

DAFS-FT-15 - 29/09/2025 - 06/01/2026



Jedha

Groupe 6

- Mission confiée par la Banque Centrale indienne :**

Optimiser la rentabilité de l'activité prêt bancaire.



Parti-pris du groupe :

=> Comparatif des Stratégies de scoring et calibration du risque Inde vs États-Unis

Khady CISSE

Nicolas LEVASSEUR

Bassem ZAKHER

- Contexte
- Problématique & Objectifs
- Parcours de données
- Profil client et/ou type de prêt
- Profils clients **VIP** et **Risky**
- Synthèse des recommandations
“Banque indienne”
- Conclusion & Next Steps



Contexte

Système bancaire Indien : critères d'évaluation sur les demandes de prêts
pénalisant l'acquisition de nouveaux clients...

	Banque Inde (Expansion) 	Banque USA (Optimisation)
Croissance PIB 2025	+6,2% (Forte croissance) 	~2% (Stable)
KPI dispos des "Prêts"	 ⚠ 40% de refus	 ✓ 80% de remboursement
Système de Scoring Bancaire	 CIBIL Score (Restrictif)	 Credit Score (Segmenté)
Spécificité du Prêt	Long Terme (2 à 20 Ans) 3000 à 340 000 \$	Court Terme (3 à 5 Ans) 500 à 50 000 \$

...lorsque les banques américaines affichent **80% de clients bons payeurs**, selon leur propre critères d'évaluation



Problématique & Objectifs

What ?

Problématique business du client Banque Indienne :
Comment **capter les opportunités de croissance** de CA et rentabilité
dans un **contexte de PIB à +6%**
"Le pays s'enrichit, pourquoi ne pas en profiter !"

How ?

Analyse / Benchmark de performances des Rating Score INDE/US
via 3 indicateurs :

Sélection
profil Client

Adéquation **profil du
prêt** / besoins clients

Pilotage **Risque**

Objectif

Améliorer le **taux de transformation des demandes de prêt**
sans pénaliser la rentabilité (pilotage risque) des banques indiennes



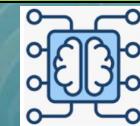
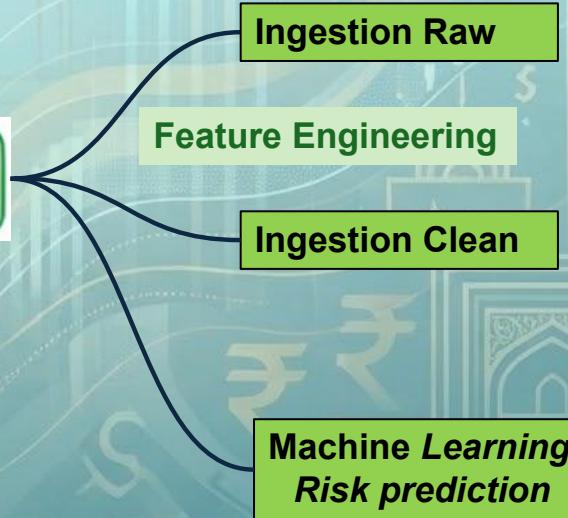
Parcours de données



Chargement →



by



API for
Bankers



Profil client et/ou type de prêt...quelles variables impactent la décision d'accord ou de refus de prêt de la banque Indienne ?



