

Application du machine Learning pour la détection et la prévision des crises financières dans le système financier Marocain

Application of machine Learning for detecting and forecasting financial crises in the Moroccan financial system.

Auteur 1 : OUBAITA Fatima.

Auteur 2 : BARKA Hafid.

OUBAITA Fatima, (PhD)

1 Institut National des Postes et Télécommunications (INPT)
Maroc

BARKA Hafid, (PES)

2 Institut National des Postes et Télécommunications (INPT)
Maroc

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : OUBAITA .F & BARKA .H (2024). « Application du machine Learning pour la détection et la prévision des crises financières dans le système financier Marocain », African Scientific Journal « Volume 03, Numéro 27 » pp: 0806 – 0825.

Date de soumission : Novembre 2024

Date de publication : Décembre 2024



DOI : 10.5281/zenodo.14567202
Copyright © 2024 – ASJ



Résumé

Cet article analyse l'application de la machine Learning pour la détection et la prévision des crises financières au Maroc. L'objectif principal est de développer des modèles prédictifs capables d'anticiper les crises en exploitant les variables macroéconomiques critiques, afin de renforcer les systèmes d'alerte précoce et améliorer la résilience économique. La méthodologie repose sur l'utilisation d'algorithmes avancés, notamment la régression logistique, les forêts aléatoires et les SVM, qui ont été évalués en termes de précision, rappel et capacité à discriminer les périodes de crise. La période d'étude s'étend de 2005 à 2023 et inclut des événements économiques majeurs tels que la crise financière mondiale de 2008 et la pandémie de COVID-19. Les variables utilisées incluent la croissance du PIB réel, le taux d'inflation, le taux d'intérêt, le taux de chômage et le prix du pétrole, toutes collectées à partir de sources fiables comme le FMI et la Banque mondiale. Les résultats montrent que la croissance du PIB et le taux de chômage sont des prédicteurs clés des crises financières. Les modèles ont montré des performances variées : par exemple, la régression logistique atteint une précision globale de 75 %, tandis que le SVM excelle dans la prédiction des périodes stables mais échoue à capturer les crises rares.

Mots clés : Crises financières, machine Learning, régression logistique, forêts aléatoires, les SVM

Abstract

This article examines the application of machine learning to detect and predict financial crises in Morocco. The study aims to develop predictive models using key macroeconomic variables to enhance early warning systems and strengthen economic resilience. Advanced algorithms like logistic regression, random forests, and SVM were evaluated for their precision and ability to identify crisis periods. Covering 2005-2023, the analysis includes major events such as the 2008 financial crisis and the COVID-19 pandemic. Key variables, including real GDP growth, inflation, interest rates, unemployment, and oil prices, were sourced from the IMF and World Bank. Results highlight GDP growth and unemployment as critical predictors, with logistic regression achieving 75% accuracy, while SVM excelled in stable periods but struggled with rare crises.

Keywords: Financial crises, machine Learning, logistic regression, random forests, SVMs.

Introduction

L'application des technologies de **machine Learning** (ML) pour la détection et la prévision des crises financières révolutionne les capacités d'anticipation et de gestion des risques au sein des systèmes financiers. Cette approche novatrice s'appuie sur des algorithmes avancés pour identifier les signaux faibles et les facteurs critiques précurseurs des crises économiques, souvent indétectables par les méthodes traditionnelles. Via la mobilisation de grandes quantités de données macroéconomiques, financières et contextuelles, ces techniques permettent une meilleure préparation face aux risques systémiques, contribuant ainsi à la résilience et à la stabilité des économies.

Dans ce cadre, plusieurs études ont analysé les performances des modèles de machine Learning dans ce domaine. Samitas et al., (2020) ont démontré que les algorithmes ML basés sur des réseaux financiers pouvaient atteindre une précision de 98,8 % dans les systèmes d'alerte précoce, fournissant ainsi des informations aux investisseurs et décideurs politiques. De plus, des techniques comme l'algorithme XGBoost ont montré leur efficacité pour analyser les défauts de crédit et les indicateurs critiques, atteignant une précision d'environ 80 % ([Junyu, 2020](#)).

Au Maroc, l'application des technologies de machine Learning (ML) pour la détection et la prévision des crises financières se positionne comme un outil stratégique pour anticiper les risques et optimiser la résilience économique. Ces modèles permettent de traiter des volumes massifs de données économiques et financières, aidant ainsi à détecter les signaux précoces de crises potentielles et à orienter les décisions des institutions bancaires et des gouvernements.

Dans ce cadre, le secteur bancaire marocain a utilisé des algorithmes hybrides de machine Learning, tels que la régression linéaire et le support vector regression (SVR), pour prédire avec précision les fluctuations des marchés financiers locaux. Ces modèles ont révélé des résultats prometteurs en réduisant les erreurs de prévision et en améliorant la précision des décisions stratégiques ([Itri et al., 2024](#)).

D'autre part, Oukhouya & El Himdi (2023) ont démontré l'efficacité des algorithmes comme le XGBoost et les réseaux neuronaux dans la prévision des crises des indices boursiers, tels que le MSI 20. Ces algorithmes ont surpassé les méthodes classiques en termes de précision et de robustesse.

Ces avancées mettent en lumière le rôle clé du machine Learning dans l'amélioration des systèmes d'alerte précoce et la prévision des crises financières, en particulier dans un

contexte émergent comme celui du Maroc, où l'accès à des données robustes et des modèles sophistiqués reste un défi fondamental.

