



22 Juillet 2022

SOUTENANCE DU PROJET 7: IMPLÉMENTER UN MODÈLE DE SCORING

Check KOUTAME

PLAN

I/ Projet et donnés

- Mission & Description du projet
- Observations des données

II/ Traitement des données

- Processus de traitements des données

III/ Modélisation

- Choix des métriques
- Entraînement et optimisation
- Analyse des résultats
- Interprétabilité

IV/ Dashboard

Conclusion

I. PROJET ET DONNÉES

MISSION & DESCRIPTION DU PROJET:



- **Problématique :**

- Société financière d'offre de crédit à la consommation pour la clientèle ayant peu ou pas d'historique de prêt
- Possession d'une base de données avec plusieurs variables concernant les clients
 - Attribution de prêt ou non: client défaillant ou non
 - Créer un algorithme pour ces attributions.
- Comment implémenter un modèle de scoring et le présenter avec un Dashboard pour la clientèle?

- **Mission :**

- Développer un modèle de Scoring de la probabilité de défaut de paiement du client pour étayer la décision d'accorder ou non un prêt à un client potentiel.
- Développement d'un Dashboard interactif pour que les chargés de relation client
 - Améliorer la relation avec le client en faisant preuve de transparence.
 - Montrer au client les informations le concernant grâce à l'interactivité.

- **Contrainte:** utiliser un Kernel Kaggle pour l'analyse exploratoire et du pre-processing

I. PROJET ET DONNÉES: OBSERVATION DES DONNÉES

application_{train|test}.csv

- Main tables – our train and test samples
- Target (binary)
- Info about loan and loan applicant at application time

Informations principales
concernant les clients

Pas de Target pour le test set!

bureau.csv

- Application data from previous loans that client got from other institutions and that were reported to Credit Bureau
- One row per client's loan in Credit Bureau

SK_ID_BUREAU

bureau_balance.csv

- Monthly balance of credits in Credit Bureau
- Behavioral data

previous_application.csv

- Application data of client's previous loans in Home Credit
- Info about the previous loan parameters and client info at time of previous application
- One row per previous application

SK_ID_CURR

SK_ID_PREV

SK_ID_PREV

POS_CASH_balance.csv

- Monthly balance of client's previous loans in Home Credit
- Behavioral data

instalments_payments.csv

- Past payment data for each installments of previous credits in Home Credit related to loans in our sample
- Behavioral data

credit_card_balance.csv

- Monthly balance of client's previous credit card loans in Home Credit
- Behavioral data

- Informations anonymes
- 307511 clients
- 218 variables

Informations d'autres organismes

Informations recueillies auprès de Homme Crédit group

I. PROJET ET DONNÉES: OBSERVATION DES DONNÉES

	Données	Dimension	Nombre de variables	Nombre observations	Nombres de types de variables	Nombre de cellules manquantes	% de cellules manquantes	Nombre de lignes dupliquées	% de lignes dupliquées
0	[application_train, data]	(307511, 122)	122	307511	float64 65 int64 41 object 16 dtype: ...	9152465	0.243959	0	0.0
1	[application_test, data]	(48744, 121)	121	48744	float64 65 int64 40 object 16 dtype: ...	1404419	0.238117	0	0.0
2	[bureau, data]	(1716428, 17)	17	1716428	float64 8 int64 6 object 3 dtype: ...	3939947	0.135026	0	0.0
3	[bureau_balance, data]	(27299925, 3)	3	27299925	int64 2 object 1 dtype: int64	0	0.000000	0	0.0
4	[cc_balance, data]	(3840312, 23)	23	3840312	float64 15 int64 7 object 1 dtype: ...	5877356	0.066541	0	0.0
5	[installments_payments, data]	(13605401, 8)	8	13605401	float64 5 int64 3 dtype: int64	5810	0.000053	0	0.0
6	[POS_CASH_balance, data]	(10001358, 8)	8	10001358	int64 5 float64 2 object 1 dtype: ...	52158	0.000652	0	0.0
7	[previous_application, data]	(1670214, 37)	37	1670214	object 16 float64 15 int64 6 dtype: ...	11109336	0.179769	0	0.0

II.TRAITEMENT DES DONNÉES: PROCESSUS

- Utilisation du Kernel Kaggle de [Rishabh RAO](#)

Process des 8 fichiers

Analyse exploratoire

- Sur l'ensemble des fichiers
- Utilisation du kernel Kaggle

Pré-traitement

- Changement du type de données(Yes/Non→ 1/0)
- Réduction de la mémoire des données
- Traitement des valeurs aberrantes trouvées pendant l'EDA
- Imputations

Feature Engineering

- Création de variables statistique et métier
- Encodage + merging
- Suppression des variables corrélées et > 90% de V.manquantes
- Feature selection LighGBM, RFECV, Boruta...
- Selection des variables les plus fréquences

Modélisation

- Utilisation de Pycarest
- Choix de la métrique
- Optimisation du modèle
- Seuil de probabilité optimale

Dashboard

- Développement & déploiement sur Streamlit
- API utilisant mlflow

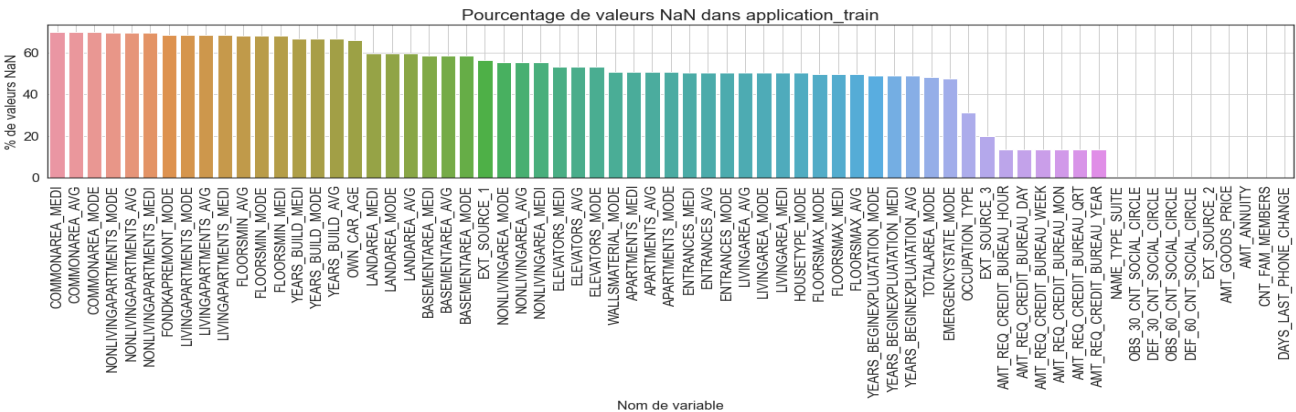
II.TRAITEMENT DES DONNÉES: ANALYSE EXPLORATOIRE

