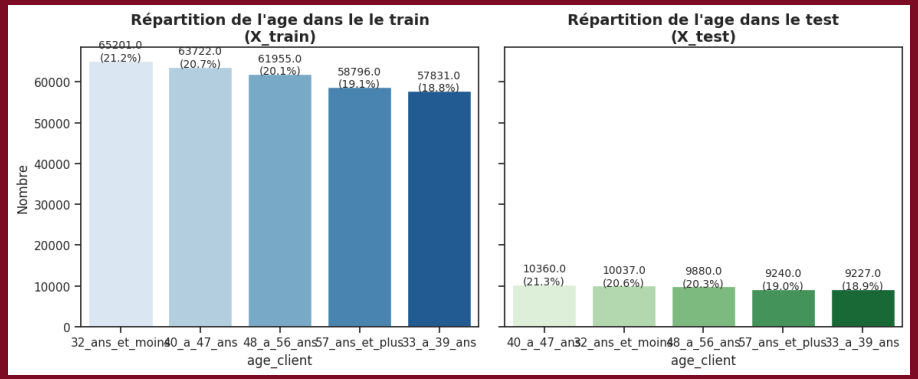
Analyse exploratoire

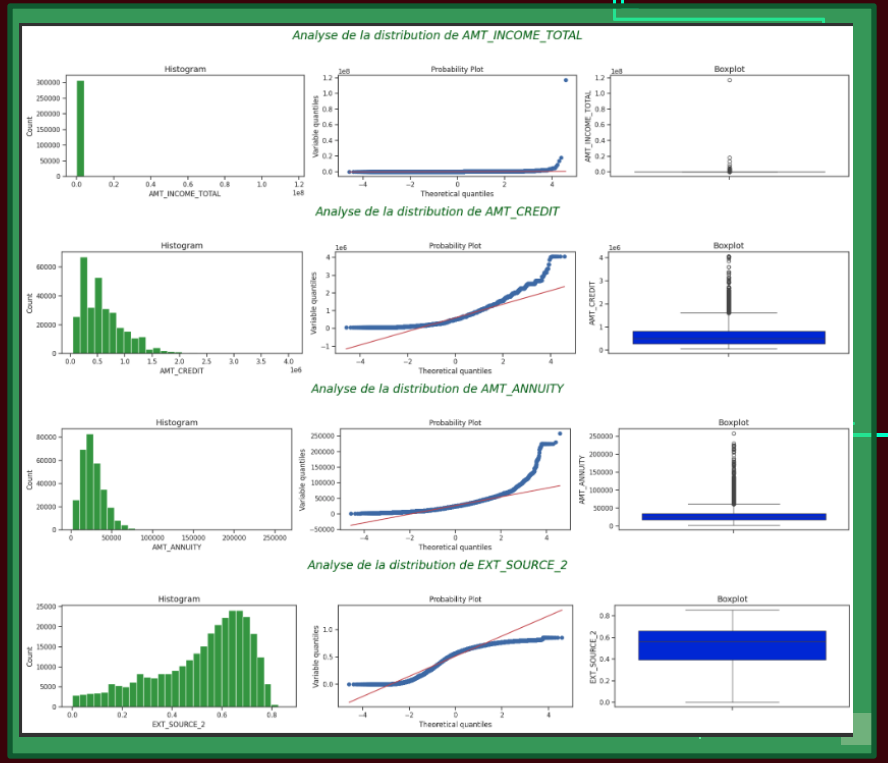
Analyse exploratoire



Analyse exploratoire

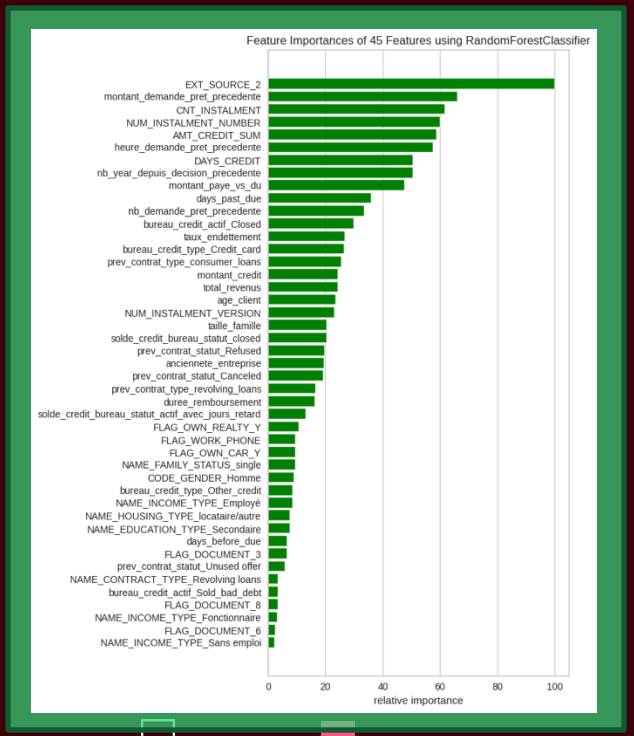




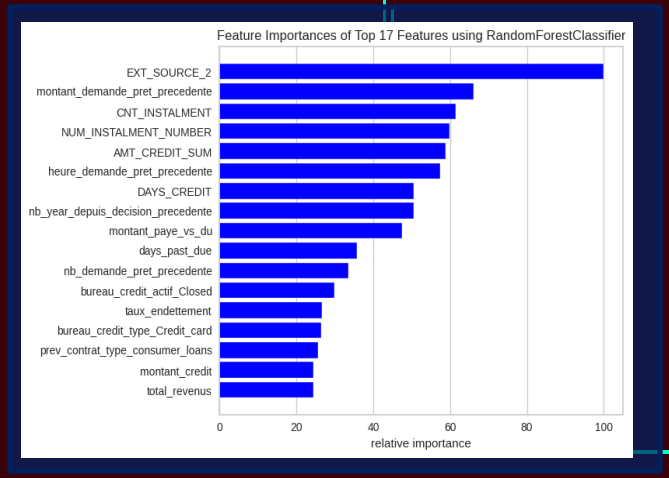


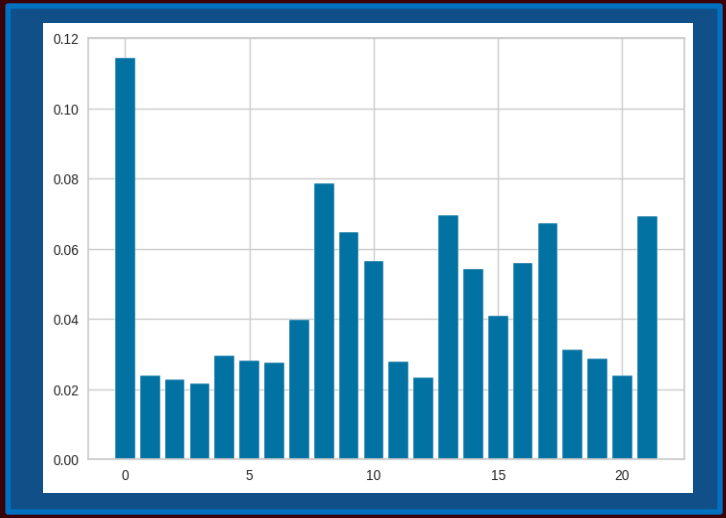
- Feature engineering

Analyse exploratoire



Nous utilisons les méthodes Wrapped et Embedded pour la sélection des variables afin d'identifier les plus pertinentes pour notre modèle.





Feature selection (22)

Modélisation

Modélisation

01

Train split test Mise en place de Mlflow pour le suivi

