

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

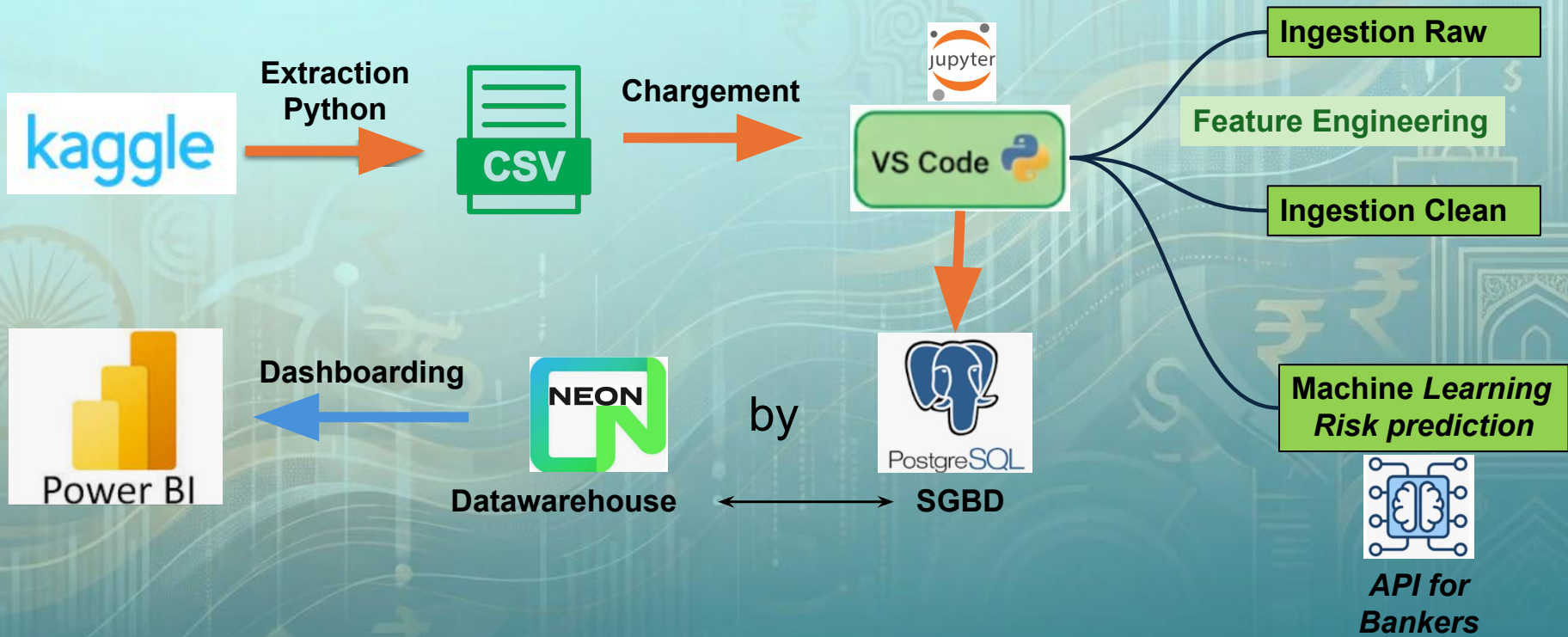
Pilotage **Risque**

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

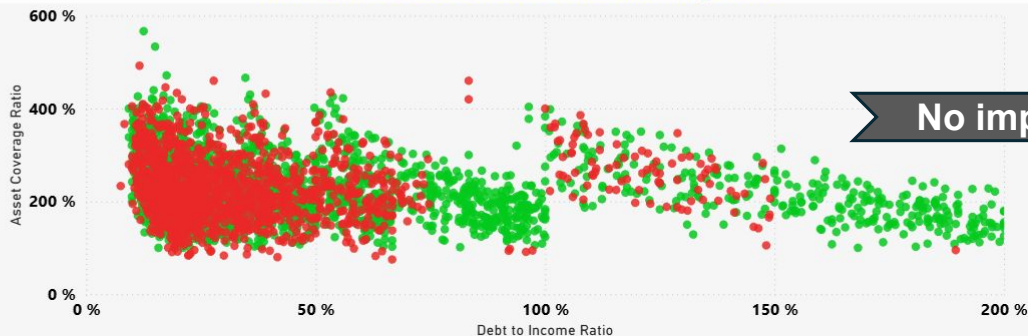
Worst Profile - US



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

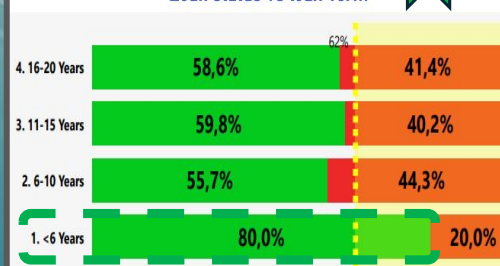
Loan status vs loan amount requested



High Credit Scoring impact on Loan Status !



