

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

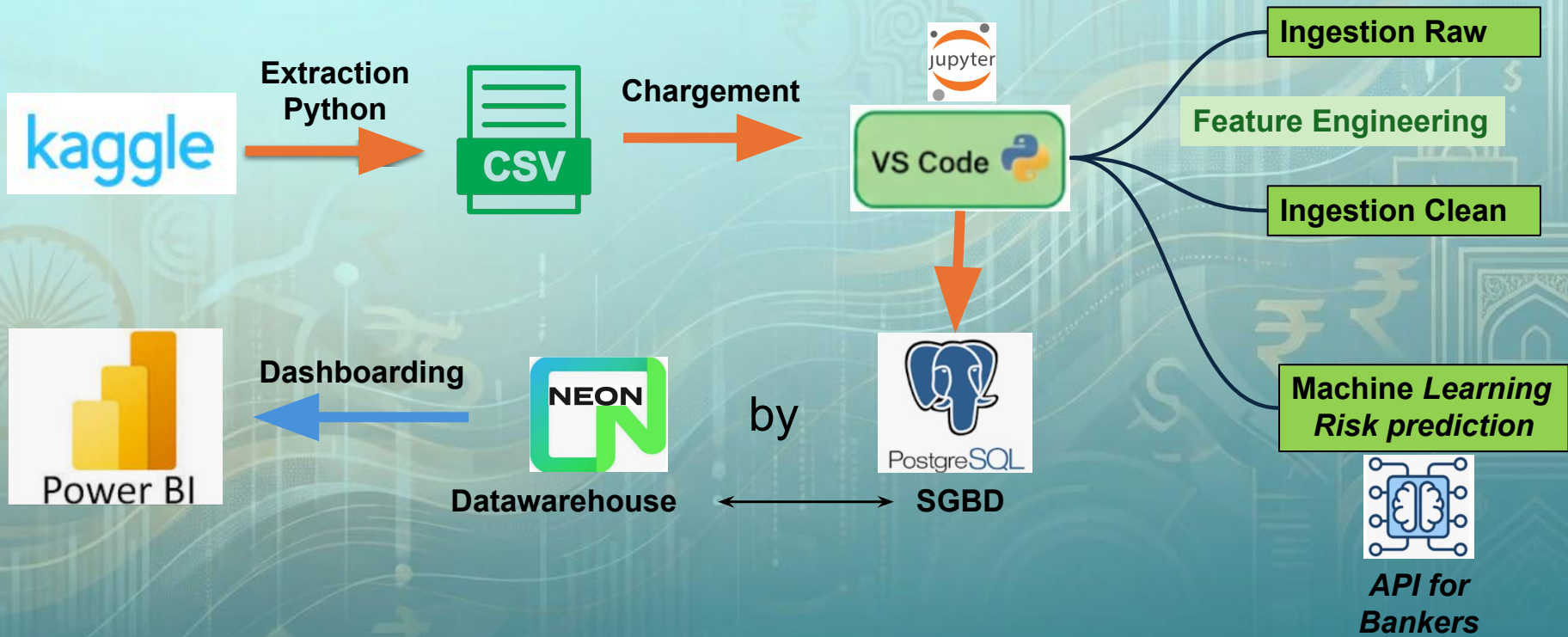
Pilotage **Risque**

Objectif

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



Parcours de données





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

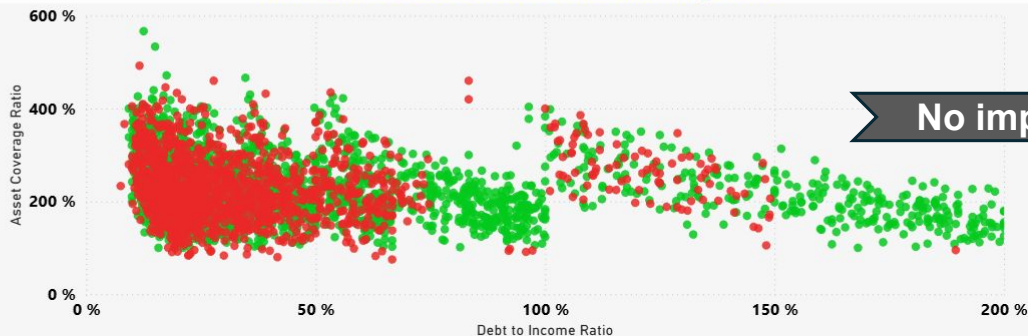
Worst Profile - US



Loan Term

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

Loan status vs Debt to Income & Asset Coverage Ratio



Loan Status vs total requests

● Approved ● Rejected



Impact

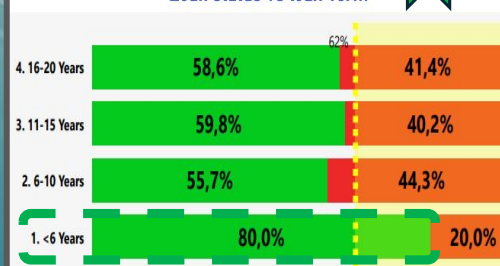
Loan status vs loan amount requested



High Credit Scoring impact on Loan Status !