- Analyse exploratoire sur l'ensemble **des variables de tous les 8 fichiers**
 - L'objectif est de voir quelles sont les variables qui présentent une grande variabilité

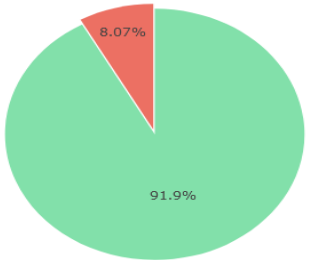
Exemple du fichier application_train

	SK_ID_CURR	TARGET	NAME_CONTRACT_TYPE	CODE_GENDER	FLAG_OWN_CAR	FLAG_OWN_REALTY	CNT_CHILDREN	AMT_INCOME_TOTAL	AMT_CREDIT	
0	100002	1	Cash loans	M	N	Y	0	202500.0	406597.5	
1	100003	0	Cash loans	F	N	N	0	270000.0	1293502.5	
2	100004	0	Revolving loans	M	Y	Y	0	67500.0	135000.0	

3 rows × 122 columns



	Nombre par type de variable	% des types de variable
float64	65	53.280000
int64	41	33.610000
object	16	13.110000



Target: 8% défaillant – 92% Non-défaillant

67 variables sur 122 contiennent des valeurs manquantes

II. TRAITEMENT DES DONNÉES: PRE-PROCESSING

- Utilisation du Kernel Kaggle de [Rishabh RAO](#)
- Sur seulement les fichiers `application_train` & `application_test`
- **Changement du type de données**
 - Homme/Femme ou Yes/Non → I/O
 - Réduction de la taille en mémoire des données (par exemple int32 en int8)
- **Valeurs aberrantes**
 - Correction des valeurs aberrantes trouvées pendant l'EDA
 - Correction/Suppression des valeurs uniques
- **Valeurs manquantes & imputation**
 - Suppression des Nan des variables ayant plus de 67%
 - Imputation en faisant 3 tests
 - Test I: imputation par la médiane sur les V. quantitative, et par la mode pour les V. catégorielles
 - Test II: imputation par 0 sur les V. quantitatives, et par la XNA pour les V. catégorielles
 - Test III: imputation par un algorithme NaNimputer pour les V. quantitatives et par XNA pour les V. catégorielles

II. TRAITEMENT DES DONNÉES: FEATURE ENGINEERING

- Utilisation du Kernel Kaggle de [Rishabh RAO](#)
- Sur l'ensemble des fichiers

➤ Ajout de variables métiers

- Revenu, de rente et de crédit : ratio/différence
- Jours en années, changement de jours : ratio
- Âge de la voiture, ancienneté d'emploi : ratio/différence
- Flag sur les téléphones : ratio/différence
- Membres de la famille : ratio/différence
- Note de la région où vit le client : ratio/différence
- Données externes : ratio, moyenne, max, min
- Informations sur le bâtiment : somme, multiplication
- Défauts de paiements et les défauts observables : somme/ratio
- Flag sur les documents : somme, moyenne, variance, écart-type
- Modification du demandeur : somme/ratio

➤ Ajout de variables statistiques

- Quantitatives: min, max, sum,
- Qualitatives : sum, mean, count

II. TRAITEMENT DES DONNÉES: FEATURE ENGINEERING: MERGING

Dataframe initial	Nbr lignes var. initiales	Nbr lignes var. après suppression des variables corrélées	Merge avec application_train/test et suppr var. colinéaires + > 90% nan
application_train/test	(307511, 122) (48744, 121)	(307507, 206) (48744, 205)	
credit_card_balance	(3840312, 23)	agg_ccb_cat (103558, 21) agg_ccb_num (103558, 68)	(307507, 246) (48744, 245)
installments_payments	(13605401, 8)	agg_pay_num (339587, 30)	(307507, 265) (48744, 264)
POS_CASH_balance	(10001358, 10)	agg_pos_num (337252, 27)	(307507, 285) (48744, 284)
previous_application	(1670214, 37)	agg_prev_num (338857, 114)	(307507, 552) (48744, 551)
bureau_balance	(27299925, 3)	agg_bureau_balance_par_demandeur (305811, 12)	(307507, 555) (48744, 554)
bureau	(1716428, 17)	agg_bureau_num (305811, 60)	(307507, 615) (48744, 614)

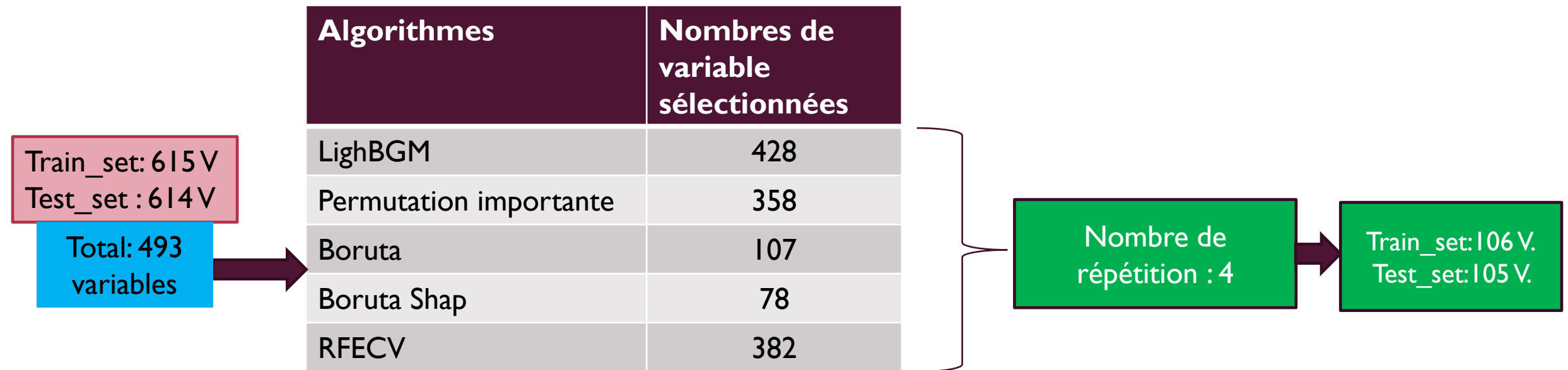
Cellule finale: train_set: (307507, **615**)
test_set (48744, **614**)