Cependant, bien que les modèles de machine Learning aient démontré leur efficacité dans divers contextes, leur application dans un cadre spécifique, comme celui du Maroc, reste insuffisamment explorée. En effet, l'économie marocaine, fortement influencée par des variables telles que la croissance du PIB réel, le taux d'inflation, les taux d'intérêt, le chômage et le prix du pétrole, présente des caractéristiques uniques qui nécessitent une adaptation des modèles prédictifs. Ces spécificités soulèvent la question suivante : **comment les modèles de machine Learning peuvent-ils être utilisés pour détecter et prédire efficacement les crises financières au Maroc en tenant compte de ces variables macroéconomiques clés ?**

Pour répondre à cette question, nous évaluons les capacités prédictives des modèles en termes de précision, de sensibilité et de spécificité. En particulier, des indicateurs comme l'aire sous la courbe ROC (AUC) permettent de mesurer la qualité globale des modèles en discriminant les périodes de stabilité des crises potentielles. Ainsi, une analyse comparative des performances des principaux algorithmes, tels que la régression logistique, les forêts aléatoires, le SVM et les réseaux de neurones.

De plus, le positionnement épistémologique de cet article est positiviste, basé sur l'analyse quantitative des données macroéconomiques et l'évaluation de modèles algorithmiques pour présenter des prédictions mesurables. En suivant un raisonnement déductif, l'étude part de l'hypothèse que les crises financières peuvent être prédites grâce à des indicateurs macroéconomiques mesurables et teste différents modèles pour en valider ou rejeter l'efficacité.

Pour ce faire, cet article sera divisé en trois sections. La première section sera consacrée à une revue de la littérature. La deuxième section présentera la méthodologie adoptée, en détaillant les variables utilisées. Enfin, la troisième section présentera les résultats obtenus.

1. Revue de la littérature

L'application du machine Learning pour la détection et la prévision des crises financières est devenue un domaine de recherche, attirant une attention croissante en raison de sa capacité à traiter de vastes ensembles de données et à identifier des schémas complexes. Les crises financières, souvent déclenchées par une combinaison de facteurs macroéconomiques et structurels, posent un défi constant aux décideurs politiques et aux institutions financières. Le

recours au machine Learning présente des solutions novatrices pour anticiper ces événements et atténuer leurs impacts.

Dans ce cadre, plusieurs travaux mettent en évidence l'efficacité des algorithmes de machine Learning dans la prévision des crises. Dans ce contexte, les modèles utilisant des techniques comme les forêts aléatoires et le boosting ont montré des résultats prometteurs, surpassant souvent les approches logistiques traditionnelles en matière de précision prédictive. Toutefois, certaines recherches, comme celle de Beutel et al., (2019), soulignent que les approches classiques peuvent encore être compétitives dans certaines conditions, notamment lorsqu'il s'agit de prévisions out-of-sample.

L'optimisation des systèmes prédictifs est un autre domaine en plein essor. Des approches hybrides, telles que celles intégrant des algorithmes de classification avancés et des réseaux neuronaux profonds, permettent d'améliorer considérablement la précision des prévisions (Bluwstein et al., 2023). Par exemple, l'utilisation de techniques comme le « Hybrid Unified Machine Classifier » ou l'algorithme d'optimisation « Jellyfish Search » combiné avec des réseaux RNN-GRU a démontré des résultats significatifs en termes d'identification des variables critiques et de performance prédictive (Suárez-Cetrulo et al., 2023). Ces avancées s'appuient sur des données issues de divers secteurs économiques, renforçant ainsi leur applicabilité pratique (Osadchy et al., 2024).

Parallèlement, les systèmes d'alerte précoce (EWS) tirent parti des techniques de machine Learning pour fournir des signaux d'avertissement avancés. Ces systèmes intègrent des données macroéconomiques, comme la croissance du crédit ou les courbes de rendement, et des indicateurs microéconomiques pour détecter les signes avant-coureurs des crises (Namaki et al., 2023). Les recherches montrent que l'intégration des réseaux neuronaux profonds et des modèles d'ensemble dans ces systèmes améliore non seulement leur précision, mais aussi leur capacité à informer les décideurs politiques. L'analyse des données historiques et des crises passées révèle également l'importance des facteurs tels que les déséquilibres de crédit et les indicateurs de volatilité pour renforcer les modèles prédictifs.

Malgré ces avancées, des défis subsistent. La transparence des modèles reste un point critique, en particulier lorsqu'il s'agit d'expliquer les résultats aux décideurs. De plus, les limites des évaluations hors échantillon par rapport aux modèles traditionnels soulèvent des questions sur la généralisation des résultats. Ces obstacles soulignent la nécessité d'améliorer l'interprétabilité et l'adaptabilité des modèles de machine Learning, tout en intégrant des

sources de données alternatives, telles que l'analyse des sentiments sur les réseaux sociaux et les données de réseau (Venkateswarlu et al., 2022).

En outre, [Itri et al., \(2024\)](#) ont concentrée sur la prédiction des prix des actions dans le secteur bancaire marocain en utilisant des algorithmes de régression et de sélection des caractéristiques. Ces modèles hybrides, combinant des techniques telles que la régression linéaire et les forêts aléatoires, ont permis d'améliorer la précision des prévisions, en réduisant les erreurs associées aux données à haute dimensionnalité. De manière similaire, une autre recherche a exploré les méthodes de machine Learning, notamment les réseaux neuronaux et le boosting, pour analyser les événements de crise boursière et les risques systémiques, avec des résultats solides quant à la précision des prédictions ([Chatzis et al., 2018](#)).

