

L'impact de l'intelligence artificielle sur la gestion des risques financiers : une analyse comparative des approches traditionnelles et avancées

The Impact of Artificial Intelligence on Financial Risk Management: A Comparative Analysis of Traditional and Advanced Approaches.

Auteur 1 : KADIL Ghizlane.

Auteur 2 : ENNADIFI Imane.

Auteur 3 : AZOUGAGH Ahmed.

KADIL Ghizlane

Doctorante Université SIDI MOHAMED BEN ABDELLAH DE FES

Laboratoire de recherche : Laboratoire Interdisciplinaire de Recherche en Economie, Finance et Management des Organisations.

ENNADIFI Imane

Docteur chercheur

Université SIDI MOHAMED BEN ABDELLAH DE FES

Laboratoire Interdisciplinaire de Recherche en Economie, Finance et Management des Organisations.

AZOUGAGH Ahmed

Professeur de l'Enseignement Supérieur

Université Sidi Mohammed ben Abdellah / Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales de Fès

Laboratoire Interdisciplinaire de Recherche en Economie Finance et Management des Organisations LIREFMO

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 : KADIL .Gh, ENNADIFI .I & AZOUGAGH .A (2026) « L'impact de l'intelligence artificielle sur la gestion des risques financiers : une analyse comparative des approches traditionnelles et avancées », African Scientific Journal « Volume 03, Num 38 » pp: 001 – 031.



DOI : 10.5281/zenodo.22915071

Copyright © 2026 – ASJ



Résumé :

L'évolution rapide des technologies de l'intelligence artificielle transforme en profondeur les pratiques de gestion des risques financiers. Cet article analyse l'apport de l'intelligence artificielle dans l'évaluation des principaux risques financiers, notamment le risque de crédit, le risque de liquidité et le risque de marché, dans un contexte marqué par une incertitude macroéconomique croissante. En s'appuyant sur une approche analytique combinant revue de littérature, cadre conceptuel et simulations de scénarios de stress, l'étude met en évidence la capacité des modèles d'apprentissage automatique à améliorer la précision des prévisions et à mieux capter les relations non linéaires entre les variables économiques et financières. Les résultats montrent que l'intégration de l'intelligence artificielle dans les exercices de stress test permet une évaluation plus réaliste de la résilience des institutions financières, tout en renforçant l'anticipation des vulnérabilités potentielles. L'article conclut que l'intelligence artificielle constitue un levier stratégique complémentaire aux méthodes traditionnelles, contribuant à la modernisation des dispositifs d'évaluation des risques financiers et au renforcement de la stabilité du système financier.

Mots-clés : Intelligence artificielle, Gestion des risques financiers, Stress test, Stabilité financière

Abstract :

The rapid development of artificial intelligence technologies is profoundly transforming financial risk management practices. This article examines the contribution of artificial intelligence to the assessment of major financial risks, including credit risk, liquidity risk, and market risk, in an environment characterized by increasing macroeconomic uncertainty. Based on an analytical approach combining a literature review, a conceptual framework, and stress-scenario simulations, the study highlights the ability of machine learning models to enhance forecasting accuracy and to better capture non-linear relationships between economic and financial variables. The results show that integrating artificial intelligence into stress-testing exercises leads to a more realistic assessment of the resilience of financial institutions while improving the early identification of potential vulnerabilities. The article concludes that artificial intelligence should be viewed as a strategic complement to traditional methods, contributing to the modernization of financial risk assessment frameworks and to the strengthening of financial system stability.

Keywords: Artificial intelligence, Financial risk management, Stress testing, Financial stability

1.Introduction

L'intégration des technologies d'intelligence artificielle dans le secteur financier constitue aujourd'hui une transformation majeure des pratiques de gestion des risques. Dans un contexte marqué par une volatilité accrue des marchés, une croissance exponentielle des volumes de données et une complexification croissante des produits financiers, les méthodes traditionnelles de gestion des risques, fondées principalement sur des modèles statistiques linéaires et des jugements experts, montrent progressivement leurs limites (Hull, 2021). Les technologies d'intelligence artificielle, notamment les algorithmes d'apprentissage automatique, les réseaux de neurones profonds et les techniques d'analyse prédictive, offrent la capacité d'exploiter des ensembles de données volumineux et hétérogènes en temps réel, améliorant ainsi l'anticipation, la détection et la maîtrise des différents types de risques financiers (OECD, 2021 ; BIS, 2021).