Loan status vs loan Term

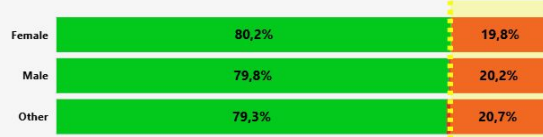




Profil client et/ou type de prêt...**quelles variables** présumant de votre solvabilité auprès des banques US ?

"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

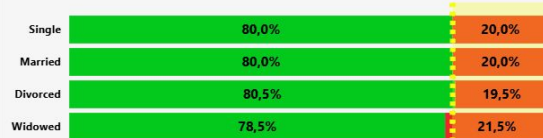
Gender doesn't matter at all !



Neither does Age ...



... even for marital status

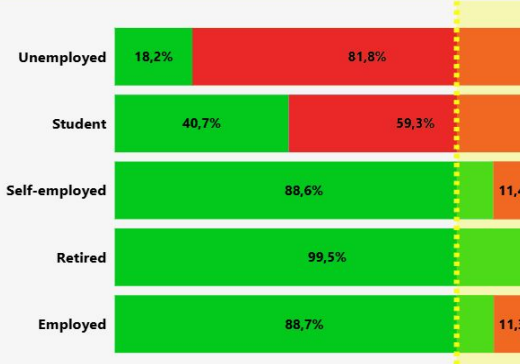


Employment status

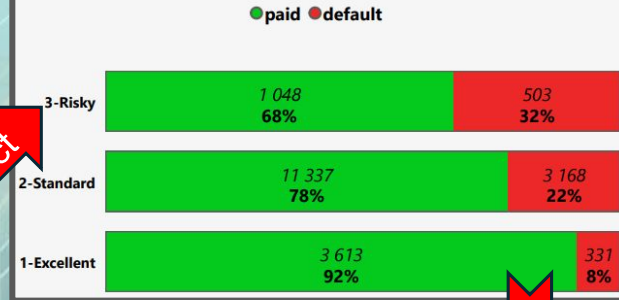
- ☐ Employed
- ☐ Retired
- ☐ Self-employed
- ☐ Student
- ☐ Unemployed



But better get a job or be retired to perform repayment !



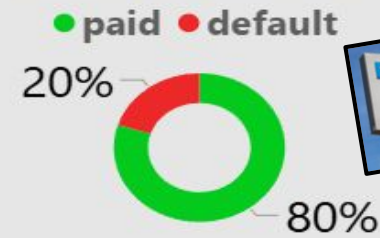
High Credit Scoring impact on repayment Status !



Impact

impact

Loan repayment status



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

GOOD CREDIT

BAD CREDIT



Un prêt sur
4 Ans

Un prêt sur
10 Ans

Aucune personne
à charge

3 personnes
à charge

Statut **Salarié**

Diplômé

Diplômé

Statut **libéral**

OK à 94%

KO à 78%

Retraité

Avec une **pension**
mini de **100K\$**

Sans emploi

Quelque soit le score
de confiance !

**> 8 retards de
paiement**

OK à 100%

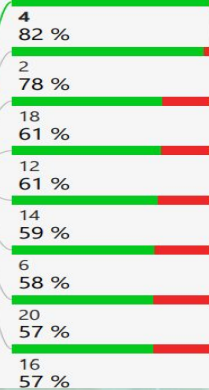
KO à 100%

Durée du prêt

Nb pers à charge

Prof libérale ?

Diplômé ?



loan_approval_rate
62 %

Mais un profil "rare" !
Seulement 0.5% de demandes de prêt

En Activité ?

Revenus Annuel (\$)