02

Sélection des modèles randomForest, XGBOOST, LighjtGBM,regression

03

Choix des métriques

04

Entrainement des modèles et gestion des déséquilibres

05

Optimisation des modèles au travers des hyperparamètres

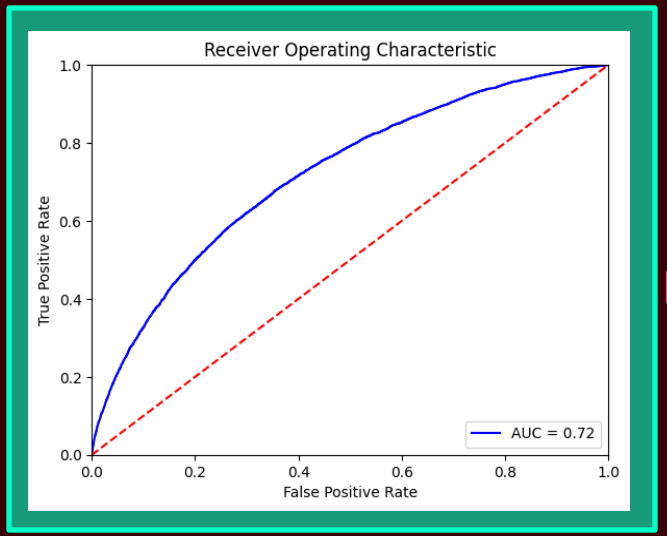
Modélisation

		Predicted class: Classified positive	Predicted class: Classified negative	
Actual class	Actual positive	TP	FN	TPR: $\frac{TP}{TP + FN}$
Actual class	Actual negative	FP	TN	FPR: $\frac{TN}{TN + FP}$
		Precision: $\frac{TP}{TP + FP}$	Accuracy: $\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	