Au niveau régional, des études couvrant les pays africains, y compris le Maroc, ont mis en avant l'efficacité des modèles de support vector machines (SVM) et de réseaux neuronaux pour identifier les facteurs critiques comme les déséquilibres du crédit, les crises de change et l'inflation. Ces recherches démontrent que les crises systémiques bancaires sont fortement influencées par ces ratios financiers clés ([Naeem et al., 2024](#)). Ces résultats sont pertinents pour le Maroc, compte tenu de son intégration dans les marchés financiers régionaux et mondiaux. Les outils d'alerte précoce ont également bénéficié des avancées du machine Learning. Par exemple, l'utilisation d'algorithmes d'ensemble comme le gradient boosting ou les forêts aléatoires a amélioré la capacité à détecter les crises financières avant qu'elles ne se manifestent pleinement, tout en fournissant des informations précieuses aux décideurs politiques et aux investisseurs ([Samitas et al., 2020](#)). Cela est particulièrement pertinent pour le Maroc, où les fluctuations des cours des devises et les interactions avec les marchés internationaux constituent des sources de vulnérabilité.

Toutefois, malgré ces avancées, des défis persistent. Une étude sur la stabilité financière globale a révélé que si les modèles de machine Learning surpassent souvent les approches traditionnelles dans des contextes spécifiques, leur performance peut varier selon les données disponibles et les indicateurs utilisés ([Ranjan et Goldsztein, 2022](#)). Au Maroc, cela peut être exacerbé par des limitations dans la qualité ou la granularité des données financières locales.

2. Méthodologie et les variables utilisées

Dans cette section, nous présenterons les principaux algorithmes utilisés pour la détection et la prévision des crises financières, à savoir la régression logistique, les forêts aléatoires, les machines à vecteurs de support (SVM) et les réseaux de neurones. Ces algorithmes ont été

choisis pour leur pertinence dans le domaine de la prédiction financière, comme démontré dans des études récentes.

2.1. Régression logistique

La régression logistique est un modèle statistique largement utilisé pour la classification binaire, notamment dans les systèmes d'alerte précoce des crises financières. L'équation de base est donnée par :

$$P(Y = 1 | X) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}} \quad (1)$$

Où $P(Y = 1 | X)$ représente la probabilité qu'une crise survienne ($Y = 1$) donnée les variables explicatives $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, et β_i sont les coefficients du modèle. La régression logistique a été utilisée efficacement pour prédire les crises bancaires en exploitant des données telles que l'expansion du crédit et les déséquilibres externes (Filippopoulou et al.,2020).

2.2. Forêts aléatoires

Les forêts aléatoires sont un ensemble de modèles d'arbres de décision, où chaque arbre est construit sur un échantillon aléatoire des données, et les résultats sont agrégés pour fournir une prédiction robuste. La formule de l'importance des caractéristiques est donnée par :

$$I(X_k) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \Delta I_t(X_k) \quad (2)$$

Où $I(X_k)$ est l'importance de la variable X_k , T est le nombre total d'arbres, et $\Delta I_t(X_k)$ représente la réduction de l'impureté due à X_k dans l'arbre t . Cet algorithme a montré des performances élevées pour prédire les crises en exploitant les corrélations complexes entre les variables financières (Ali et al.,2012).

2.3. Machines à vecteurs de support (SVM)

Le SVM est un algorithme de classification qui cherche à maximiser la marge entre deux classes en utilisant une fonction noyau $K(x_i, x_j)$. La fonction objective est donnée par :

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (3)$$

Sous les contraintes :

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (4)$$

Où w est le vecteur des poids, b est le biais, ξ_i sont les variables de relâchement pour les observations mal classées, et C est un paramètre de régularisation. Le noyau gaussien (RBF) est souvent utilisé pour capturer des relations complexes entre les variables (Tharwat, 2019).

2.4. Les variables utilisées

Dans le cadre de cet article, les variables sélectionnées visent à présenter une analyse exhaustive des facteurs économiques et financiers influençant les crises financières au Maroc sur la période de 2005 à 2023. Ces variables, tirées de données fiables et reconnues, permettent d'évaluer les dynamiques économiques sous-jacentes et leur impact potentiel sur le système financier. La période d'étude couvre des événements économiques significatifs, notamment la crise financière mondiale de 2008, les fluctuations des prix du pétrole, et les répercussions économiques de la pandémie de COVID-19.

Les données ont été principalement collectées auprès du Fonds Monétaire International (FMI) pour des indicateurs tels que la croissance du PIB réel, le taux d'inflation, les taux d'intérêt et le taux de chômage. En parallèle, les données relatives aux prix du pétrole (prix du baril en dollars US) ont été extraites des bases de données de la Banque mondiale, reflétant l'évolution des marchés mondiaux de l'énergie. Ces données constituent des éléments essentiels pour analyser l'interdépendance entre les marchés pétroliers et les indicateurs macroéconomiques nationaux. Les variables clés utilisées incluent :