Loan status vs loan Term

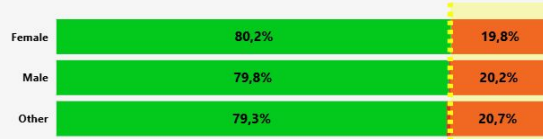




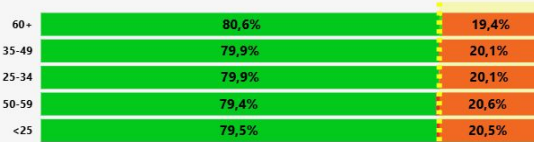
Profil client et/ou type de prêt...**quelles variables** présumant de votre solvabilité auprès des banques US ?

"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

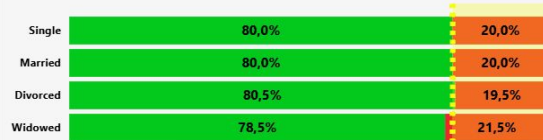
Gender doesn't matter at all !



Neither does Age ...



... even for marital status

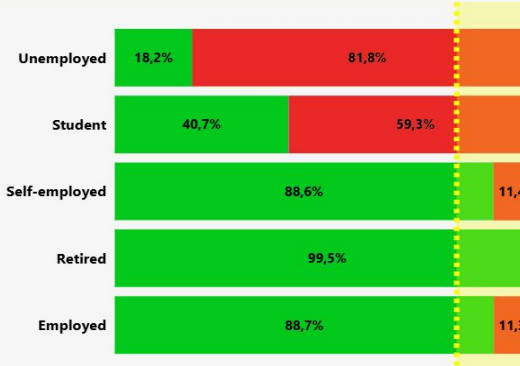


Employment status

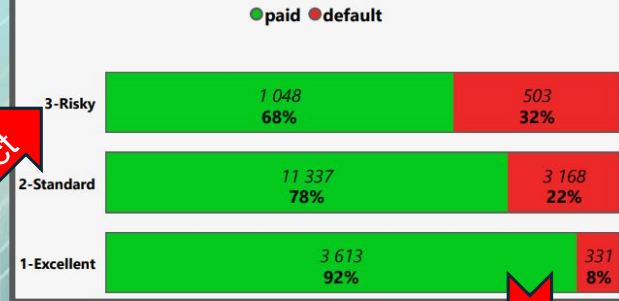
- ☐ Employed
- ☐ Retired
- ☐ Self-employed
- ☐ Student
- ☐ Unemployed



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



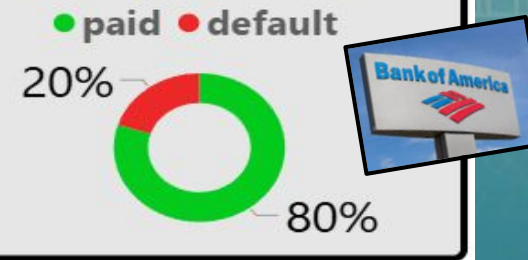
High Credit Scoring impact on repayment Status !



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 !

