



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

**Groupe 2**

**Stratégies de Crédit et Calibration du Risque**

**Comparatif Stratégique Inde – États-Unis**



# Stratégies de Crédit et Calibration du Risque Comparatif Stratégique Inde – 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 qui formatent le

Sélection  
**profil Client**

Adéquation **profil du**  
**prêt** / besoins clients

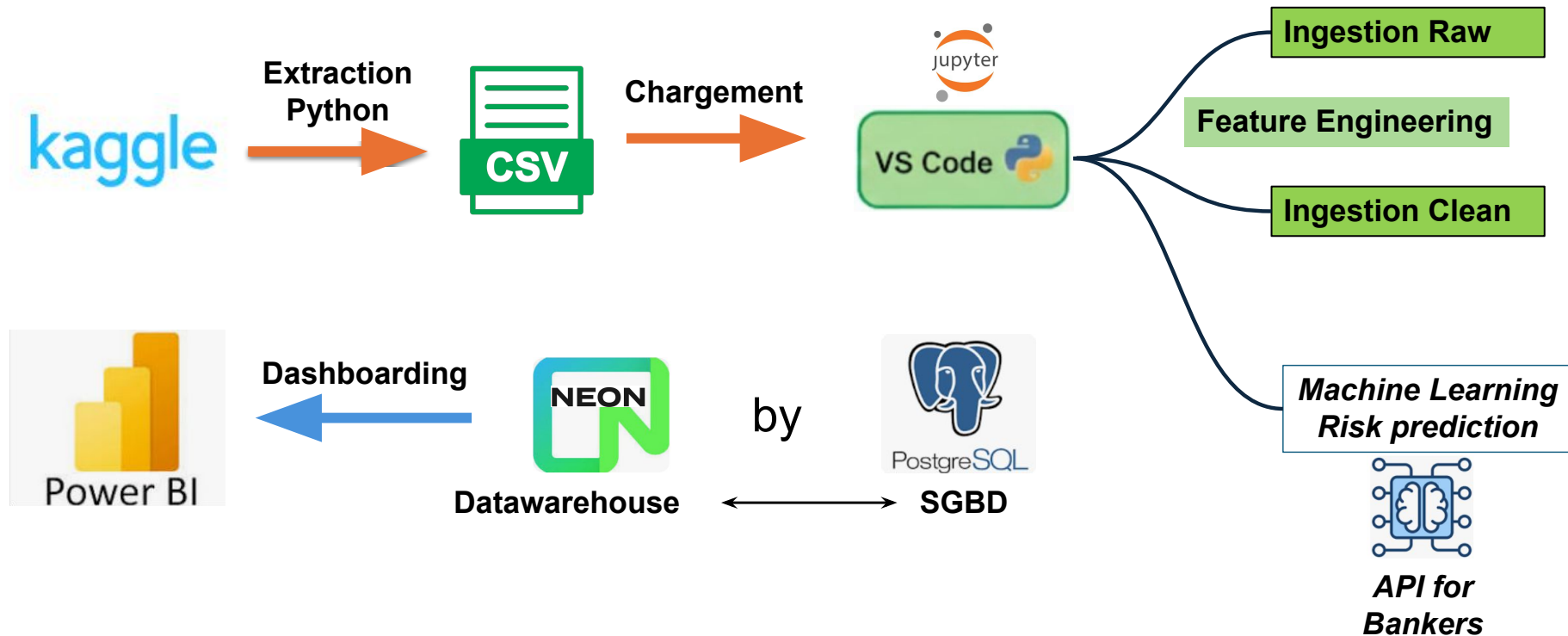
Pilotage **Risque**

Objectif

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

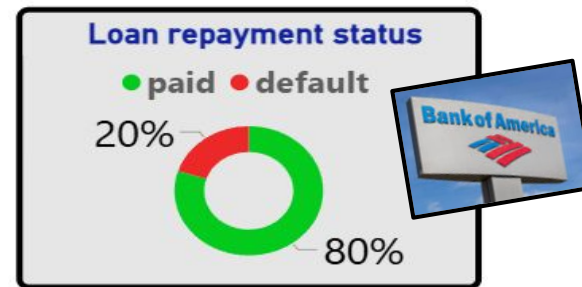
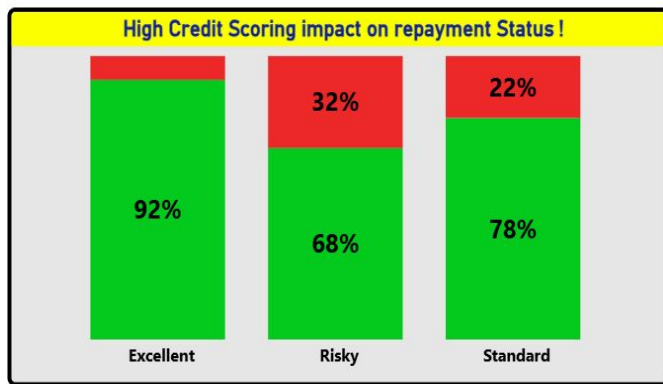