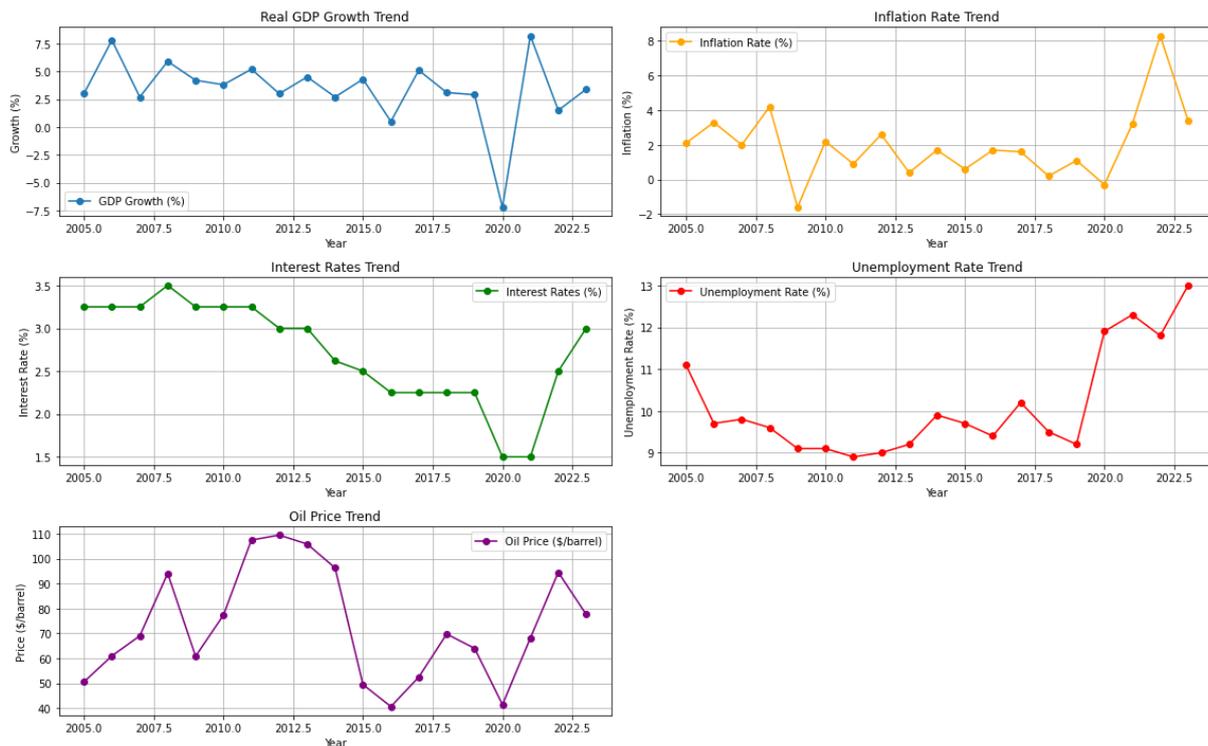
- **Croissance réelle du PIB (en pourcentage annuel)** : Indicateur principal de la performance économique globale.
- **Taux d'inflation (variation annuelle des prix à la consommation en fin de période)** : Mesure de la stabilité des prix et de la dynamique de la demande.
- **Taux d'intérêt (en pourcentage)** : Variable influençant le coût du crédit et l'investissement.
- **Taux de chômage (en pourcentage)** : Indicateur clé du marché du travail et de la santé économique.
- **Prix du baril de pétrole (en dollars US)** : Facteur externe majeur influençant les coûts énergétiques et les balances commerciales.

L'intégration de ces variables dans l'analyse permet d'établir des relations quantitatives entre les fluctuations économiques et les crises financières, en mettant en lumière les dynamiques propres au Maroc durant la période étudiée.

3. Résultats obtenus

Cette section présente les tendances des principales variables macroéconomiques utilisées dans cette étude pour analyser les crises financières et leurs déterminants au Maroc sur la période 2005-2023.

Figure N° 1: Les tendances des variables (croissance du PIB, inflation, taux d'intérêt, chômage, prix du pétrole).



Source : élaboré par l'auteur

Ces indicateurs reflètent à la fois les performances internes de l'économie marocaine et son exposition aux chocs externes, tels que les crises mondiales, les fluctuations des marchés énergétiques et les perturbations économiques majeures comme la pandémie de COVID-19.

Dans ce cadre, la croissance du PIB réel, tout d'abord, affiche des variations importantes au fil des ans. Une dynamique positive est observée jusqu'en 2007, reflétant une période de croissance économique stable. Toutefois, une chute relative est enregistrée après la crise de 2008, avant un rebond en 2011. Le choc le plus notable intervient en 2020, où la croissance chute brutalement à -7,2 %, conséquence directe de la pandémie de COVID-19 et de ses impacts sur l'activité économique. Ce ralentissement a été suivi d'un redressement spectaculaire en 2021, avec une croissance de 8,2 %, traduisant les efforts de relance économique déployés par les autorités marocaines.

En parallèle, le taux d'inflation, bien que globalement stable, révèle des variations ponctuelles significatives. Une augmentation notable est observée en 2008, atteignant 4,2 %, dans un contexte marqué par une hausse des prix des matières premières à l'échelle mondiale. Une situation similaire se produit en 2022, avec un pic de 8,3 %, reflétant les tensions inflationnistes mondiales causées par les perturbations des chaînes d'approvisionnement et l'augmentation des coûts énergétiques post-pandémie.

Les taux d'intérêt suivent, quant à eux, une tendance générale à la baisse sur la période étudiée, en passant de 3,5 % en 2008 à 1,5 % en 2020. Cette évolution traduit une politique monétaire accommodante visant à soutenir l'économie par une réduction du coût des emprunts et un encouragement à l'investissement. Cependant, à partir de 2022, une légère remontée des taux est observée, atteignant 3 % en 2023, marquant une réponse politique aux pressions inflationnistes accrues.

