

- **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

- 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

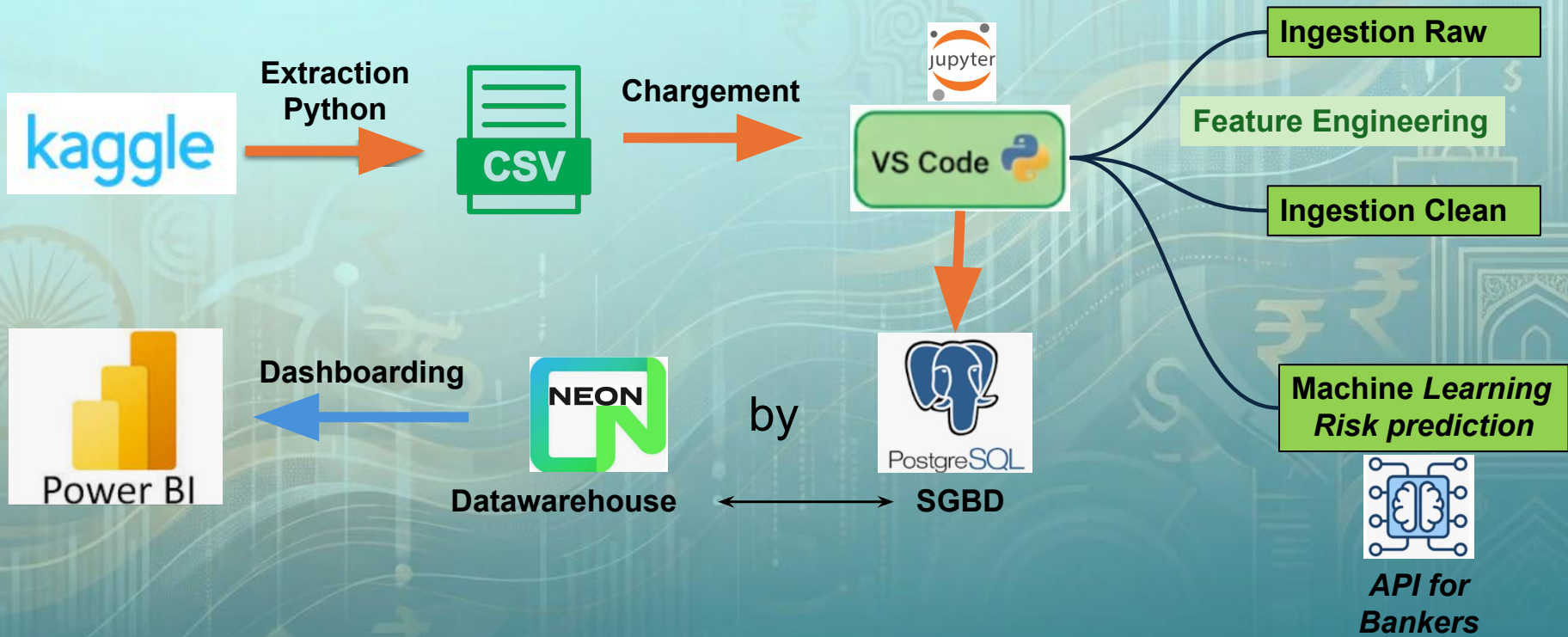
Pilotage **Risque**

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

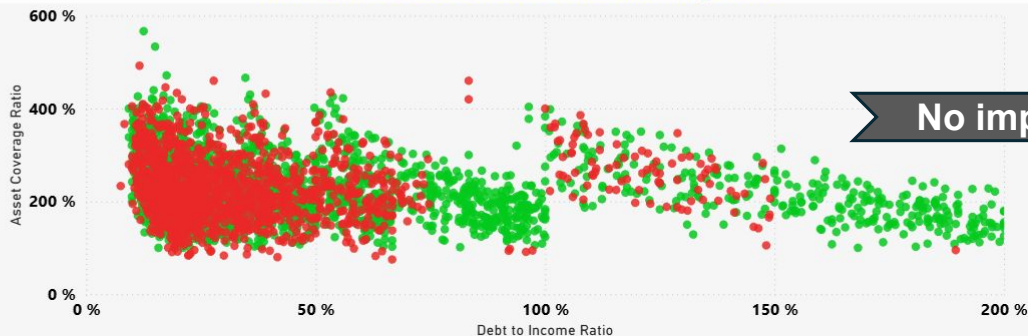
Worst Profile - US



## 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

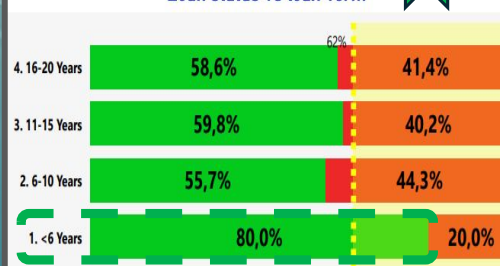