- RandomUnderSample
- RandomOverSample
- SMOTE

Sélection des metriques:

Accuracy ROC et AUC, Precision, Recall, F1 Score, F2 Score, Custom metric



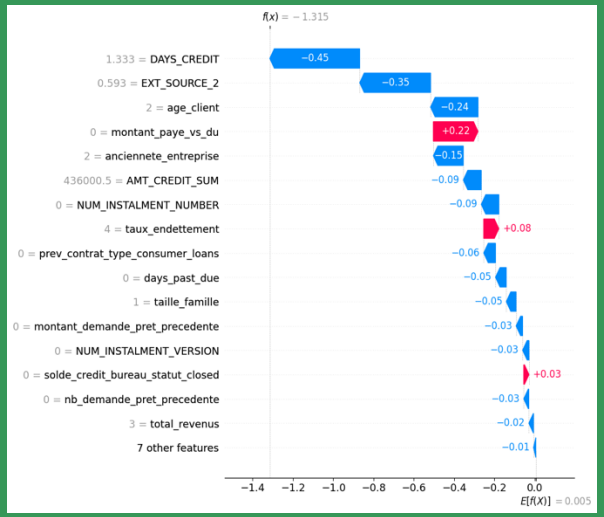
Interpretation des résultats

Interpretation des résultats

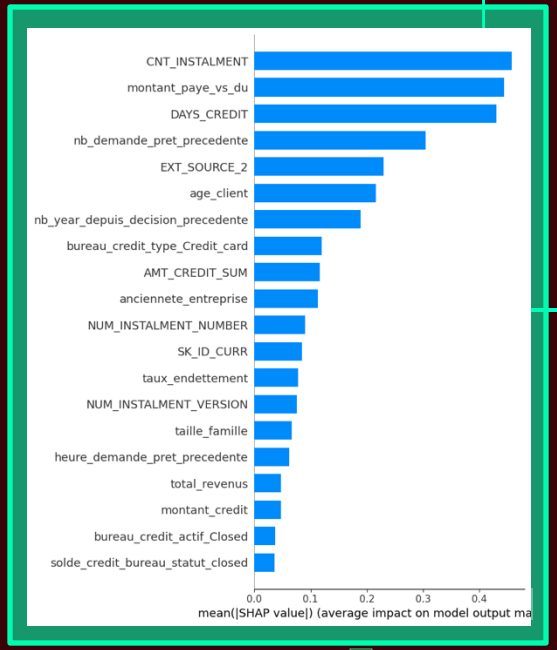
Modèles/ Métriques	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	F2 Score	ROCAUC	FMI
Régression Logistique							
StandardScaler	0.918	0.5	0.000638	0.00127	0.0008	0.5	0.0179
ROS	0.657	0.141	0.628	0.23	0.37	0.644	0.297
RUS	0.659	0.141	0.625	0.23	0.37	0.644	0.297
Smote	0.658	0.141	0.628	0.23	0.37	0.644	0.298
DummyClassifier							
MinMaxScaler	0.851	0.0802	0.0788	0.0795	0.079	0.499	0.0795
StandardScaler	0.851	0.083	0.0823	0.0826	0.082	0.501	0.0826
ROS	0.498	0.0803	0.493	0.138	0.24	0.496	0.199
RUS	0.501	0.0808	0.492	0.139	0.24	0.497	0.199
Smote	0.498	0.0801	0.492	0.138	0.24	0.495	0.198
RandomForest							
MinMaxScaler	0.918	0.5	0.00159	0.00318	0.002	0.501	0.0282
StandardScaler	0.918	0.471	0.00128	0.00254	0.0016	0.501	0.0245
ROS	0.918	0.35	0.00685	0.0134	0.0085	0.503	0.049
RUS	0.667	0.146	0.634	0.237	0.38	0.652	0.304
Smote	0.916	0.34	0.0249	0.0463	0.031	0.51	0.0919
XGBoost							
MinMaxScaler	0.918	0.429	0.0179	0.0343	0.022	0.508	0.0875
StandardScaler	0.918	0.429	0.0179	0.0343	0.022	0.508	0.0875
ROS	0.717	0.156	0.562	0.245	0.37	0.646	0.297
RUS	0.65	0.141	0.645	0.231	0.38	0.648	0.301
Smote	0.918	0.432	0.0188	0.0361	0.023	0.508	0.0902
LightGBM							
MinMaxScaler	0.919	0.561	0.0059	0.0117	0.0074	0.503	0.0575
StandardScaler	0.919	0.576	0.00606	0.012	0.0076	0.503	0.0591
ROS	0.685	0.154	0.637	0.249	0.39	0.664	0.314
RUS	0.664	0.148	0.655	0.242	0.39	0.66	0.311
Smote	0.918	0.455	0.00813	0.016	0.01	0.504	0.0608