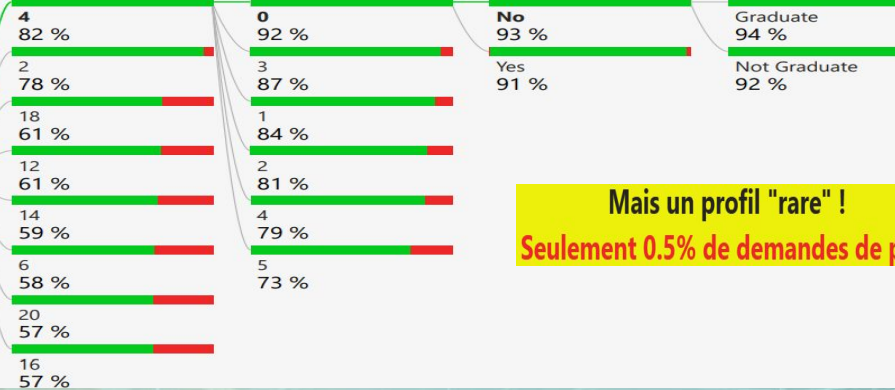
> 8 retards de
paiement

OK à 100%

KO à 100%

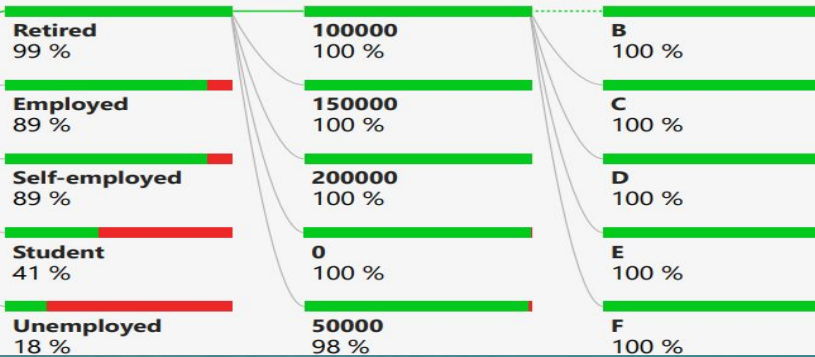
Mais un profil "rare" !
Seulement 0.5% de demandes de prêt

Durée du prêt Nb pers à charge Prof libérale ? Diplômé ?