## Loan status vs loan amount requested



## High Credit Scoring impact on Loan Status !

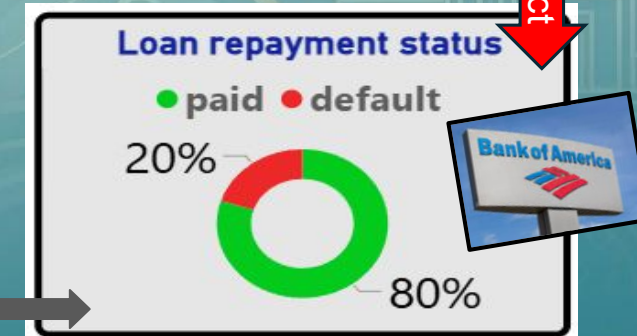
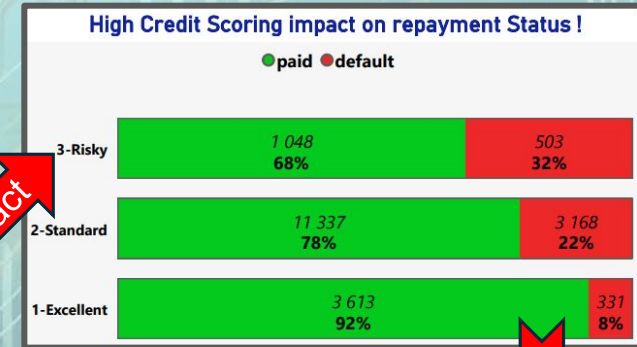


## Loan status vs loan Term





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



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 !

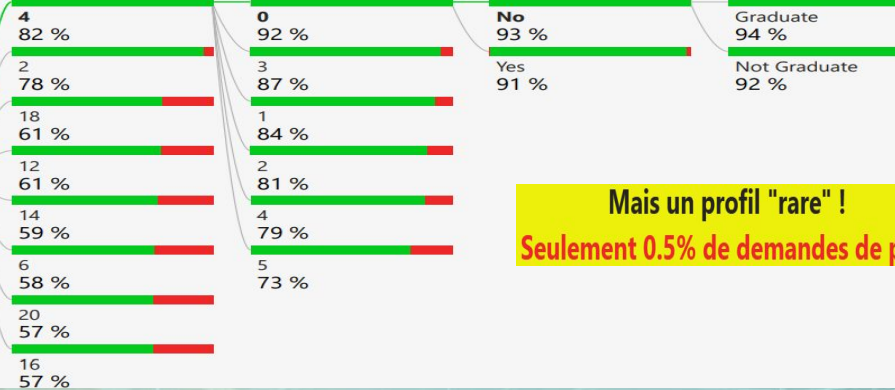
> 8 retards de  
paiement

**OK à 100%**

**KO à 100%**

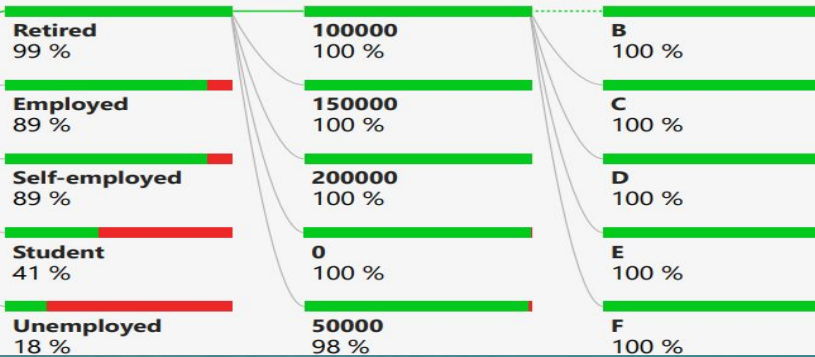
Mais un profil "rare" !  
Seulement 0.5% de demandes de prêt