Total: 493 variables

Nécessité d'une feature selection

II. TRAITEMENT DES DONNÉES: FEATURE ENGINEERING: FEATURE SELECTION

- Utilisation de plusieurs algorithmes de sélection de variables importantes
- Sélection finale basée sur le nombre de répétition d'une variable dans tous les algorithmes



III. MODÉLISATION MÉTHODOLOGIE

- La variable cible: binaire
 - Client défaillants: 8%
 - Client non défaillants: 92%

Modélisation

- Classification binaire
 - Client défaillants: classe 1
 - Client non défaillants: classe 0

Méthodologie

- **Pycaret:** Idée des différents algorithmes de classification les plus performants
- **Equilibrer les données:** SMOTE
- **Choix des métriques:** Précision, Recall, Fbeta, métrique métier, etc...
- **Optimisation des modèles :** modèles bayesiens
- **Choix du modèle final & Seuil de probabilité optimale**

III. MODÉLISATION

CHOIX DES MÉTRIQUES

Matrice de confusion

Réelles	+	TP : Vrais Positifs	FN : Faux Négatifs
	-	FP : Faux positifs	TN : Vrais Négatifs
		+	-
		Prédictions	

- De ne pas prédire « défaillant » un client non défaillant : minimiser les faux positifs (erreur de type I: Il convient donc de maximiser la métrique Précision
- De ne pas prédire un client non-défaillant s'il est défaillant : minimiser le nombre de faux négatifs (erreur de type II): Dans notre cas, il convient donc de maximiser les métriques Recall ou FBeta 10.

$$\text{Précision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$F_{\beta}\text{-score} = (1 + \beta^2) \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{(\beta^2 \cdot \text{precision}) + \text{recall}}$$

Fonction Coût

$$J = TP * TP_{value} + TN * TN_{value} + FP * FP_{value} + FN * FN_{value}$$

- Ces valeurs de coefficients signifient que les Faux Négatifs engendrent des pertes 10 fois plus importantes que les gains des Vrai Négatifs

TP_value	:0
FN_value	:-10
TN_value	:1
FP_value	:0

III. MODÉLISATION

MODÉLISATION: PYCARET

- Objectif: Avoir une idée de plusieurs algorithmes simultanément
- Possibilité de rééquilibrer les variables cibles

	Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC	TT (Sec)
catboost	CatBoost Classifier	0.9179	0.7685	0.0683	0.4452	0.1184	0.0991	0.1498	65.9950
xgboost	Extreme Gradient Boosting	0.9158	0.7562	0.0800	0.3930	0.1329	0.1086	0.1481	51.9390
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.9162	0.7550	0.0503	0.3640	0.0883	0.0701	0.1104	10.2220
rf	Random Forest Classifier	0.9124	0.7342	0.0586	0.2897	0.0974	0.0722	0.0987	49.9230
gbc	Gradient Boosting Classifier	0.9019	0.7168	0.1046	0.2466	0.1468	0.1037	0.1146	125.7170
et	Extra Trees Classifier	0.9018	0.7124	0.0947	0.2331	0.1347	0.0924	0.1030	42.0720
ada	Ada Boost Classifier	0.8723	0.6979	0.1959	0.2010	0.1984	0.1290	0.1291	32.8100
lda	Linear Discriminant Analysis	0.7316	0.6739	0.4904	0.1484	0.2278	0.1185	0.1498	7.8820
knn	K Neighbors Classifier	0.6839	0.5661	0.3829	0.1040	0.1636	0.0419	0.0556	116.7160
nb	Naive Bayes	0.1113	0.5592	0.9762	0.0816	0.1506	0.0019	0.0174	5.3040
qda	Quadratic Discriminant Analysis	0.1459	0.5553	0.9502	0.0828	0.1523	0.0044	0.0266	10.4890

- ✓ Choix des données du Test I
- ✓ Choix du les 3 modèles ensemblistes
 - ✓ Choix porté sur LightGBM
 - ✓ Plus rapide...

Rappel:

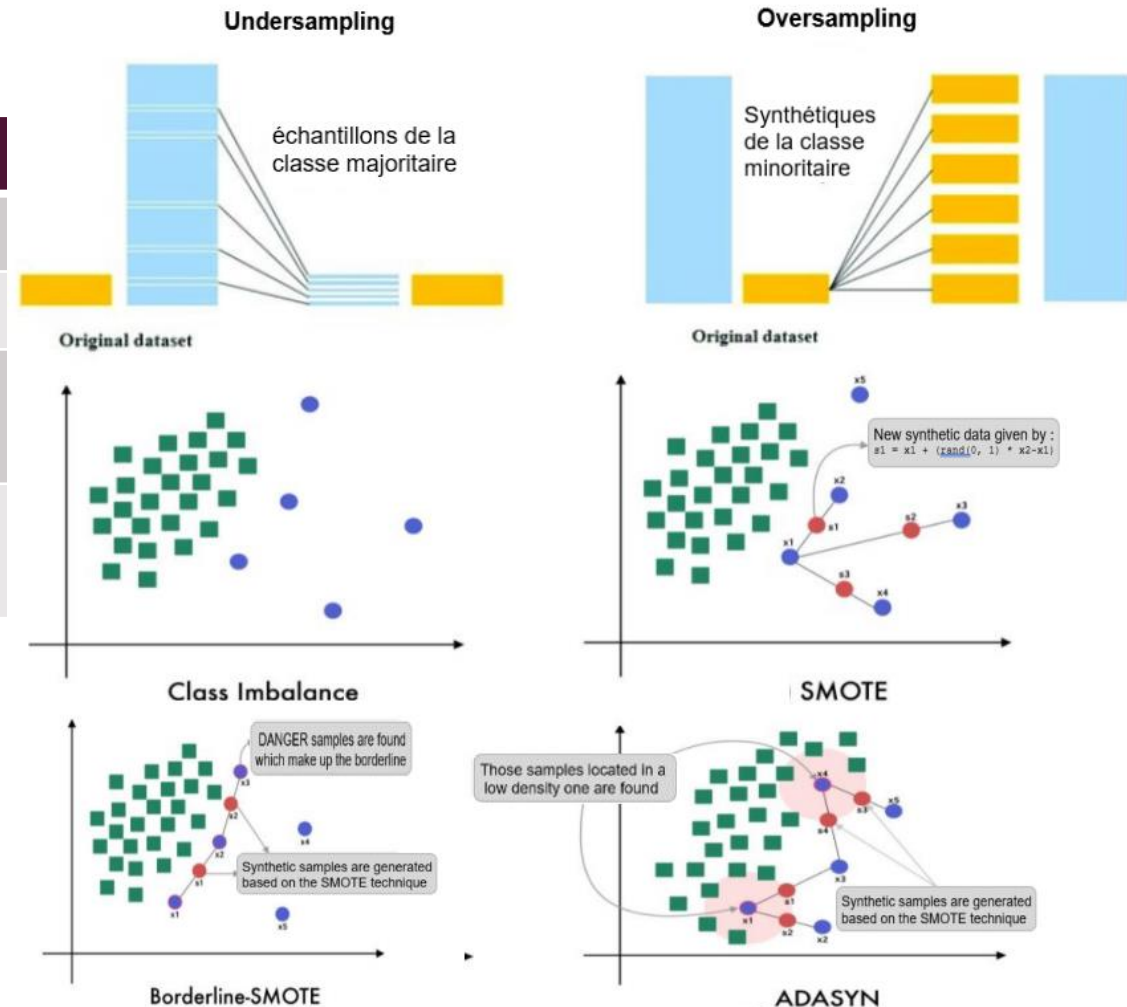
- Test I: imputation par la médiane sur les V. quantitative, et par la mode pour les V. catégorielles
- Test II: imputation par 0 sur les V. quantitatives, et par la XNA pour les V. catégorielles
- Test III: imputation par un algorithme NaNimputer pour les V. quantitatives et par XNA pour les V. catégorielles