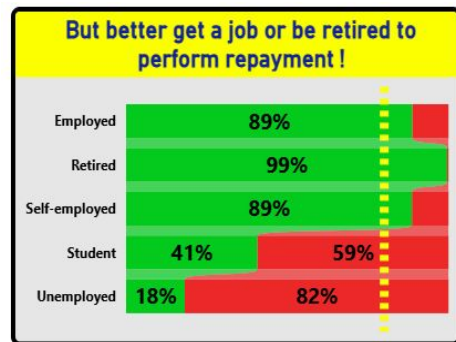
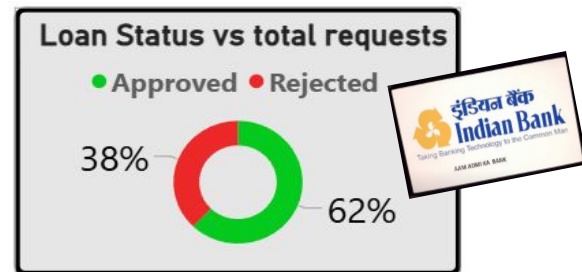
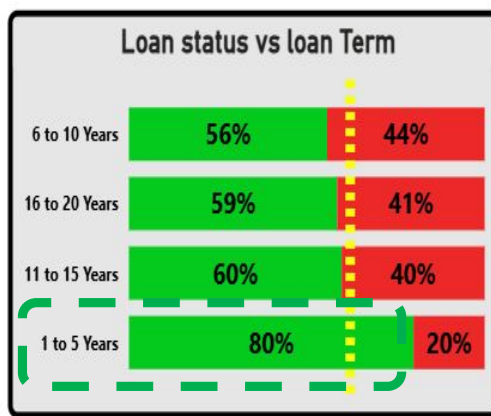
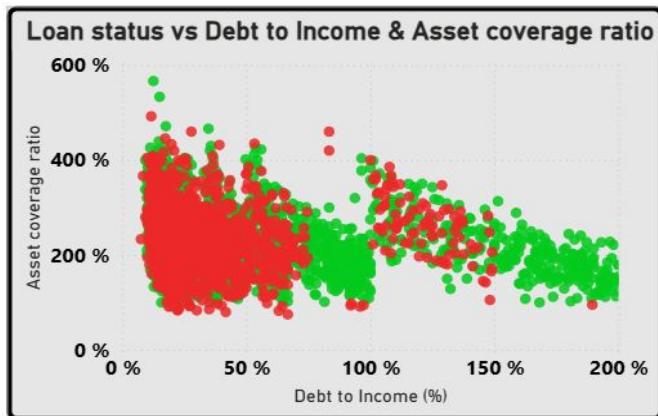


# Parcours de données





## Profil client et/ou type de prêt...**quelles variables impactent la décision** de la banque (Inde) et présume de votre solvabilité (US) ?



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 ?

4  
82 %

2  
78 %

18  
61 %

12  
61 %

14  
59 %

0  
92 %

3  
87 %

1  
84 %

2  
81 %

4  
79 %

No  
93 %

Yes  
91 %

Graduate  
94 %

Not Graduate  
92 %

En Activité ?

Revenus Annuel (\$)