Simultanément, le taux de chômage reflète les tensions sur le marché du travail. Une tendance à la baisse est observée entre 2005, où le taux atteignait 11,1 %, et 2011, où il passe à 8,9 %, coïncidant avec une période de croissance économique relativement soutenue. Cependant, après 2020, les effets de la pandémie deviennent visibles, avec une augmentation progressive du chômage, atteignant 13 % en 2023. Cette hausse traduit les difficultés structurelles du marché de l'emploi marocain à absorber les chocs économiques majeurs et souligne la nécessité de réformes pour améliorer sa résilience.

Enfin, les fluctuations des prix du pétrole jouent un rôle fondamental dans l'économie marocaine, fortement dépendante des importations énergétiques. Les prix atteignent un pic historique en 2008, à 94,1 dollars par baril, avant de chuter drastiquement en 2009 à 60,86 dollars, conséquence directe de la crise financière mondiale. Des baisses similaires sont enregistrées en 2015 et 2020, la dernière étant liée à une chute mondiale de la demande énergétique en raison de la pandémie.

Tableau N° 1: Les relations linéaires entre les variables étudiées

	Croissance PIB réel	Taux d'inflation	Taux d'intérêt	Taux de chômage	Prix du pétrole
Croissance PIB réel	1.000000	0.189204	0.399312	-0.225836	0.298602
Taux d'inflation	0.189204	1.000000	0.091984	0.424133	0.322401
Taux d'intérêt	0.399312	0.091984	1.000000	-0.430948	0.429600
Taux de chômage	-0.225836	0.424133	-0.430948	1.000000	-0.222720
Prix du pétrole	0.298602	0.322401	0.429600	-0.222720	1.000000

Source : élaboré par l'auteur

Le tableau de corrélation ci-dessus met en évidence les relations linéaires entre les variables étudiées. La **croissance du PIB réel** est modérément corrélée positivement avec les **taux d'intérêt** (0,399) et les **prix du pétrole** (0,299), ce qui suggère qu'une hausse des taux d'intérêt et des prix du pétrole est associée à une amélioration de la croissance économique dans certains contextes. À l'inverse, elle montre une faible corrélation négative avec le **taux de chômage** (-0,226), confirmant qu'une croissance économique accrue tend à réduire le chômage.

Le **taux d'inflation** présente une corrélation positive modérée avec le **taux de chômage** (0,424) et les **prix du pétrole** (0,322), soulignant l'impact des fluctuations des coûts énergétiques et des tensions économiques sur la hausse des prix. Par ailleurs, le **taux d'intérêt** est fortement corrélé aux **prix du pétrole** (0,430), ce qui reflète le rôle clé des variations des prix du pétrole dans les décisions de politique monétaire. Enfin, la corrélation négative significative entre les **taux d'intérêt** et le **taux de chômage** (-0,431) indique que des taux d'intérêt plus bas peuvent être associés à une réduction du chômage, souvent par un encouragement de l'investissement et de l'activité économique.

Tableau N° 2:Analyse des indicateurs économiques au Maroc pendant les crises de 2008 et 2020

Année	Croissance du PIB réel (%)	Taux d'inflation (%)	Taux d'intérêt (%)	Taux de chômage (%)	Prix du pétrole (\$/baril)	Turbulence
2008	5,9	4,2	3,5	9,6	94,10	0
2020	-7,2	-0,3	1,5	11,9	41,47	1

Source : élaboré par l'auteur

Le tableau ci-dessus met en lumière les dynamiques économiques au Maroc lors de deux années marquées par des chocs majeurs : 2008, avec la crise financière mondiale, et 2020, sous l'effet de la pandémie de COVID-19. En 2008, malgré un contexte mondial difficile, la croissance économique du Maroc s'établit à 5,9 %, soutenue par une relative résilience des secteurs clés de l'économie. Toutefois, cette année est caractérisée par une inflation élevée de 4,2 %, résultant de la flambée des prix des matières premières, notamment du pétrole, qui atteint un sommet de 94,10 dollars par baril. Les taux d'intérêt se maintiennent à 3,5 %, reflétant une politique monétaire modérément restrictive pour contenir l'inflation, tandis que le taux de chômage reste stable à 9,6 %.

En revanche, 2020 illustre une contraction économique historique, avec une chute du PIB réel de -7,2 %, conséquence des mesures de confinement et de la paralysie économique mondiale. L'inflation passe en territoire négatif (-0,3 %), traduisant une faible demande intérieure et une baisse des prix des produits non énergétiques. Les taux d'intérêt chutent à 1,5 %, marquant une politique monétaire très accommodante visant à soutenir l'activité économique. Le taux de chômage grimpe à 11,9 %, signalant des pertes d'emplois importantes, tandis que les prix du pétrole s'effondrent à 41,47 dollars par baril, reflétant une demande énergétique mondiale en forte baisse.

Tableau N° 3: Résultats du modèle de régression logistique : matrice de confusion et rapport de classification

Classe réelle/Classe prédite	Précision	Rappel	F1-Score	Support	Classe prédite : 0	Classe prédite : 1
0 (Stabilité)	0,75	1,00	0,86	3	3	0
1 (Instabilité)	0,00	0,00	0,00	1	1	0
Moyenne globale	0,75	0,75	0,64	4	-	-

Source : élaboré par l'auteur

Les résultats du modèle de régression logistique dans le tableau ci-dessus présente une double lecture, économique et statistique, pour analyser les facteurs d'instabilité économique au Maroc entre 2005 et 2023. Sur le plan statistique, le modèle atteint une précision de 75 %, ce qui indique une capacité raisonnable à identifier les périodes de stabilité économique (classe "0"). Cependant, son incapacité à prédire correctement les périodes d'instabilité économique (classe "1") révèle des limites importantes, notamment en ce qui concerne la gestion des déséquilibres entre les classes. Cela reflète une tendance fréquente dans les modèles prédictifs appliqués à des données où les événements rares, comme les crises économiques, sont sous-représentés.