III. MODÉLISATION

MODÉLISATION: RÉÉQUILIBRAGE - SMOTE

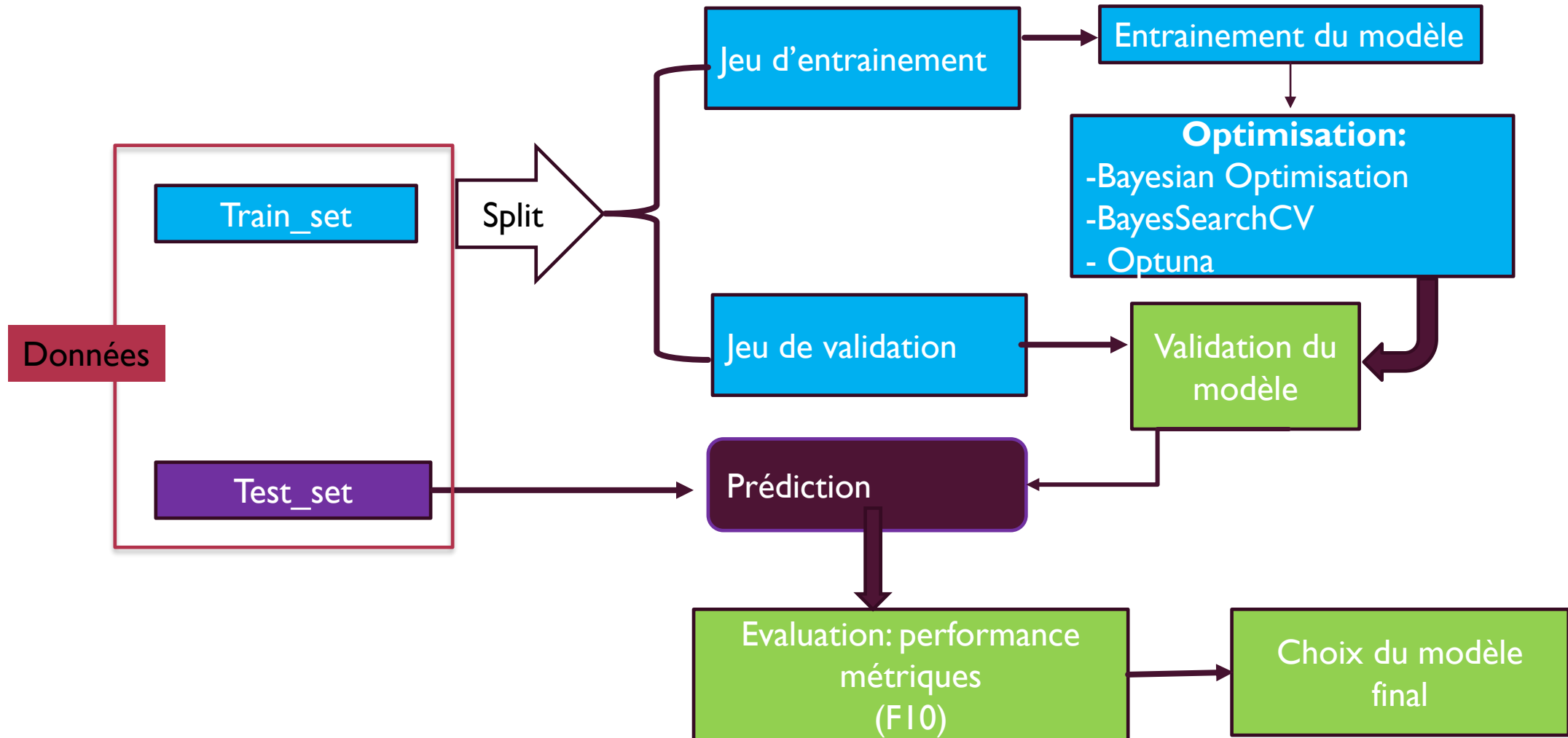
Techniques de rééquilibrage

LightGBM class_weight	class_weight
Undersamplig	SMOTE
Oversamplig	SMOTE, BordelineSMOTE, ADASYN
Oversampling + d'Undersemplig	SMOTE



