# RAPPORT DU PROJET ANALYSE DE PREDICTION DES RISQUES DE CREDIT

Nom: NADEGE KANGNI-SOUKPE

#### 1. Introduction

Dans le cadre de la gestion des crédits bancaires, il est essentiel d'évaluer correctement le risque que représentent les emprunteurs. Ce projet a pour objectif de concevoir une base de données relationnelle autour de la gestion des prêts et de développer un modèle prédictif capable d'estimer le niveau de risque de chaque client.

## 2. Structure de la Base de Données (SQL)

Pour structurer les données, plusieurs tables ont été créées :

- Clients : contient les informations personnelles et financières des clients
  - client\_id, nom, prénom, age, sexe, situation\_pro, revenu\_annuel, historique credit
- Prets : représente les demandes de prêt associées à chaque client
  - pret\_id, client\_id, montant, taux\_interet, duree\_mois, statut\_paiement
- Paiements : enregistre les paiements effectués pour chaque prêt
  - paiement\_id, pret\_id, date\_paiement, montant\_paye, statut
- Transactions : contient les opérations bancaires diverses
  - transaction\_id, client\_id, type\_transaction, montant, date\_transaction, solde\_apres

Des optimisations ont été apportées via :

- Index sur client\_id et pret\_id
- Fonctions fenêtres pour analyser les paiements
- Jointures SQL pour analyser les comportements clients

## 3. Préparation des Données (Python + SQL)

Les données ont été extraites de la base SQLite et traitées avec pandas.

- Aucune valeur manquante n'a été détectée dans X\_train, X\_test, y\_train ni y\_test.
- Les variables explicatives utilisées sont :
  - age, revenu\_annuel, montant, taux\_interet, duree\_mois
- La variable cible est: statut\_paiement avec les valeurs:
  - o -1.0: défaut de paiement
  - o 0.0: paiement en cours / normal
  - o 1.0: remboursement complet

Les données ont été standardisées et réparties en ensembles d'entraînement/test.

### 4. Modélisation Prédictive

Le modèle choisi est la **Régression Logistique**, en raison de sa simplicité et de son interprétabilité.

- Les classes ont été équilibrées grâce à **SMOTE** (sur-échantillonnage des classes minoritaires).
- Performance obtenue:

	precision	recall	f1-score	support	
-1.0	0.50	0.50	0.50	4	
0.0	0.50	0.50	0.50	6	
1.0	0.71	0.71	0.71	7	
accuracy			0.59	17	
macro avg	0.57	0.57	0.57	17	
weighted avg	0.59	0.59	0.59	17	

• Le modèle prédit avec une précision correcte malgré un jeu de données limité.

## 5. Score de Risque et Intégration SQL

Le score de risque a été calculé grâce à predict\_proba de la régression logistique, donnant un score entre 0 et 1.

Exemple de sortie :

Ces résultats ont été intégrés dans une nouvelle table SQL ScoresRisque pour exploitation ultérieure.

### 6. Analyse des Résultats

- Le modèle fonctionne de manière raisonnable sur les classes 1.0 (bons payeurs)
- Des erreurs apparaissent notamment sur les classes -1.0 (défauts) dues à la petite taille de l'échantillon
- Les prédictions sont cohérentes avec les profils de risque
- Le score permet une hiérarchisation des dossiers clients selon leur probabilité de défaillance

### 7. Conclusion et Perspectives

Ce projet a permis de créer une base de données complète et un pipeline de détection du risque de crédit avec un modèle de régression logistique.

### **Améliorations possibles:**

- Test d'autres modèles (Random Forest, XGBoost)
- Ajout de nouvelles variables (historique de paiements, comportement transactionnel)
- Création d'un dashboard interactif pour visualiser les scores de risque

### 8. Annexes

- Scripts SQL de création de tables
- Scripts Python (traitement, modélisation)
- Extraits de données et visualisations