D'un point de vue économique, les résultats soulignent la difficulté d'anticiper des périodes d'instabilité caractérisées par une croissance négative du PIB réel, comme ce fut le cas en 2020 (-7,2 %). En effet, bien que des variables telles que le taux d'inflation, les taux d'intérêt ou les prix du pétrole soient des prédicteurs importants, leurs fluctuations ne suffisent pas toujours à capturer la complexité des dynamiques économiques qui mènent à des crises. Par exemple, en 2020, la crise économique causée par la pandémie de COVID-19 a été amplifiée par des facteurs non modélisés ici, comme les perturbations globales des chaînes d'approvisionnement et les confinements généralisés. Cela illustre que des variables contextuelles non incluses dans le modèle peuvent jouer un rôle fondamental dans la prédiction.

La matrice de confusion met également en évidence des défis spécifiques. Par exemple, bien que le modèle ait correctement prédit les périodes stables (2008, où le PIB réel a atteint 5,9 %), il a échoué à identifier l'instabilité de 2020, où les effets de la pandémie ont été massifs. Cela peut indiquer que les caractéristiques économiques utilisées, comme les taux d'intérêt ou les prix du pétrole, ne suffisent pas à discriminer efficacement les périodes de forte instabilité lorsque des chocs externes imprévus dominent.

Statistiquement, l'AUC ROC de 1,00 montre que le modèle est théoriquement capable de bien distinguer les classes en termes de probabilités prédites, mais la faible précision pour la classe "1" (instabilité) reflète une mauvaise adaptation aux données déséquilibrées. Par exemple, bien que les taux d'intérêt aient diminué de manière significative en 2020 (1,5 %), signe d'une politique monétaire accommodante, le modèle ne semble pas avoir capté ce signal comme un indicateur fiable de crise.

Tableau N° 4: Résultats du modèle de régression logistique

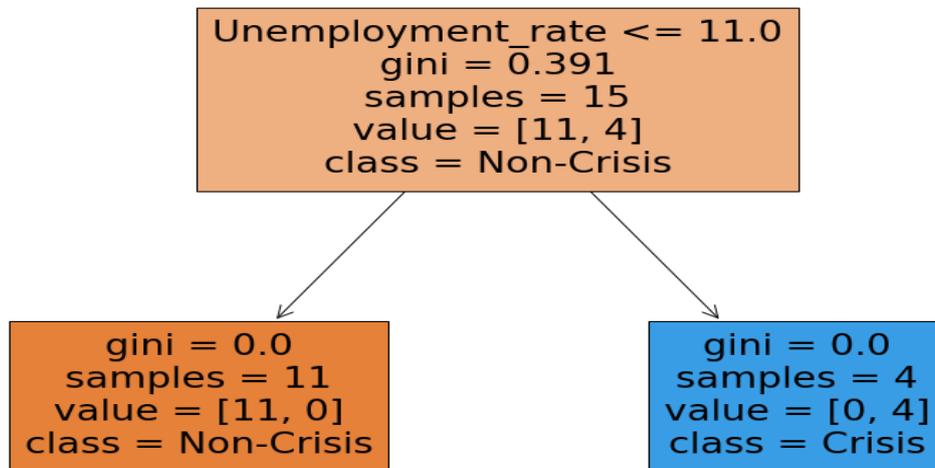
Variabes	Coefficient
Taux d'inflation	0,669823
Taux de chômage	0,177743
Prix du pétrole	-0,005640
Taux d'intérêt	-0,118333
Croissance du PIB réel	-0,748177

Source : élaboré par l'auteur

Le modèle de régression logistique développé dans le cadre de cette étude vise à prédire les périodes d'instabilité économique au Maroc. Dans ce cadre, l'instabilité est définie par une croissance du PIB réel inférieure à 2 %, ce qui permet d'identifier les années marquées par des ralentissements économiques significatifs. Les variables explicatives comprennent la croissance du PIB, le taux d'inflation, le taux d'intérêt, le taux de chômage et le prix du pétrole. Les coefficients estimés présentent une lecture économique des relations entre les variables indépendantes et l'instabilité. La croissance du PIB réel, avec un coefficient négatif significatif, est la variable ayant le plus d'impact sur la probabilité d'instabilité. Cela confirme que des performances économiques faibles augmentent fortement les risques d'instabilité. Le taux d'inflation, avec un coefficient positif élevé, joue également un rôle majeur, indiquant que l'inflation peut signaler des tensions économiques et accroître la vulnérabilité aux crises. D'autres variables, telles que le taux de chômage et les taux d'intérêt, apportent des nuances importantes. Une augmentation du chômage est faiblement liée à une hausse de l'instabilité, tandis que la baisse des taux d'intérêt, souvent utilisée comme réponse politique en période de crise, est associée à une probabilité accrue d'instabilité.

Les prix du pétrole, bien qu'ayant un impact moindre, montrent une relation négative avec l'instabilité. Cela peut refléter le rôle stabilisateur des revenus issus des exportations d'énergie pour les économies dépendantes du pétrole. Ces observations illustrent la complexité des relations économiques et l'interdépendance des variables dans les prévisions de crises.

Figure N° 2: L'arbre de décision



Source : élaboré par l'auteur

L'arbre de décision construit pour identifier les périodes de crise ou de non-crise. La précision obtenue sur l'ensemble de test est de 100 %, indiquant que le modèle est capable de prédire parfaitement les crises et les périodes stables selon les données utilisées. Cependant, ce résultat peut être influencé par la structure simple et bien séparée des données.