III. MODÉLISATION

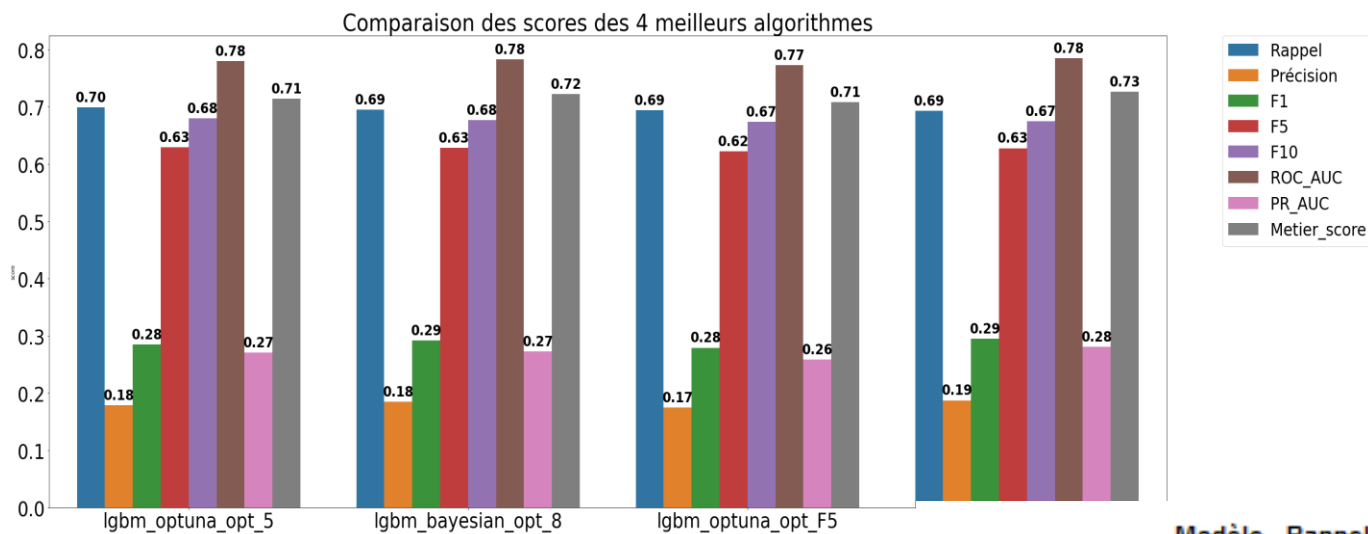
MODÉLISATION: OPTIMISATION



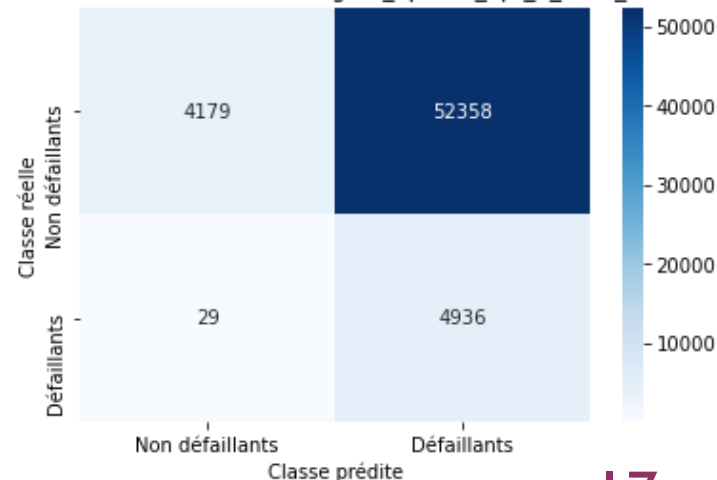
III. MODÉLISATION

MODÉLISATION: BILAN DES MEILLEURS MODÈLES

Modèle	Jeu_donnees	FN	FP	TP	TN	Metrique	Optimisation	Class_weight	Rappel	Précision	F1	F5	F10	ROC_AUC	PR_AUC	Metier_score
lgbm_optuna_opt_5	train	1494	15960	3471	40577	F10	optuna	oui	0.6991	0.1786	0.2846	0.6286	0.6795	0.7795	0.2702	0.7135
lgbm_bayesian_opt_8	train	1515	15278	3450	41259	F10	bayes_opt	oui	0.6949	0.1842	0.2912	0.6279	0.6763	0.7826	0.2728	0.7219
lgbm_optuna_opt_F5	train	1522	16272	3443	40265	F5	optuna	non	0.6935	0.1746	0.2790	0.6223	0.6736	0.7727	0.2579	0.7079
lgbm_bayesian_opt_4	train	1526	14937	3439	41600	roc_auc	bayes_opt	oui	0.6926	0.1871	0.2947	0.6275	0.6746	0.7843	0.2801	0.7260



Matrice de confusion de : lgbm_optuna_opt_5_seuil_1



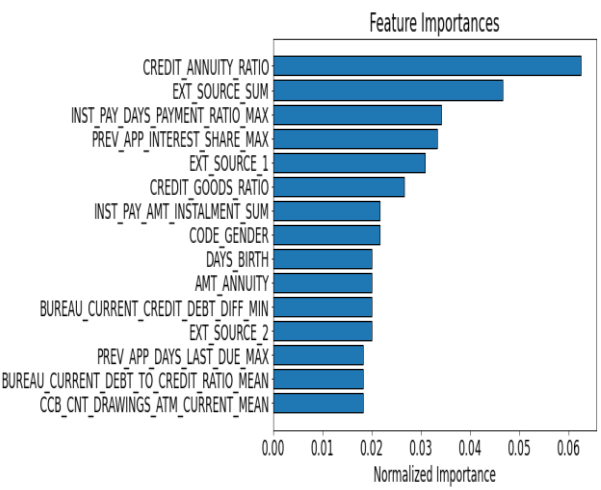
✓ **Modèle retenu: lgbm_optuna_5** ➡

Modèle	Rappel	Précision	F1	F5	F10	ROC_AUC	PR_AUC	Metier_score	Durée_train
lgbm_optuna_opt_5_seuil_1	0.9942	0.0862	0.1586	0.7074	0.9002	0.7795	0.2702	0.2823	8.4321

