



## Prévision des faillites des banques en utilisant leurs états financiers historiques

# Romain Ribeiro (Stagiaire) - Angelo Riva et Jae Yun Jun Kim (Mentors) Axe de Mathématiques pour l'Ingénierie Scientifique et Financière - Laboratoire de recherche ECE - EBS

#### Contexte

- Les banques sont au cœur de l'économie, les crises bancaires ont des répercussions sur l'ensemble de la population qui vont au delà du chômage comme sur l'éducation ou la santé par exemple.
- Qu'elles soient causées par un phénomène de panique ou par des bulles spéculatives, les crises bancaires se propagent à grande échelle.
- Le crash boursier de 1929 a eu un fort impact à l'échelle mondiale et ses conséquences ont perduré jusqu'à la deuxième guerre. Toutefois, le secteur bancaire français est réputé pour avoir mieux résisté que les autres
- Particularité des banques françaises:
- Le peu de données relatives à cette époque
- ni particulièrement centralisées, ni spécialisées
- Les données relative à cette époque se résument à un rapport établi par le Crédit Lyonnais sur les faillites et liquidations : « l'album du crédit lyonnais » qui recense les bilans financier de 454 banques françaises pour la période de 1910 à 1939.
- Les données de cet album ont été reclassifiées et homogénéisées
- Une analyse de ces données sur les données des bilans à la veille de la crise a mis en valeur une corrélation entre le niveau de liquidité et la probabilité de faillite [1]
- Dans une autre étude portant sur 60000 banques américaines entre 1984 et 2010 met en évidence une relation entre le niveau de capitaux propres et la probabilité de faillite en période de crise. [2]

Objectif: Réaliser un algorithme de prédiction des faillites bancaires en utilisant le croisement de l'Album et du document du Crédit Lyonnais sur les faillites.

#### Méthodologie

#### Préparation des données

- Etablissement des ratios et des séries temporelles
- Séparation des données dans un train set et un test set de manière contrôlée.
- Différents ratios:
  - Capital : Capital + Réserves
  - Liquidités : Cash + Portefeuille Commercial
  - Liquidités : Total des Dépôts
  - Liquidités : Total des crédits à court terme
- Chacun divisés par le total des actifs

#### **Evaluation des performances**

- Recall : Proportion des banques en faillites correctement classées
- Precision : Proportion des banques classées en faillite réellement en faillite
- F1 : Une combinaison des deux

#### Algorithme de Machine Learning

- Implémentation en python
- Utilisation de la régression logistique de la bibliothèque Sk-learn
- Pour chaque cause de retrait de l'album, fait varier la taille des séries, les ratios utilisés comme features et une « seed » pour la répartition des données entre le train set et le test set
- Le nombre de features dépend donc de la taille des series temporelles