La première division dans l'arbre de décision s'effectue sur le taux de chômage, avec un seuil fixé à 11 %. Cela reflète l'importance capitale de cet indicateur pour discriminer les périodes de crise. Lorsque le taux de chômage est inférieur ou égal à 11 %, les périodes sont systématiquement classées comme non-critiques, traduisant une certaine stabilité économique. En revanche, un taux de chômage supérieur à 11 % est un marqueur clair de crise économique dans ce modèle. Cette séparation est économiquement pertinente, car un taux de chômage élevé reflète des faiblesses dans l'économie, une baisse de la consommation des ménages et une pression accrue sur les entreprises et les finances publiques. D'un point de vue statistique, l'arbre optimise le critère de Gini pour minimiser l'hétérogénéité au sein des nœuds. Initialement, le critère Gini de 0,391 indique une certaine variabilité dans les données, mais après la première division basée sur le taux de chômage, chaque nœud atteint une pureté parfaite avec un critère Gini de 0,0. Cela signifie que toutes les observations de ces nœuds appartiennent à une seule classe, soit crise, soit non-crise, confirmant que le taux de chômage seul permet une discrimination parfaite dans ce contexte. Cette analyse met en lumière l'importance du taux de chômage comme indicateur principal des crises économiques au Maroc. Cela souligne l'impact direct d'un chômage élevé sur la demande intérieure, les revenus des ménages et la stabilité

globale de l'économie. Cependant, l'absence d'autres variables comme l'inflation ou la croissance du PIB dans les divisions principales de l'arbre peut indiquer que ces facteurs sont soit fortement corrélés au taux de chômage, soit que la structure des données manque de complexité pour capturer pleinement leur rôle.

Tableau N° 5: Résultats du modèle SVM pour la prédiction des crises économiques

Classe réelle\Classe prédite	Non-Crise (0)	Crise (1)	Précision	Rappel	F1-Score	Support
Non-Crise (0)	5	0	0,83	1,00	0,91	5
Crise (1)	1	0	0,00	0,00	0,00	1
Exactitude					0,83	6
Moyenne Macro			0,42	0,50	0,45	
Moyenne Pondérée			0,69	0,83	0,76	
Probabilités prédites						
Observation	Probabilité Non-Crise	Probabilité Crise				
1	0,787	0,213				
2	0,847	0,153				
3	0,810	0,190				
4	0,827	0,173				
5	0,836	0,164				
6	0,781	0,219				

Source : élaboré par l'auteur

D'un point de vue statistique, la matrice de confusion indique que le modèle identifie correctement toutes les observations de la classe "Non-Crise" (5 sur 5), mais échoue totalement à prédire la seule observation de la classe "Crise". Cela se reflète dans le **rappel** et le **F1-score** de 0 pour la classe "Crise", montrant une incapacité à capturer ces événements rares. La "moyenne macro" des métriques (précision, rappel, F1-score) est faible, ce qui reflète un déséquilibre dans la performance entre les classes.

Sur le plan économique, ces résultats traduisent une difficulté à prédire des périodes de crise qui sont souvent influencées par des dynamiques complexes et des interactions entre les

variables macroéconomiques. Par exemple, une croissance négative du PIB ou un chômage élevé (au-delà de 12 %) sont des marqueurs typiques de crises, mais ces indicateurs peuvent ne pas suffire à capturer toutes les dimensions des perturbations économiques. Cela explique pourquoi le modèle attribue systématiquement une probabilité élevée à la classe "Non-Crise", comme le montrent les **probabilités prédites**, où toutes les observations ont une probabilité supérieure à 78 % d'être classées comme "Non-Crise".

Ces résultats mettent en évidence les limites d'un modèle SVM dans un contexte où les classes sont déséquilibrées, avec peu d'observations dans la classe "Crise". Une meilleure performance peut être obtenue en utilisant des techniques de rééquilibrage des données, telles que le suréchantillonnage des périodes de crise ou l'utilisation de métriques pondérées pour accorder plus d'importance aux événements rares.

Conclusion

Cet article a mis en lumière l'importance de la machine Learning dans la détection et la prévision des crises financières, en mettant l'accent sur le contexte économique marocain. L'intégration d'algorithmes tels que la régression logistique, les forêts aléatoires et les machines à vecteurs de support (SVM) a permis d'identifier les facteurs macroéconomiques influençant les périodes de crise. Ces modèles, en exploitant des variables comme la croissance du PIB réel, le taux d'inflation, le taux de chômage, les taux d'intérêt et les prix du pétrole, ont montré leur capacité à présenter des analyses des dynamiques économiques et à appuyer les efforts de résilience face aux chocs financiers.

Sur le plan économique, les résultats de cet article montrent que des indicateurs comme une croissance négative du PIB réel et un taux de chômage élevé sont des marqueurs critiques des crises. Ces variables, lorsqu'elles sont combinées à d'autres, permettent de mieux comprendre les périodes d'instabilité. Toutefois, malgré ces avancées, les performances des modèles montrent des limites. Statistiquement, bien que certains modèles comme le SVM aient atteint une précision de 83 % pour les périodes stables, ils ont échoué à prédire correctement les périodes rares d'instabilité. Cette incapacité à capturer les crises reflète l'importance de la structure des données et met en évidence les défis liés aux déséquilibres entre les classes, où les événements rares comme les crises sont sous-représentés.