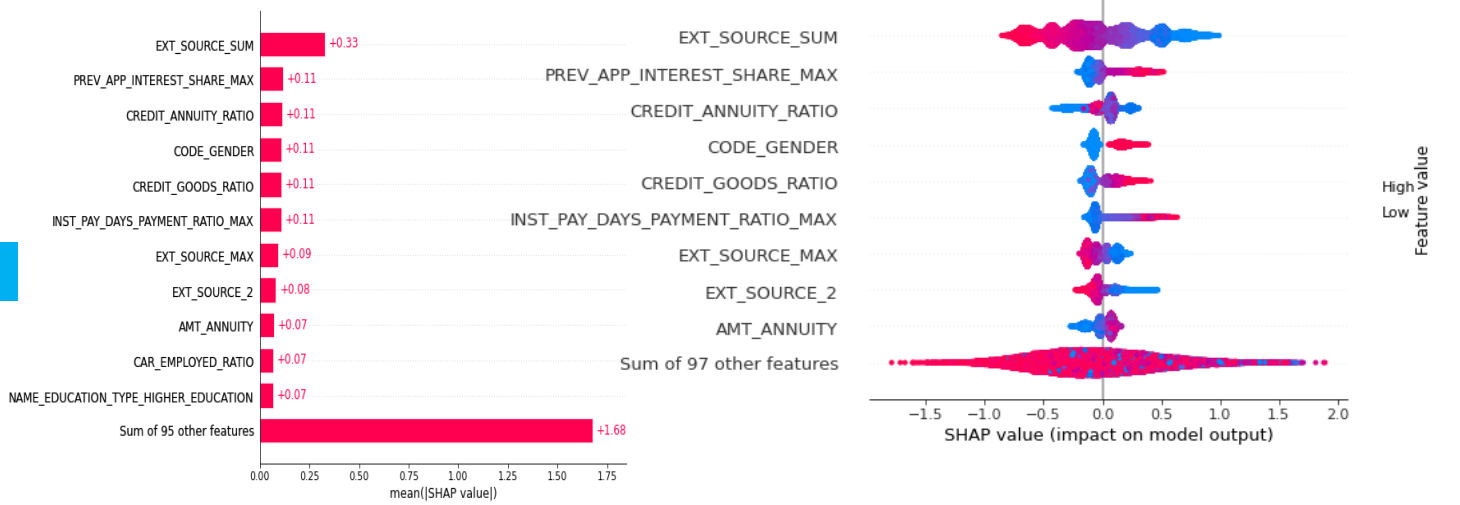
III. MODÉLISATION

MODÉLISATION: INTERPRÉTABILITÉ

Modèle lightGBM

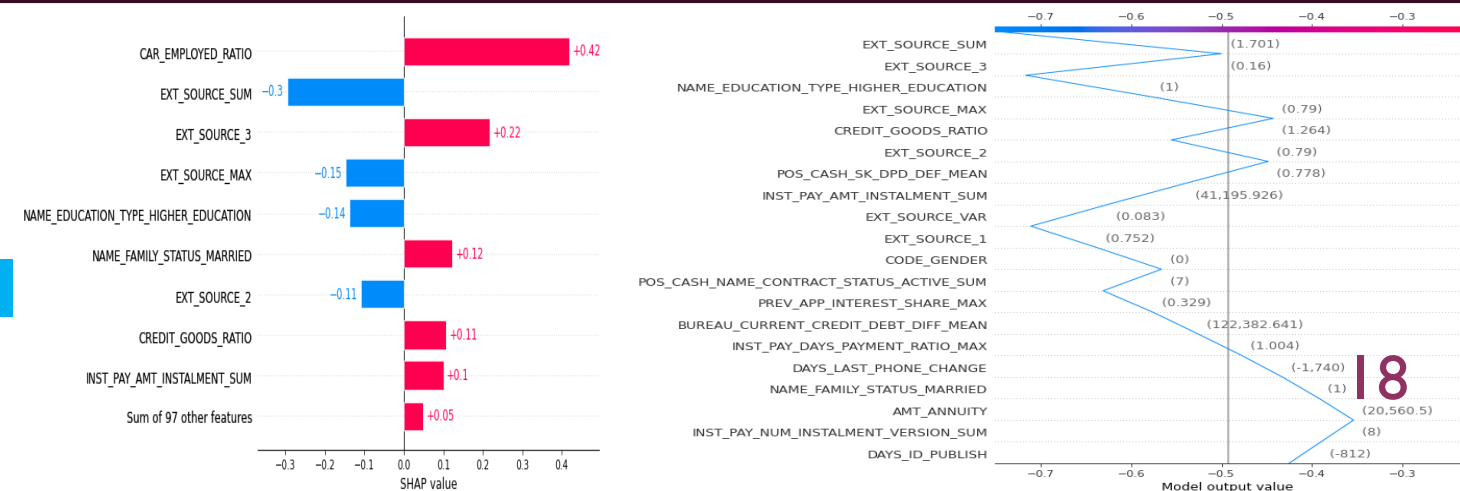


Interprétabilité globale



SHAP

Interprétabilité locale



Client: I00001

IV. DASHBOARD STREAMLIT + MLFLOW

Streamlit

Streamlit: DashBoard

Requête (input: variables importantes)

mlflow 1.27.0

API: mlflow

Réponse (Output: Prédiction:)

mlflow 1.27.0 Experiments Models GitHub Docs

Experiments + < Default

Search Experiments

Default

Track machine learning training runs in experiments. [Learn more](#)

Experiment ID: 0

Description [Edit](#)


Refresh Compare Delete Download CSV Source All time

Columns Only show differences metrics.rmse < 1 and params.model = "tree" Search Filter Clear

Showing 8 matching runs

	Start Time	Duration	User	Run Name	Source	Version	Tags	Linked Models	Parameters
<input type="checkbox"/>	2022-07-19 10:21:27	5.6s	koutame		API.py				
<input type="checkbox"/>	2022-07-18 09:18:21	5.8s	koutame		API.py				

IV. DASHBOARD STREAMLIT



Prêt à dépenser

Dashboard - Aide à la décision

Plus infos

- ☒ Voir toutes infos clients ?

Clients similaires

- ☒ Graphiques comparatifs
- ☒ Comparer traits stricts ?
- ☒ Comparer demande prêt ?

Facteurs d'influence

- ☒ Voir facteurs d'influence

Stats générales

- ☒ Voir les distributions

Prêt à dépenser

DASHBOARD

Informations sur le client / demande de prêt

ID Client

Sélectionnez un client :

100001

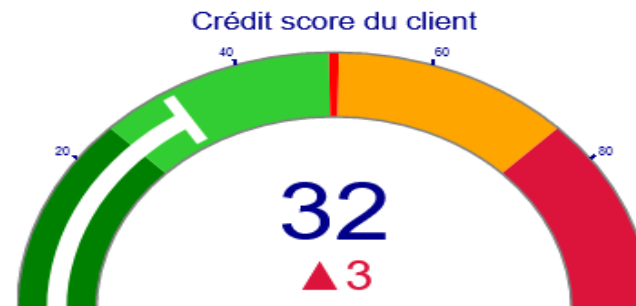
	Âge (ans)	Sexe	Statut familial	Nbre enfants	Niveau éducation	Type revenu	Ancienneté emploi	Revenus (\$)
100001	52	Féminin	Married	0	Higher education	Working	6	135000

	Type de prêt	Montant du crédit (\$)	Annuités (\$)	Montant du bien (\$)	Type de logement
100001	Cash loans	568800	20560.5	450000	House / apartment

Crédit Score

Prédire

Non défaillant




Crédit score : BON

Crédit score moyen des 10 clients similaires : 29

20% de clients voisins réellement défaillants dans l'historique

IV. DASHBOARD STREAMLIT



Dashboard - Aide à la décision

Plus infos

☒ Voir toutes infos clients ?