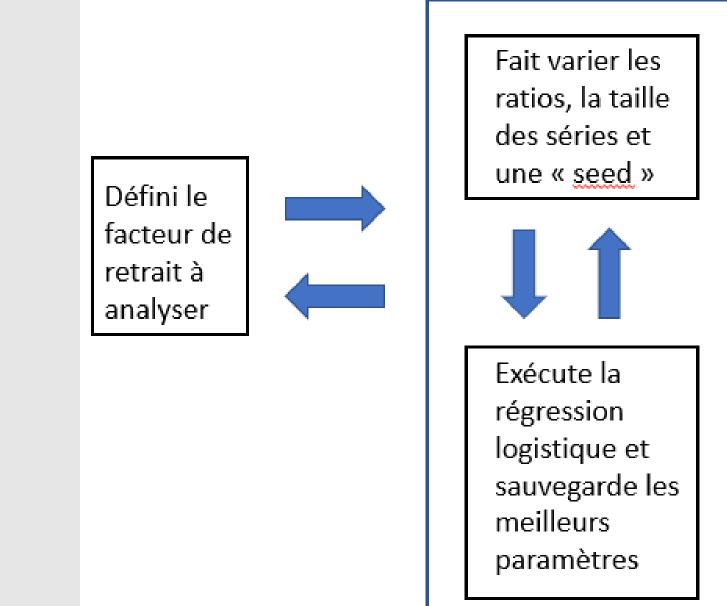


Figure 1: Boucle de l'algorithme Itérations : 360

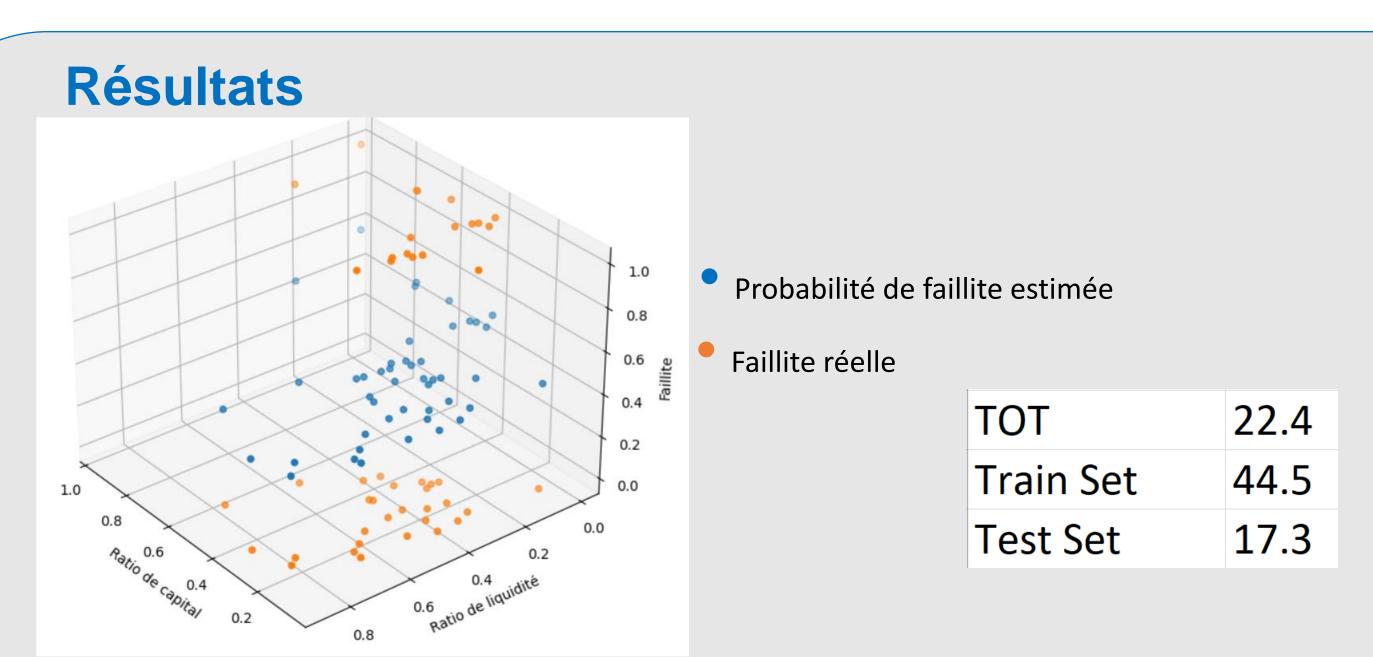


Figure 2: Faillite réelle et probabilité de faillite estimée en fonction des ratios à l'année -1



Figure 3: % de banques en faillites Figure 4: Heat-map de la matrice de confusion

- Meilleure itération pour le retrait de l'album pour cause de faillite
- Recall: 1
- Precision: 0,444
- F1 : 0,653
- La précision est relativement peu élevée
- L'algorithme est conservateur

### Conclusion et perspectives:

- On observe une corrélation entre le ratio de liquidités et la probabilité de faillites.
- Améliorer la répartition des sets en considérant la probabilité de faillite plus de un an en avance ou en simulant l'évolution des ratios pour chaque trimestres
- En perspective, il faudrait tester cet algorithme sur des bases des données différentes, par exemple celles de la crise financière de 2008, si elles
  existent, et améliorer les performances de l'algorithme.
- Utiliser d'autres classifications

#### Bibliographie