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



loan\_approval\_rate  
62 %

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



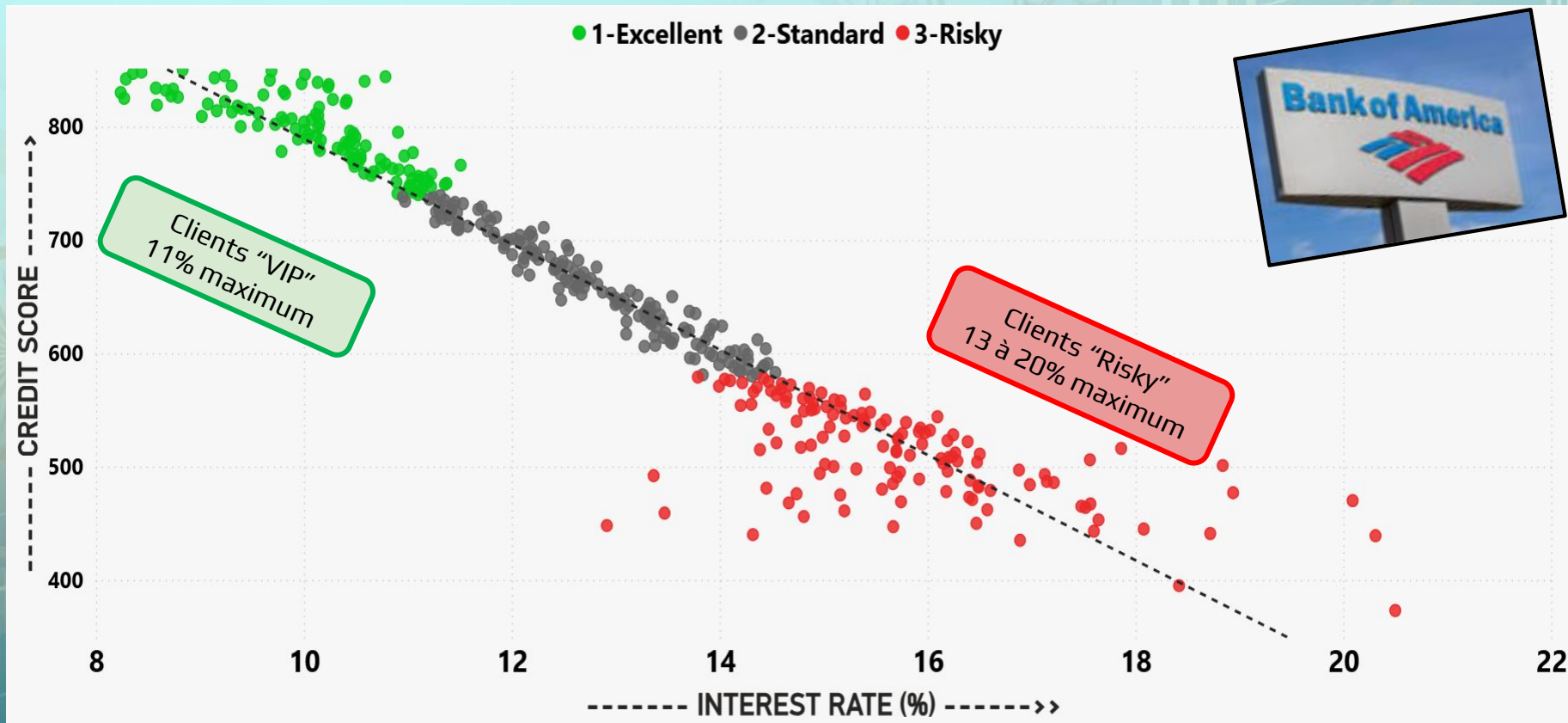
loan\_paid\_back\_r...  
80 %

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	<b>True Negative (TN)</b> 461	<b>False Positive (FP)</b> 339
1	<b>False Negative (FN)</b> 128	<b>True Positive (TP)</b> 3072

Confusion Matrix - Random Forest

Actual \ Predicted	0	1
0	<b>True Negative (TN)</b> 430	<b>False Positive (FP)</b> 370
1	<b>False Negative (FN)</b> 22	<b>True Positive (TP)</b> 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 ?**