Clients similaires

☐ Graphiques comparatifs

☐ Comparer traits stricts ?

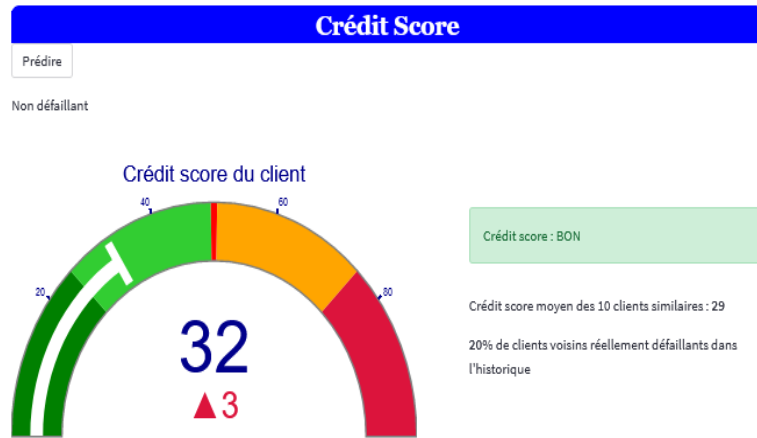
☐ Comparer demande prêt ?

Facteurs d'influence

☐ Voir facteurs d'influence

Stats générales

☐ Voir les distributions




20% de clients voisins défaillants prédits pour les nouveaux clients

Plus infos

Toutes les informations du client courant

	SK_ID_CURR	NAME_CONTRACT_TYPE	CODE_GENDER	FLAG_OWN_CAR	FLAG_OWN_REALTY	CNT_CHILDREN	AMT_INCOME_TOTAL
0	100001	Cash loans	F	N	Y	0	135000

	SK_ID_CURR	CREDIT_ANNUITY_RATIO	PREV_APP_AMT_ANNUITY_MEAN	PREV_APP_DAYS_FIRST_DUE_SUM	PREV_APP_AMT_ANNUITY
0	100001	27.671875	3951	-1709	3951



Dashboard - Aide à la décision

Plus infos

☒ Voir toutes infos clients ?

Clients similaires

☒ Graphiques comparatifs

☐ Comparer traits stricts ?

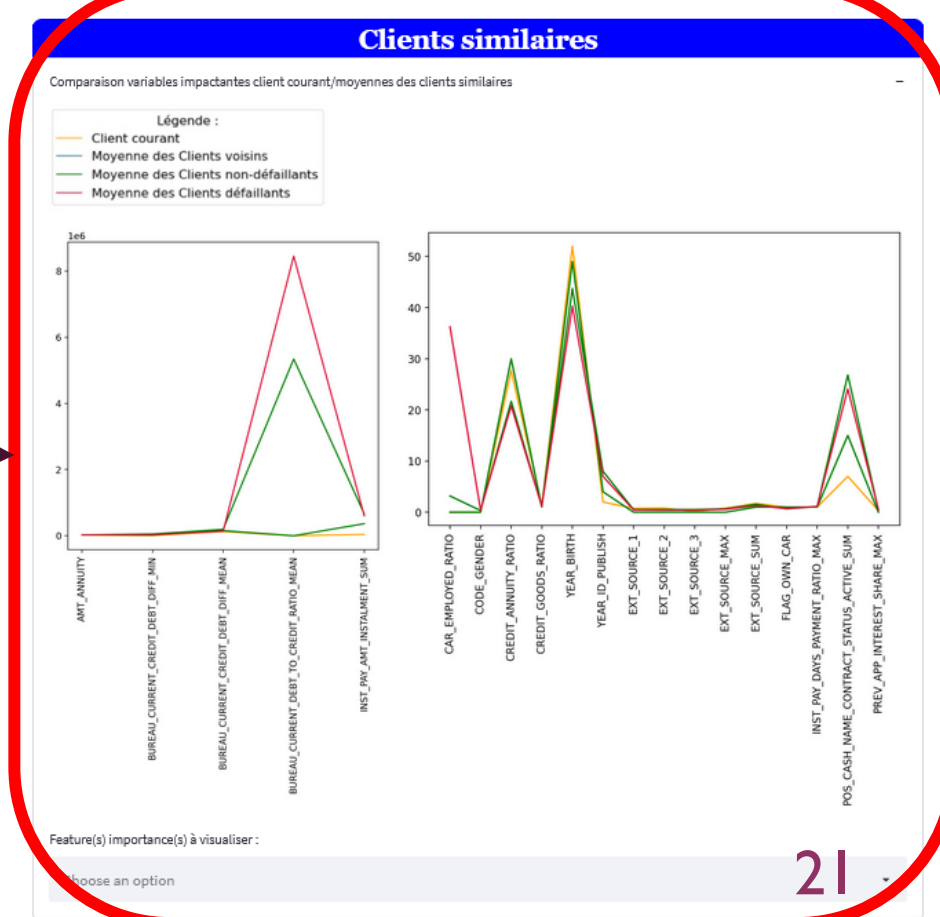
☐ Comparer demande prêt ?

Facteurs d'influence

☐ Voir facteurs d'influence

Stats générales

☐ Voir les distributions



IV. DASHBOARD STREAMLIT



Dashboard - Aide à la décision

Plus infos

☒ Voir toutes infos clients ?

Clients similaires

☒ Graphiques comparatifs

☒ Comparer traits stricts ?

☐ Comparer demande prêt ?

Facteurs d'influence

☐ Voir facteurs d'influence

Stats générales


☐ Voir les distributions

Client courant

	Âge (ans)	Sexe	Statut familial	Nbre enfants	Niveau éducation	Type revenu
100001	52	Féminin	Married	0	Higher education	Working

10 clients similaires

	Âge	Sexe	Statut familial	Nbre	Niveau éducation	Type revenu	A
77677	42	Féminin	Married	0	Higher education	Working	1
257447	47	Féminin	Married	0	Higher education	State servant	1
109458	48	Féminin	Married	0	Higher education	Working	1
212270	48	Féminin	Married	1	Higher education	Commercial associate	2
139230	51	Féminin	Married	0	Higher education	Working	3
97944	54	Féminin	Married	0	Higher education	Pensioner	0
229248	53	Féminin	Married	0	Higher education	State servant	5
213485	51	Féminin	Married	0	Higher education	Working	2
293935	44	Féminin	Married	0	Higher education	Working	5
181115	50	Féminin	Married	0	Higher education	Commercial associate	1



Dashboard - Aide à la décision

Plus infos

☒ Voir toutes infos clients ?