"Willingness"
features - Indian

Financial features -
Indian

Premium Profile -
Indian

Worst Profile -
Indian

Repayment per
loan type - US

Repayment per
client profile - US

Handling risky
deals - US

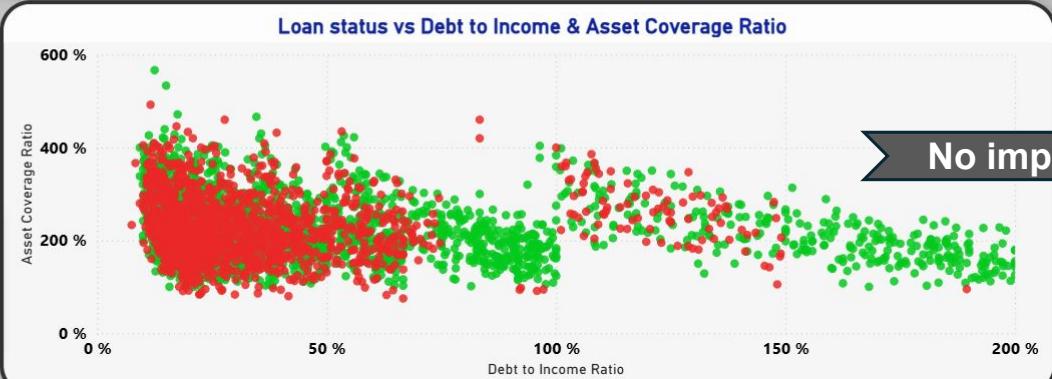
Premium Profile -
US

Worst Profile -
US



Loan Term

- 1. <6 Years
- 2. 6-10 Years
- 3. 11-15 Years
- 4. 16-20 Years



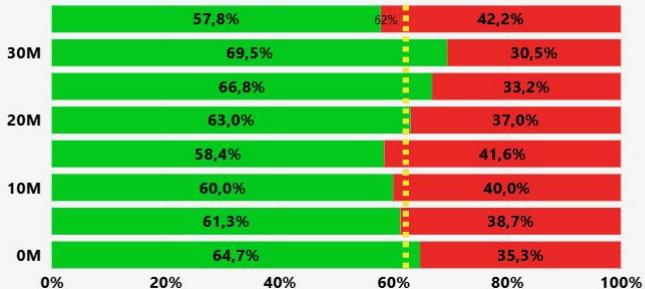
Loan Status vs total requests

● Approved ● Rejected

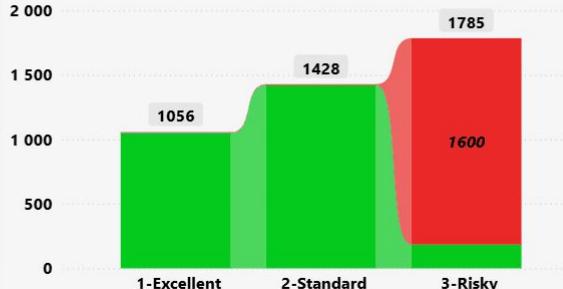


Impact

Loan status vs loan amount requested



High Credit Scoring impact on Loan Status !



Loan status vs loan Term

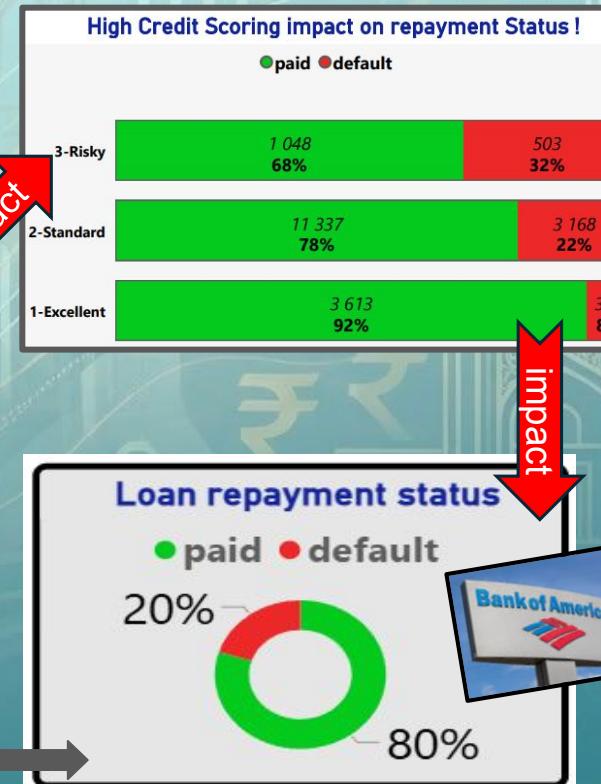




Profil client et/ou type de prêt...quelles variables présument de votre solvabilité auprès des banques US ?



