Note Méthodologique

Informations Générales

Nom : Modélisation du Défaut de Paiement Client

But : Évaluer la probabilité d'un défaut de paiement pour un client de Prêt à Dépenser

Contributeur : Eloi Le Quilleuc

Date : 24-11-2021

Description : Ce projet Data Science propose un outil d'aide à l'identification les clients susceptibles de ne pas rembourser leur crédit pour l'entreprise Prêt à Dépenser. Ce projet apporte également des outils d'interprétation et de visualisation des résultats.

Code source : https://github.com/EloiLQ/pretadepenser-score

Jeu de Données

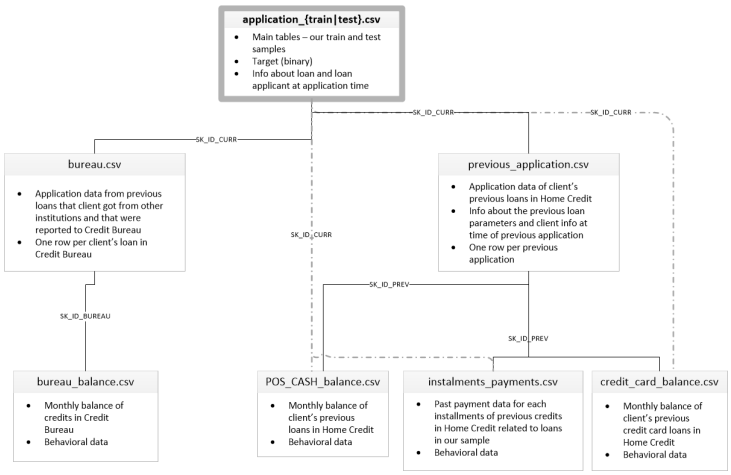
Chemin : https://www.kaggle.com/c/home-credit-default-risk/data

Origine : Home Credit

Description : informations bancaires des clients de Home Credit, réparties en sept tables.

Variable cible : TARGET

Description variable cible : variable binaire indiquant si le client a déjà eu un défaut de paiement ou non



Préparation des Données

Contributeur : Ekrem Bayar

Chemin : https://www.kaggle.com/ekrembayar/homecredit-default-risk-step-by-step-1st-notebook/notebook

Description : cette étape de préparation des données consiste principalement à agréger les sept tables tout en conservant un maximum d'information.

Filtre des clients : sélection des clients présent dans le fichier principal application_{train|test}.csv

Filtre des Variables : aucun

Valeurs manquantes : prises en compte

Encodage : One Hot pour les variables catégorielles

Feature Ingineering : moyennes de scores, moyennes, min, max sur des quantités temporelles, etc

Algorithme d'Apprentissage Machine

Algorithme : LightGBM

Home-page : https://github.com/microsoft/LightGBM

Version : 3.1.0

Type : Arbre de Décision Boosté

Tâche : Classification

Fonction de coût : régression logistique

Hyperparamètres : par défaut / pas d'optimisation

Données pour la Modélisation

Taille du jeu d'entraînement : 285 979 clients

Taille du jeu de test : 21 526 clients

Nombre de variables d'entrée : 37 variables les plus importantes selon LightGBM

Variable cible : TARGET

Résultats

Sortie du modèle : score crédit ou probabilité de défaut de paiement

Score crédit médian : 5 %

Métrique d'évaluation : aire sous la courbe ROC (ROC AUC)

ROC AUC : 0.783

ROC AUC incertitude : [0.771 - 0.794] (intervalle de confiance 95 %), i.e 0.783 ± 1.5 %

Interprétation

Algorithme : Shap

Home-page : http://github.com/slundberg/shap

Version : 0.39.0

Locale : coefficients de Shapley (en pourcentage) pour chaque variable et chaque client.

Globale : moyenne des coefficients de Shapley sur l'ensemble des clients.

Limites et Améliorations

Améliorations : optimisation des hyperparamètres de LightGBM, équilibrage des deux classes à prédire (50 % - 50 %), utilisation du bagging.

Limites : les scores crédit sont relativement difficiles à interpréter, car relativement faibles (< 50 %) même pour les clients qui ne remboursent pas leur crédit (non payeurs). Ceci est dû à la difficulté de séparer les clients payeurs et non payeurs avec notre modèle statistique et à la forte proportion dans la population de clients payeurs (90 %).