Score de confiance

Retired
99 %

100000
100 %

B
100 %

Employed
89 %

150000
100 %

C
100 %

Self-employed
89 %

200000
100 %

D
100 %

Student
41 %

0
100 %

E
100 %

Unemployed
18 %

50000
98 %

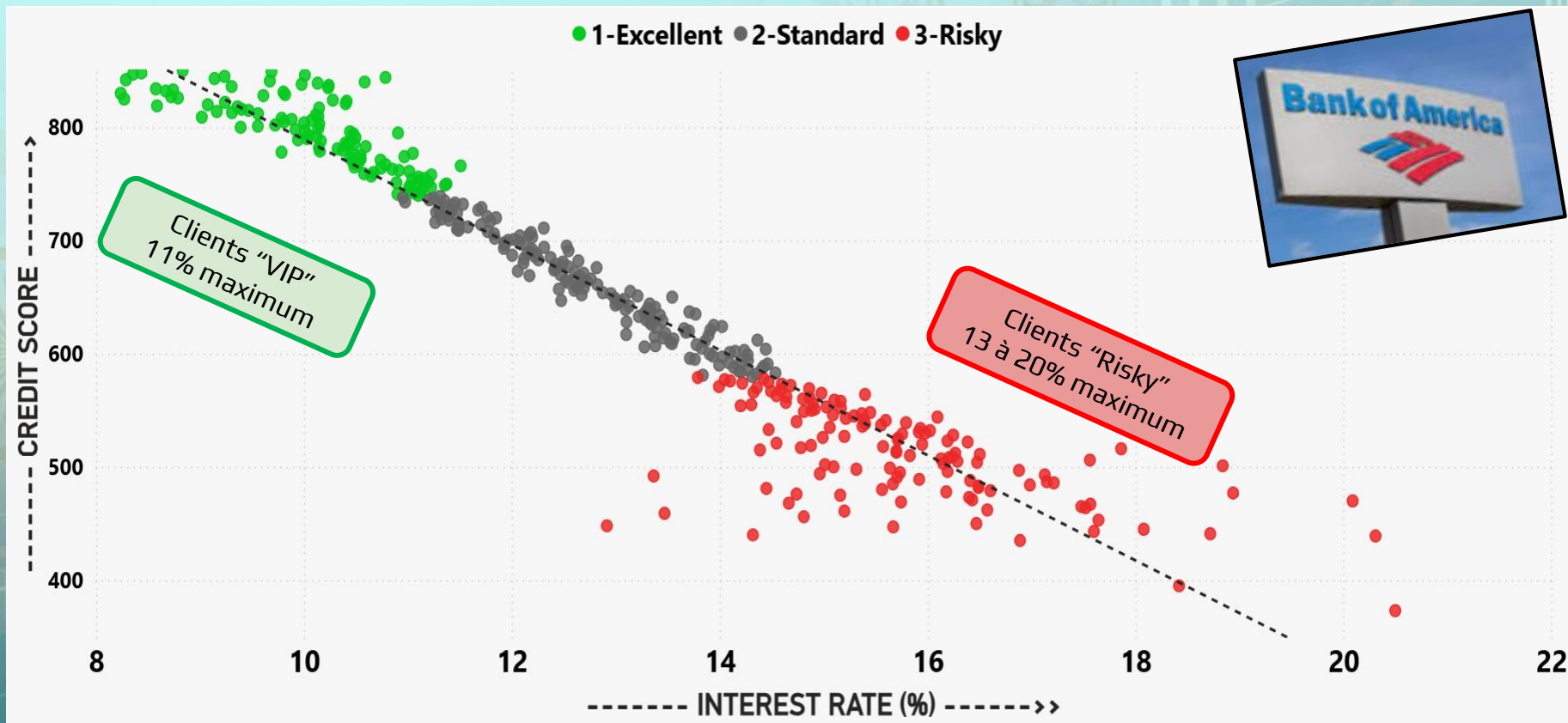
F
100 %

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" !



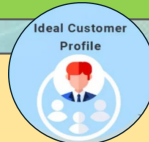


Synthèse des recommandations à l'attention de la Banque indienne



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

Confusion Matrix - Logistic Regression

Actual \ Predicted	0	1
0	True Negative (TN) 461	False Positive (FP) 339
1	False Negative (FN) 128	True Positive (TP) 3072

Confusion Matrix - Random Forest

Actual \ Predicted	0	1
0	True Negative (TN) 430	False Positive (FP) 370
1	False Negative (FN) 22	True Positive (TP) 3178

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**.

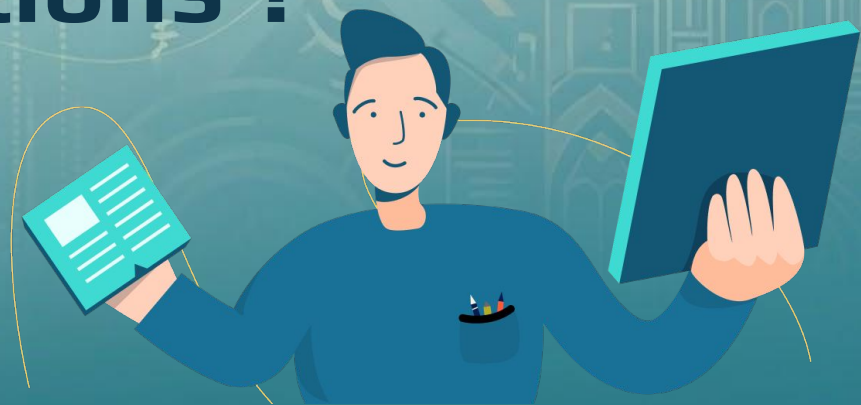
=> Retenir notre modèle de ML > **90%** score de précision.



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 prospecter ou à capter davantage par les banques indiennes (comme certaines professions libérales) et d'écarter 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.