No impact

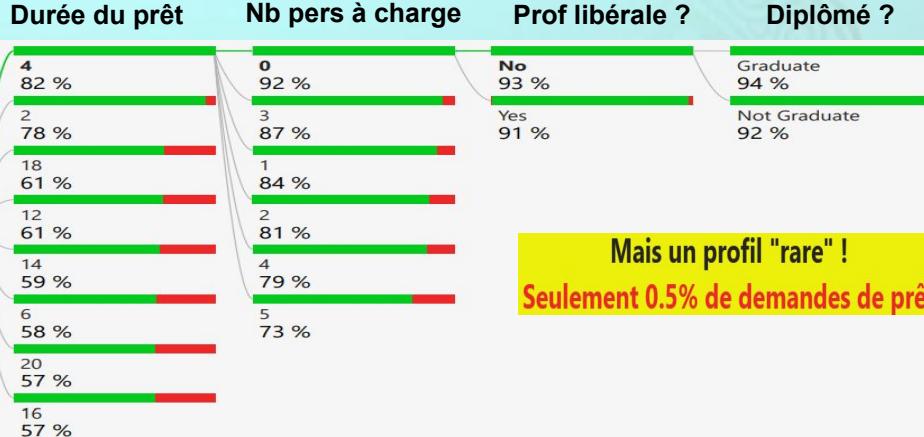


Les banques indiennes peuvent s'inspirer des variables prises en compte par les US pour limiter le risque de défaut de paiement sur une offre de prêts plus accessible.