Score de confiance

Retired  
99 %

Employed  
89 %

Self-employed  
89 %

Student  
41 %

Unemployed  
18 %

100000  
100 %

150000  
100 %

200000  
100 %

0  
100 %

50000  
98 %

B  
100 %

C  
100 %

D  
100 %

E  
100 %

F  
100 %



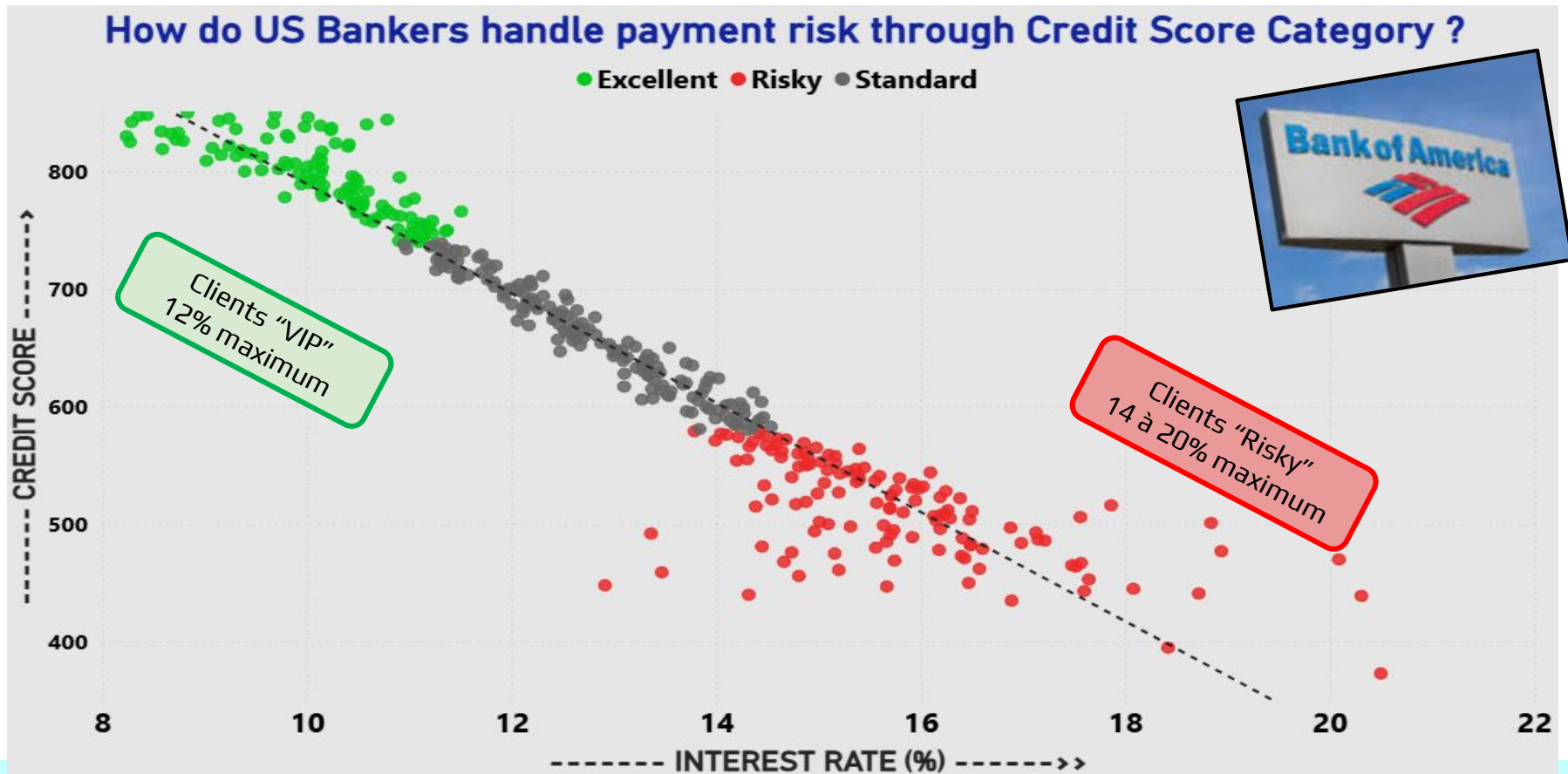
loan\_paid\_back\_rate  
80 %

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



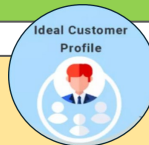
1

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

2



**Affiner la Sélection Clients**

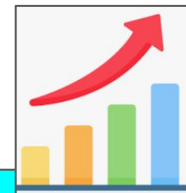


- > Repenser le CIBIL SCORE : **Intégrer des variables complémentaires** (Durée du prêt, nb pers à charge, statut prof)
- > Une **segmentation plus fine des profils client** par type de prêt (montant / durée)

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**



## Conclusion & Next Steps

👉 Les deux modèles de scoring US et Indien montrent que la performance bancaire ne repose pas sur l'exclusion, mais sur la **calibration fine du risque** et l'**adaptation stratégique aux profils clients**.

Next Steps :

=> Développer pour la banque indienne une application qui facilite le ciblage des profils client demandeurs de prêt à la consommation.

=> Retenir le modèle de ML qui surperforme le taux actuel de remboursement 80%



# Le modèle ML retenu : Logistic Regression

Confusion Matrix - Logistic Regression

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

Confusion Matrix - Random Forest

Actual	0	430	370
	1	22	3178
		Predicted 0	Predicted 1

2 Métriques pour  
évaluer la performance  
des modèles



88.3%	Accuracy	90.2%
90.06%	Prévision Score	89.57%

La Métrique retenue pour sélectionner le modèle le plus performant = **Score de Précision**  
True Positive  
(True Positif + False Positive)

Pourquoi ? => 1 **"False Positive"** pèsent plus lourd sur la rentabilité de la banque qu'un True Négative

1 Prêt conso accepté mais non remboursé (False Positive) coûte 15000\$ (Moy)

1 Prêt accordé mais remboursable (True Negative) = manque à gagner 15000 x Tx Intérêt Moy 10% = 1500\$



Merci pour votre attention

Any questions ?