- Impact du déséquilibre : Le déséquilibre des classes influence significativement les performances des modèles.
- Pertinence de l'accuracy : L'accuracy n'est pas un indicateur pertinent pour ce projet.
- Meilleurs modèles : La Régression Logistique, XGBoost, et LightGBM offrent les résultats les plus performants.

Interpretation des résultats



- Valeurs de Shapley : Elles évaluent l'importance des variables en comparant les prédictions du modèle avec et sans une variable donnée.
- Interprétation Globale : Permet de comprendre quelles variables influencent le plus les prédictions du modèle.
- Interprétation Locale : Fournit une explication spécifique pour chaque prédiction individuelle.



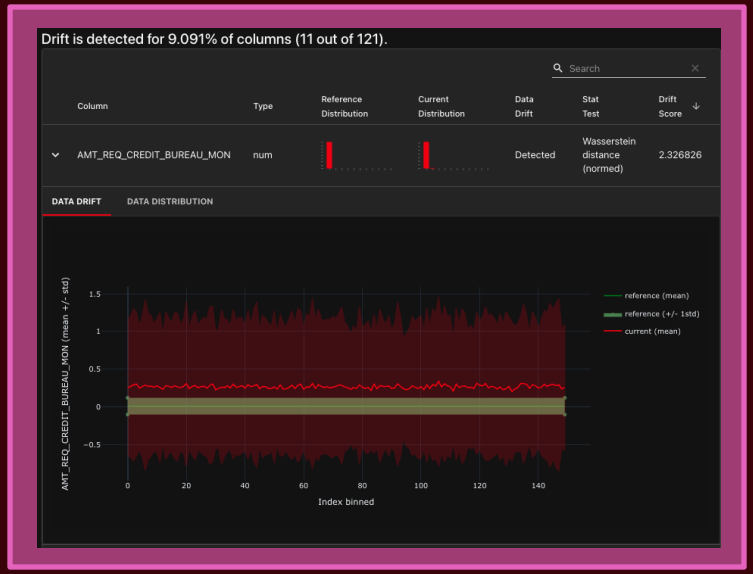
Analyse data drift

-> Librairie evidently

Drift is detected for 7.5% of columns (9 out of 120).

Search

	Column	Type	Reference Distribution	Current Distribution	Data Drift	Stat Test	Drift Score
>	AMT_REQ_CREDIT_BUREAU_QRT	num			Detected	Wasserstein distance (normed)	0.359052
>	AMT_REQ_CREDIT_BUREAU_MON	num			Detected	Wasserstein distance (normed)	0.281765
>	AMT_GOODS_PRICE	num			Detected	Wasserstein distance (normed)	0.210785
>	AMT_CREDIT	num			Detected	Wasserstein distance (normed)	0.207334
>	AMT_ANNUITY	num			Detected	Wasserstein distance (normed)	0.161102
>	AMT_REQ_CREDIT_BUREAU_WEEK	num			Detected	Wasserstein distance (normed)	0.15426



- Drift augmente avec les bases intermédiaires
- Drift ne dépasse pas le seuil que nous avons défini 50% (7.5%)

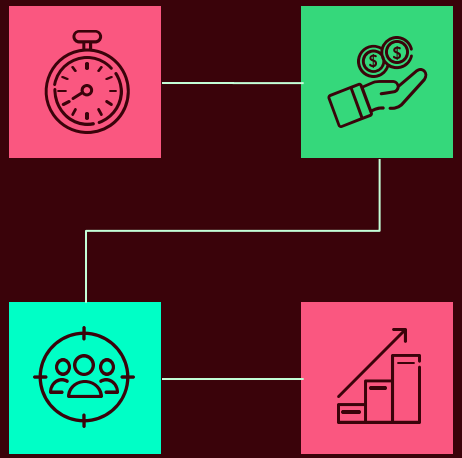
Dashboard

Dashboard

Conclusion

Conclusion

- Maj régulière des données pour éviter le data DRIFT
- Avoir un feedback des équipes métiers pour confirmer le choix des métriques importantes



- L'optimisation des hyperparamètres à travers OPTUNA
- Travailler sur la sécurité de l'application


Merci pour votre attention !