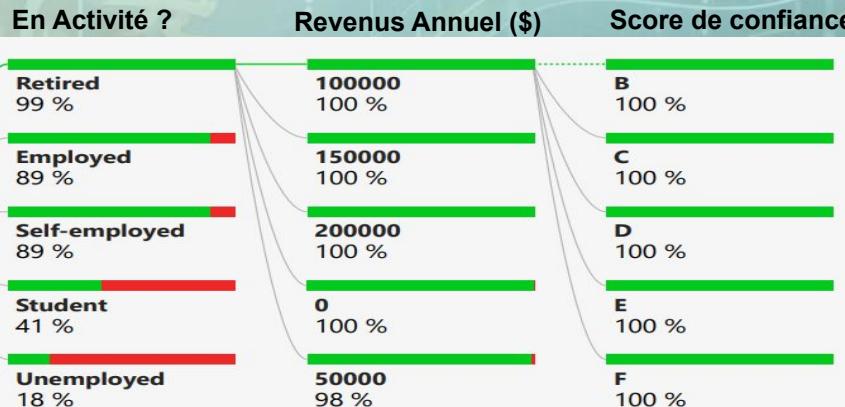
Profils clients VIP et Risky



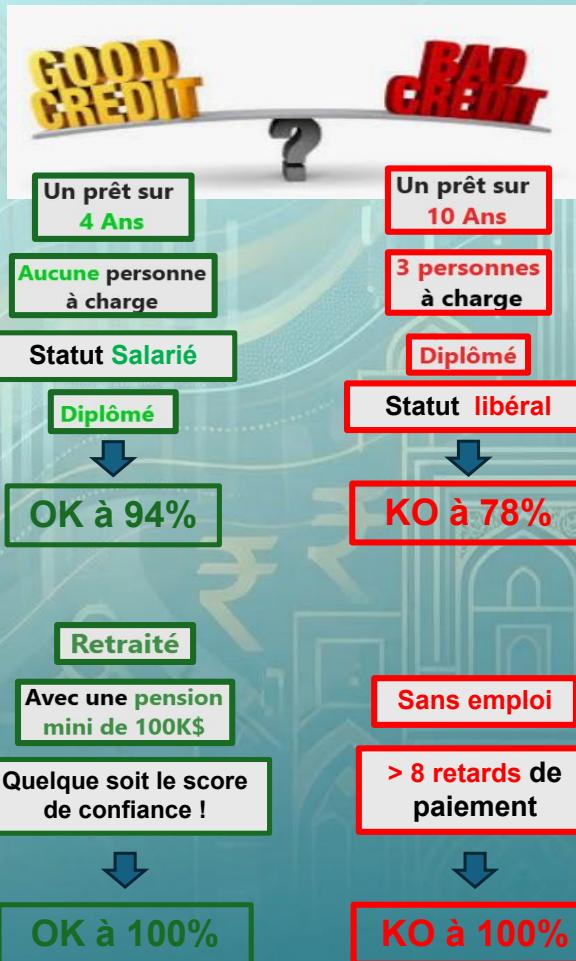
loan_approval_rate
62 %



loan_paid_back_r...
80 %

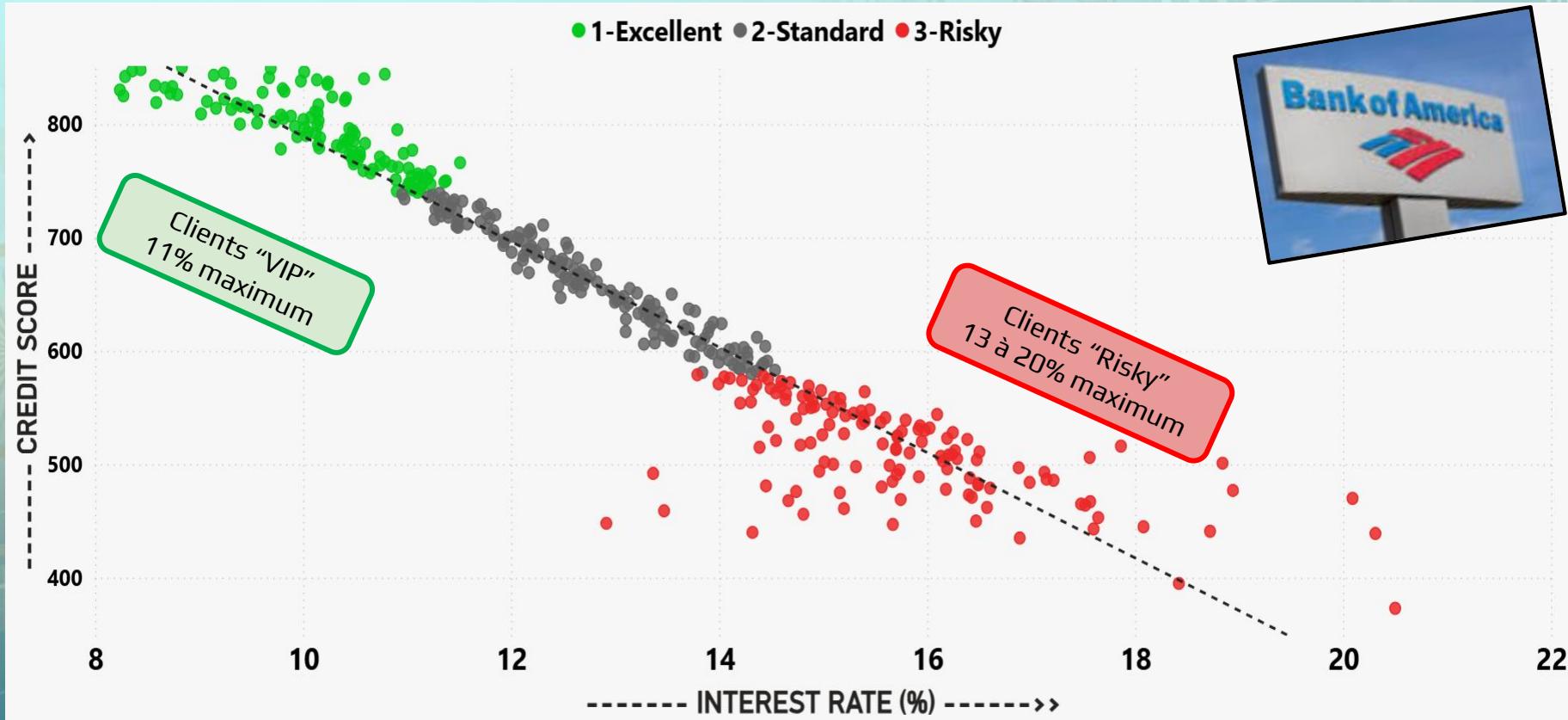


Profils VIP US = des potentiels à capter par les banques indiennes !