La littérature académique récente souligne que l'intelligence artificielle représente un levier central de transformation des systèmes de contrôle et d'aide à la décision dans la gestion des risques financiers. Plusieurs travaux mettent en évidence la capacité des modèles d'apprentissage automatique à améliorer la précision des prévisions de risque, à intégrer des relations non linéaires complexes et à automatiser les processus de détection d'anomalies et de fraudes (Khandani et al., 2010 ; Bussmann et al., 2021). Dans le secteur bancaire, l'utilisation de ces technologies permet notamment de renforcer l'évaluation du risque de crédit, du risque de marché et du risque opérationnel, en dépassant les limites structurelles des approches traditionnelles (Danielsson et al., 2021 ; Gomber et al., 2022).

Par ailleurs, le recours à des techniques avancées telles que l'analyse des données massives, le traitement automatique du langage et les approches d'intelligence artificielle explicable contribue à une prise de décision plus robuste et plus transparente dans les environnements financiers contemporains (Barredo Arrieta et al., 2020 ; Molnar, 2022). Toutefois, malgré leurs avantages, ces technologies soulèvent également des défis importants liés à la qualité des données, à l'interprétabilité des modèles, aux biais algorithmiques et à la conformité aux exigences réglementaires, en particulier dans des contextes de supervision prudentielle exigeants (Rudin, 2019 ; OECD, 2023).

Dans le contexte des économies émergentes, et plus particulièrement au Maroc, l'intégration de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques financiers prend une dimension spécifique. Le

système financier marocain, caractérisé par une stabilité relative et un cadre prudentiel en constante évolution, fait face à des enjeux liés à la digitalisation croissante des services financiers et à l'essor des technologies financières. Les rapports institutionnels récents soulignent que l'adoption progressive de solutions fondées sur l'intelligence artificielle par les établissements bancaires marocains contribue au renforcement des dispositifs de gestion du risque de crédit, de la fraude et de la conformité réglementaire, ainsi qu'à l'amélioration des exercices de stress test (Bank Al-Maghrib, 2022 ; Bank Al-Maghrib, 2024). Toutefois, cette transition demeure conditionnée par plusieurs facteurs, notamment la disponibilité de données de qualité, le développement des compétences analytiques et l'adaptation du cadre réglementaire national.

Malgré l'intérêt croissant porté à l'intelligence artificielle dans la gestion des risques financiers, la littérature existante met en évidence la nécessité d'approfondir l'analyse comparative de ses apports par rapport aux méthodes conventionnelles. Si de nombreux travaux se concentrent sur des applications spécifiques, telles que l'évaluation du risque de crédit, la prévision des marchés ou la détection de la fraude, l'analyse intégrée de la contribution de l'intelligence artificielle à différentes dimensions du risque financier demeure un champ de recherche à approfondir. Une telle approche apparaît particulièrement pertinente pour apprécier non seulement les performances potentielles de ces technologies, mais également leurs limites et leurs conditions d'intégration dans les dispositifs de gestion des risques.

Dans cette perspective, la problématique centrale de cette recherche est formulée comme suit : dans quelle mesure l'intégration de l'intelligence artificielle permet-elle d'améliorer l'évaluation et la gestion des risques financiers par rapport aux approches traditionnelles ? Cette problématique conduit également à examiner les conditions dans lesquelles les technologies d'intelligence artificielle peuvent contribuer à renforcer les dispositifs de gestion des risques, tout en tenant compte des contraintes méthodologiques, organisationnelles et réglementaires associées à leur utilisation, notamment dans le contexte du secteur financier marocain.