loan_approval_rate
62 %

En Activité ? Revenus Annuel (\$) Score de confiance

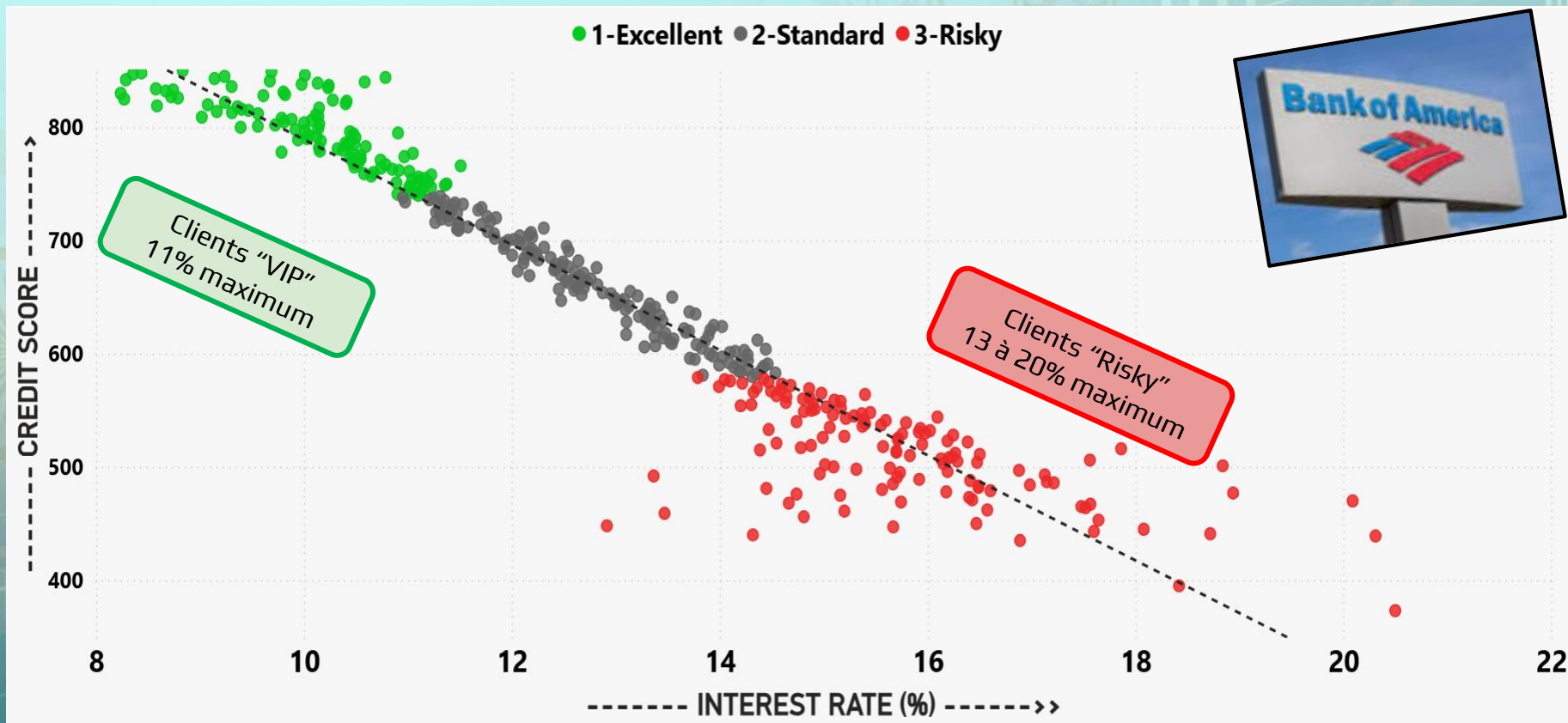


loan_paid_back_r...
80 %

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" !



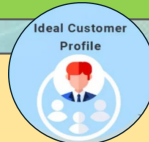


Synthèse des recommandations à l'attention de la Banque indienne



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**.

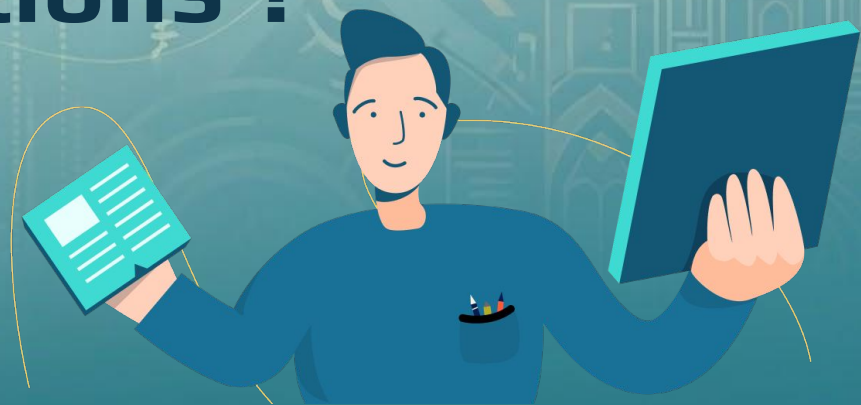
=> Retenir notre modèle de ML > **90%** score de précision.



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

Pour comprendre comment se structure l'offre de prêt bancaire dans chaque pays, nous allons faire un focus sur leurs modèles de scoring respectifs et relever les chiffres clés

- 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 appelé Credit Score.

La différence de taux présuppose une maîtrise de la prise de risque côté US, qui fait manifestement défaut côté indien.

D'où la problématique que Khady va nous partager.

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

Slide 5

Nous avons bâti une architecture complète allant

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

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 réellement le scoring et la décision d'accorder un prêt. **(1 à 6 ans) sont plus facilement acceptées.**

Slide 7

Côté US, la différence de maîtrise du taux est très claire et nous avons identifié 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.

Je vous propose précisément de découvrir les profils à fort potentiel et à risque, qui doivent cadrer la gestion des risques de non-remboursement et guider nos recommandations.

Slide 8

Le persona que vous visualisez présente 2 catégories de profils :

- Les clients, appelons les VIP, empruntant sur moins de 6 ans, sans personnes à charge, salariés ou retraité avec une pension de 100k\$ qui sont les profils les plus fiables, donc clairement à capter et recruter.
- Ceux ayant minimum 3 personnes à charge, un statut professionnel fragile voire sans emploi, avec un historique de mauvais payeurs voient leur score largement sanctionnés, ces profils sont dits à risque maximal, dont le refus d'accompagnement serait automatique.

Slide 9

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 par les profils risky, en captant une rentrée d'argent plus importante sur un laps de temps court, ce qui permet de réduire les pertes

Transition : Et nous pouvons maintenant vous partager notre synthèse des recommandations pour la Banque Centrale Indienne, Khady je t'en prie

Slide 10

Nous avons donc identifié trois actions clés :

1ere Action : Diversifier l'offre de "PRÊT" 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 11

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 12

En conclusion, la rentabilité de l'activité de prêt bancaire repose sur :

- une calibration fine plutôt que sur l'exclusion massive
- Et sur l'adaptation du type de prêt aux besoins du client

Notre prochaine étape sera le déploiement de l'outil de ciblage pour les banquiers indiennes, basé sur notre modèle de ML recommandé.