Le Credit Score US détermine précisément le Tx d'intérêt du Prêt accordé au client
Jusqu'à 20% d'intérêts pour les clients qualifiés "Risky" !





Synthèse des recommandations à l'attention de la Banque indienne



1

Enrichir le portefeuille produits
de Prêts à la consommation
(Maxi 5 ans)

2



Affiner la Sélection Clients

- > Repenser le CIBIL SCORE : **Intégrer des variables complémentaires** (Durée du prêt, nb pers à charge, statut prof)
- > Une **segmentation plus fine des profils client** par type de prêt (montant / durée)



3

Pricing / pilotage du risque

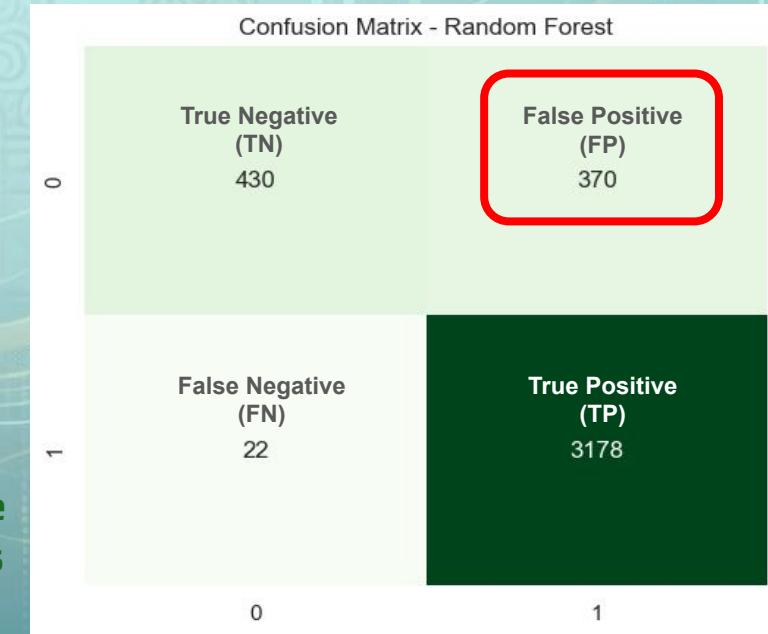
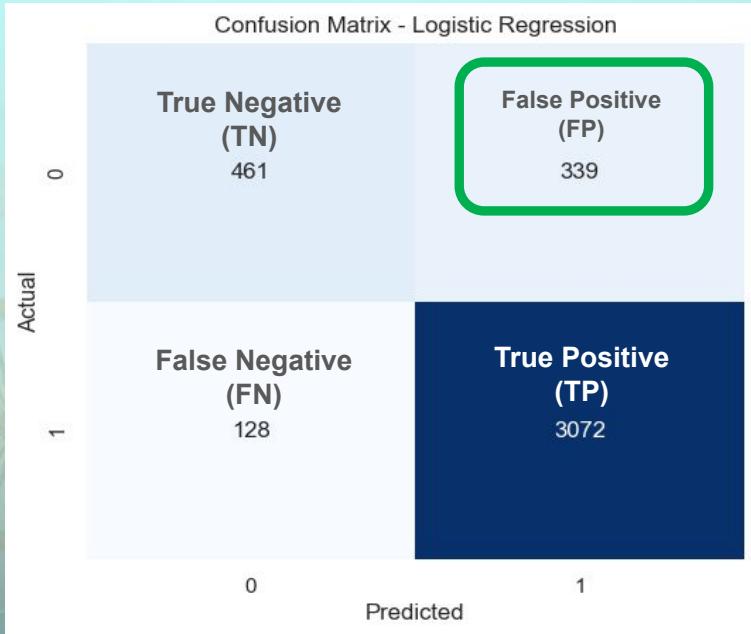
AdAPTER le coût du prêt (**Tx d'intérêts**) au Cibil Score