Ces résultats soulignent l'apport fondamental de cet article à la littérature existante. L'application de modèles de machine Learning dans le contexte marocain apporte une analyse contextualisée, mettant en lumière les spécificités économiques de ce pays. Cette contribution est particulièrement pertinente pour les décideurs politiques et les institutions financières, car elle propose des pistes concrètes pour améliorer la détection des signaux faibles précurseurs des crises.

Afin de renforcer les performances des modèles et leur pertinence pratique, l'intégration des techniques avancées de rééquilibrage des données, telles que le suréchantillonnage ou l'utilisation de modèles pondérés sont essentiels afin de gérer les déséquilibres entre les classes. L'enrichissement des analyses par l'ajout de nouvelles variables, comme les données sur les exportations, les indices de confiance des consommateurs ou les investissements étrangers, peut élargir les dimensions prises en compte. De plus, l'adoption d'approches hybrides combinant différents algorithmes, comme les réseaux neuronaux profonds et les modèles d'ensemble, permettrait de capturer des relations complexes entre les variables macroéconomiques. Cela

serait particulièrement pertinent pour des contextes où l'interconnexion entre les variables joue un rôle fondamental dans la survenue des crises.

L'interprétabilité des modèles est un autre aspect fondamental. En rendant les résultats des algorithmes plus compréhensibles pour les décideurs politiques, notamment à l'aide d'outils comme les arbres de décision ou les techniques SHAP, les institutions financières et les gouvernements pourraient intégrer plus efficacement ces outils dans leurs stratégies. En outre, l'exploration de nouvelles sources de données, comme les analyses de sentiment sur les réseaux sociaux ou les indices de volatilité, offrirait des perspectives supplémentaires pour détecter les perturbations économiques et financières.

Enfin, la mise en place de systèmes d'alerte précoce robustes et adaptés au contexte marocain renforcerait la capacité des décideurs à anticiper les crises et à prendre des mesures proactives. Ces outils, en s'appuyant sur les avancées du machine Learning, pourraient offrir des signaux d'alerte clairs et exploitables, réduisant ainsi les impacts des crises potentielles. Cet article ouvre donc la voie à une intégration accrue des technologies de machine Learning dans la gestion des risques financiers, tout en appelant à une collaboration étroite entre les chercheurs, les décideurs politiques et les institutions financières pour développer des solutions adaptées aux contextes émergents et aux dynamiques économiques en évolution.

BIBLIOGRAPHIE

- Itri, B., Mohamed, Y., Omar, B., Latifa, E. M., Lahcen, M., & Adil, O. (2024). Hybrid machine Learning for stock price prediction in the Moroccan banking sector. *International Journal of Electrical & Computer Engineering* (2088-8708), 14(3).
- Samitas, A., Kampouris, E., & Kenourgios, D. (2020). Machine Learning as an early warning system to predict financial crisis. *International Review of Financial Analysis*, 71, 101507.
- Oukhouya, H., & Himdi, K. E. (2023). A comparative study of ARIMA, SVMs, and LSTM models in forecasting the Moroccan stock market. *International Journal of Simulation and Process Modelling*, 20(2), 125-143.
- Beutel, J., List, S., & von Schweinitz, G. (2019). Does machine Learning help us predict banking crises?. *Journal of Financial Stability*, 45, 100693.
- Bluwstein, K., Buckmann, M., Joseph, A., Kapadia, S., & Şimşek, Ö. (2023). Credit growth, the yield curve and financial crisis prediction: Evidence from a machine Learning approach. *Journal of International Economics*, 145, 103773.
- Suárez-Cetrulo, A. L., Quintana, D., & Cervantes, A. (2023). Machine Learning for financial prediction under regime change using technical analysis: A systematic review.
- Osadchy, E., Abdullayev, I., Bakhvalov, S., Klochko, E., & Tagibova, A. (2024). Jellyfish Search Algorithm Based Feature Selection with Optimal Deep Learning for Predicting Financial Crises in the Economy and Society. *Fusion: Practice & Applications*, 14(2).
- Namaki, A., Eyvazloo, R., & Ramtinnia, S. (2023). A systematic review of early warning systems in finance. *arXiv preprint arXiv:2310.00490*.
- Venkateswarlu, Y., Baskar, K., Wongchai, A., Gauri Shankar, V., Paolo Martel Carranza, C., Gonzáles, J. L. A., & Murali Dharan, A. R. (2022). An Efficient Outlier Detection with Deep Learning-Based Financial Crisis Prediction Model in Big Data Environment. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022(1), 4948947.
- Chatzis, S. P., Siakoulis, V., Petropoulos, A., Stavroulakis, E., & Vlachogiannakis, N. (2018). Forecasting stock market crisis events using deep and statistical machine Learning techniques. *Expert systems with applications*, 112, 353-371.
- Naeem, M., Jassim, H. S., & Korsah, D. (2024). The Application of Machine Learning Techniques to Predict Stock Market Crises in Africa. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(12), 554.
- Ranjan, A., & Goldsztein, G. (2022). An optimization of machine Learning approaches in the forecasting of global financial stability. *Journal of Student Research*, 11(4).

Filippopoulou, C., Galariotis, E., & Spyrou, S. (2020). An early warning system for predicting systemic banking crises in the Eurozone: A logit regression approach. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 172, 344-363.

Ali, J., Khan, R., Ahmad, N., & Maqsood, I. (2012). Random forests and decision trees. *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, 9(5), 272.

Tharwat, A. (2019). Parameter investigation of support vector machine classifier with kernel functions. *Knowledge and Information Systems*, 61, 1269-1302.