Clients similaires

☒ Graphiques comparatifs

☒ Comparer traits stricts ?

☒ Comparer demande prêt ?

Facteurs d'influence

☐ Voir facteurs d'influence

Stats générales

☐ Voir les distributions

293935	44	Féminin	Married	0	Higher education	Working	5	153000.000000
181115	50	Féminin	Married	0	Higher education	Commercial associate	1	495000.000000

Comparaison demande de prêt

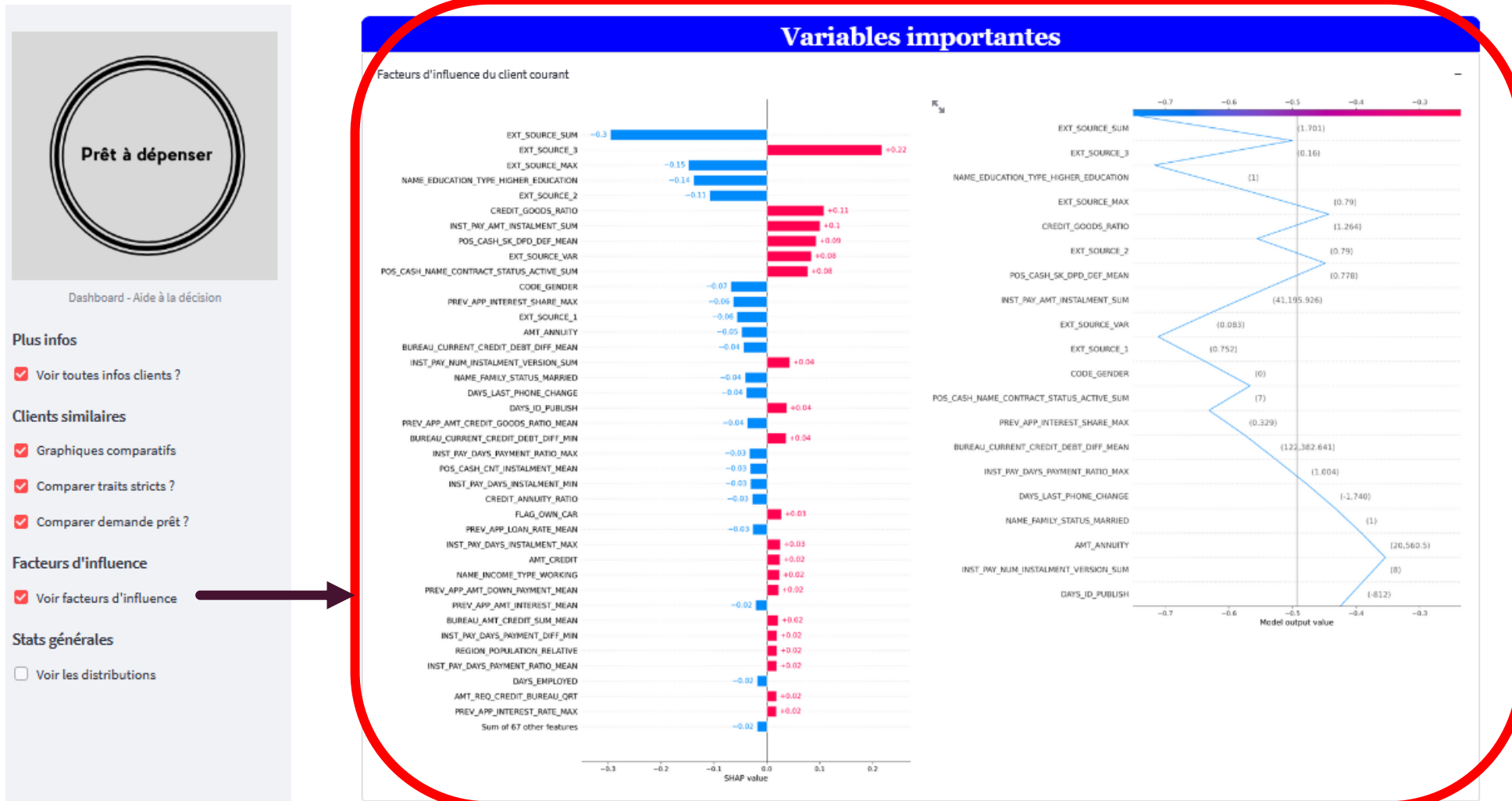
Client courant

	Type de prêt	Montant du crédit (\$)	Annuités (\$)	Montant du bien (\$)	Type de logement
100001	Cash loans	568800	20560.5	450000	House / apartment

10 clients similaires

	Type de prêt	Montant du crédit (\$)	Annuités (\$)	Montant du bien (\$)	Type de logement
77677	Cash loans	665892.000000	21609.000000	477000.000000	House / apartment
257447	Cash loans	905688.000000	29214.000000	756000.000000	House / apartment
109458	Cash loans	526491.000000	19039.500000	454500.000000	House / apartment
212270	Cash loans	1226511.000000	35860.500000	1071000.000000	House / apartment
139230	Cash loans	1298655.000000	35842.500000	1134000.000000	House / apartment
97944	Cash loans	781920.000000	23706.000000	675000.000000	House / apartment
229248	Cash loans	545040.000000	20677.500000	450000.000000	House / apartment
213485	Cash loans	840951.000000	33480.000000	679500.000000	House / apartment
293935	Cash loans	545040.000000	17712.000000	450000.000000	House / apartment
181115	Cash loans	1206954.000000	34717.500000	945000.000000	House / apartment

IV. DASHBOARD STREAMLIT



IV. DASHBOARD STREAMLIT



CONCLUSION

- Classification binaire avec variable cible déséquilibrée: utilisation de SMOTE
- Utilisation du modèle final LightGBM optimisé sur la métrique F10
- Utilisation de SHAP pour l'interprétabilité globale et locale
- API: utilisation mlflow
- Dashboard: utilisation de Streamlit

Pour aller plus loin...:

- Amélioration avec les feedbacks des experts + les utilisateurs
- Utilisation de métriques d'experts métiers
- Utilisation de cluster de calcul sur le cloud pour utiliser les modèles CatBoost & XGBoost