Augmenter le taux
de transformation
(Acceptation) et
sécuriser la
rentabilité



Le modèle ML retenu : Logistic Regression



2 Métriques
pour
évaluer la
performance
des modèles



88.3%

Accuracy

90.2%

90.06%

Précision Score

89.57%



Conclusion

- 👉 **calibration fine du risque**
- 👉 **Adaptation stratégique aux profils clients.**

Next Steps

- => Concevoir application pour **ciblage profils client optimisé**.
- => Retenir notre modèle de ML > **90%** score de précision.



Jedha

Merci pour votre attention

Any questions ?



Slide 1

Bonjour à tous, notre équipe vous partage la restitution d'une mission qui nous été confiée par la Banque Centrale Indienne et qui tient en 1 objectif clair : améliorer la rentabilité de l'activité prêts bancaire

Slide 2

Pour conseiller la Banque Centrale Indienne, nous avons pris le parti de benchmarker les stratégies de Scoring et de gestion du risque Indienne et US. Nous allons vous présenter en 7 étapes clés notre comparatif stratégique Inde-États-Unis, depuis l'analyse des données jusqu'à nos recommandations opérationnelles. Je laisse la parole à Nicolas pour vous parler du contexte

Slide 3

Nous avons démarré par une analyse comparative du contexte économique afin de comprendre comment se structure l'offre de prêt bancaire dans chaque pays :

- L'inde est de + en + riche mais n'accorde que 60% de demande de prêts, basé sur leur propre modèle de Scoring du risque (CIBIL SCORE).
- Les banques US affichent un taux de remboursement de 80% (sur base d'un modèle US Crédit Score).

C'est questionnant sur l'appréciation du risque côté indien vs US.

Slide 4

Notre problématique est simple : comment les banques indiennes peuvent profiter de la croissance en activant 3 leviers complémentaires ?

- une meilleure sélection des profils client ;
- Diversifier l'offre de prêt
- gestion du risque.

Transition : Je laisse la parole à Bassem qui va vous parler de notre processus d'extraction de données

Justificatif : Les 3 leviers servent l'objectif => Augmenter le taux de transformation des prêts sans dégrader la rentabilité.

Slide 5

Nous avons bâti une architecture complète allant

de l'extraction via Kaggel, du nettoyage rigoureux des données via python VS Code, jusqu'au stockage sur Data Warehouse, et à l'analyse prédictive (ML) puis DataViz

Justificatifs : Dataset RAW = US 22 columns et 20000 ligne, Inde 13 columns et 4270 lignes.

Stockage des 2 Datasets SILVER sur Data Warehouse => Neon, PostgreSQL

DataViz via PowerBI sur base des Datasets GOLD.

Slide 6

Nous avons d'abord isolé les variables qui impactent aujourd'hui la décision d'octroi de prêt en **Inde** pour comprendre le modèle actuel.

On voit leur **CIBIL SCORE** très restrictif.

Le profil client et son taux d'endettement n'impactent pas le scoring

Seule la durée du prêt impacte significativement le scoring et la décision d'accorder un prêt.**(1 à 6 ans) sont plus facilement acceptées.**

Justificatifs :

CIBIL SCORE très restrictif => Tous les prêts refusés (1600) sont basés sur le CIBIL SCORE Risky

Les prêts de 1 à 6 ans sont acceptés à 80% (vs 62% en moyenne pour des prêts plus long)

Slide 7

Côté US, 2 variables qui pèsent de façon significative sur le scoring :

- le statut professionnel en top des critères corrélés
- L'historique de paiement dans une moindre mesure.

Justificatifs : Risk Management côté US tient compte de la situation financière du client et son historique de paiement

Corrélation faible des variables profil client Age / Statut Marital / Genre sur la capacité de rembourser

- Les étudiants et chômeurs classés Risky en majorité font aussi partie des mauvais payeurs

Slide 8

Côté US, 2 variables qui pèsent de façon significative sur le scoring :

- le statut professionnel en top des critères corrélés
- L'historique de paiement dans une moindre mesure.

Justificatifs : Risk Management côté US tient compte de la situation financière du client et son historique de paiement

Corrélation faible des variables profil client Age / Statut Marital / Genre sur la capacité de rembourser

Les étudiants et chômeurs classés Risky en majorité font aussi partie des mauvais payeurs

Slide 9

Et L'analyse des personae Côté US et Indien montre que :

- Les clients qui empruntent sur moins de 6 ans, sans charge de famille, et salariés ou retraités avec une pension de 100K\$ sont les plus fiables
- A l'inverse, les clients qui ont 3 personnes à charge ou +, un statut prof fragile ou sans emploi, et un historique de mauvais payeurs sont largement sanctionnés.

Justificatif : Cette segmentation nous a permis d'identifier des profils "VIP" à fort potentiel (les emprunteurs solvables), donc à prospector ou à capter davantage par les banques indiennes (comme certaines professions libérales) et d'écartier automatiquement les profils à risque maximal (les mauvais payeurs).

Slide 10

Enfin, pour gérer le risque de non-remboursement, les banques US appliquent des taux d'intérêts directement corrélés à leur scoring :

11% pour les clients les mieux notés et jusqu'à 20% pour les profils plus risqués. C'est comme cela que les banques américaines sécurisent le remboursement du prêt.

Transition : Ces analyses permettent de poser des recommandations pertinentes pour la Banque Centrale Indienne.

Justificatifs :

Régression linéaire affiche une corrélation directe entre le Credit Score et le taux d'intérêt, pour décuriser le risque financier de non-remboursement par les clients Risky.

Slide 11

Nous avons donc identifié trois actions clés :

1ere Action : Diversifier l'offre de "PRET" en proposant également des prêts Court Terme, du type "prêts à la consommation" avec une durée maxi de 5 ans,

2e Action : Une sélection plus fine des clients, enrichie des critères pertinents qui construisent le Scoring US.

3e Action : Un pricing adapté au risque.

Ces 3 actions servent l'Objectif final de la banque indienne : qui est de booster le taux de transformation (acceptation) sans sacrifier la rentabilité.

Je laisse la parole à Bassem pour vous parler du modèle de machine learning choisi et la conclusion

Slide 12

Nous avons appliqué 2 Modèles de ML sur les données US pour prédire le remboursement des prêts à court terme :

1 - Les 2 modèles permettent de prédire la probabilité de remboursement de crédit à + 90% (vs 80% actuellement)

2 - Mais techniquement, nous privilégions la Régression Logistique pour son score de "Précision" > Random Forest.

Justificatif :

Pourquoi ? Car cette métrique prend en compte le poids de Faux positifs. Economiquement, nous devons être conservateurs car, accepter un mauvais payeur (False Positive**) nous coûte 15 000 \$, alors que refuser un bon client (**True Negative**) ne nous fait perdre que 1 500 \$. Le risque d'un **Faux Positif** est donc 10 fois plus lourd.**

Eviter un défaut de paiement est notre priorité économique absolue par rapport au manque à gagner sur un prêt refusé..

Ces variables **US pertinentes pour estimer la solvabilité ne sont pas prises en compte par les banques indiennes pour assurer le remboursement de leur crédit à court terme.**

Slide 13

En conclusion, la rentabilité repose sur une calibration fine plutôt que sur l'exclusion massive ; notre prochaine étape sera le déploiement de l'outil de ciblage pour les banquiers indiennes.