L'objectif principal de cet article est ainsi d'analyser l'apport des technologies d'intelligence artificielle à la gestion des risques financiers en les mettant en perspective avec les approches traditionnelles. Plus spécifiquement, la recherche vise à examiner leur contribution à l'évaluation de plusieurs dimensions du risque financier, notamment le risque de crédit, le risque de marché et le risque de liquidité, ainsi qu'à l'optimisation des portefeuilles et à la réalisation de tests de

résistance. Elle cherche également à identifier les principales limites associées à leur utilisation, notamment en matière de qualité des données, d'interprétabilité des modèles, de gouvernance et de conformité réglementaire.

Afin de répondre à cette problématique et d'atteindre les objectifs fixés, l'article est structuré en plusieurs sections complémentaires. Après cette introduction, la deuxième section présente la revue de la littérature relative à la gestion des risques financiers, à l'émergence des technologies d'intelligence artificielle en finance et à leurs principales applications. La troisième section développe le cadre conceptuel de la recherche et met en perspective les approches traditionnelles et celles fondées sur l'intelligence artificielle. La quatrième section expose la démarche méthodologique retenue, reposant sur une approche analytique et comparative ainsi que sur la simulation de différents scénarios de stress. La cinquième section présente et analyse les résultats obtenus concernant les différentes dimensions du risque financier étudiées. Enfin, la sixième section discute les principaux résultats au regard de la littérature existante, avant de présenter les implications, les limites de l'étude et les perspectives de recherche.

2. Revue de littérature

2.1. La gestion traditionnelle des risques financiers

La gestion traditionnelle des risques financiers constitue le socle historique des dispositifs de contrôle et de supervision au sein des institutions financières. Elle repose sur l'identification, la mesure et la maîtrise des risques susceptibles d'affecter la stabilité financière, la solvabilité et la performance des établissements. Dans la littérature financière contemporaine, cette approche est généralement structurée autour des principales catégories de risques, à savoir le risque de crédit, le risque de marché, le risque de liquidité et le risque opérationnel, qui font l'objet de cadres méthodologiques distincts mais complémentaires (Hull, 2021).

Les méthodes traditionnelles de gestion des risques financiers s'appuient principalement sur des modèles statistiques et économétriques fondés sur l'analyse de données historiques. Dans le cas du risque de marché, la Value at Risk demeure l'un des outils les plus largement utilisés pour estimer les pertes potentielles associées à des mouvements défavorables des marchés financiers. Cette mesure est souvent complétée par des modèles de volatilité conditionnelle, tels que les modèles ARCH et GARCH, qui permettent de capter la dynamique temporelle de la volatilité des rendements (McNeil, Frey et Embrechts, 2022). Ces outils ont été intégrés de manière systématique

dans les dispositifs prudentiels internationaux, en particulier dans le cadre des accords de Bâle, afin d'encadrer l'exposition au risque des institutions financières.

En matière de risque de crédit, la gestion traditionnelle repose essentiellement sur des modèles de scoring statistiques, principalement fondés sur la régression logistique et les méthodes paramétriques classiques. Ces modèles visent à estimer la probabilité de défaut des emprunteurs à partir de variables financières, comptables et socio-économiques observables. Bien que ces approches aient contribué à standardiser l'évaluation du risque de crédit et à améliorer la discipline de marché, plusieurs travaux récents soulignent leur sensibilité aux hypothèses de stabilité des relations entre variables explicatives et comportements de défaut, notamment en période de crise ou de rupture structurelle (Thomas, Crook et Edelman, 2022).

La gestion du risque de liquidité et du risque opérationnel repose également sur des approches traditionnelles fondées sur des indicateurs quantitatifs, des seuils réglementaires et des analyses de scénarios. Les stress tests constituent un outil central dans ce cadre, permettant d'évaluer la capacité des institutions financières à faire face à des chocs macroéconomiques défavorables ou à des perturbations de marché sévères. Toutefois, des études récentes montrent que l'efficacité de ces exercices demeure fortement dépendante des hypothèses retenues et de la qualité des scénarios simulés, ce qui peut conduire à une sous-estimation des risques systémiques dans des environnements caractérisés par une forte incertitude (Borio, 2022).

Malgré leur rôle fondamental dans la structuration de la gestion des risques financiers, les approches traditionnelles font l'objet de critiques croissantes dans la littérature récente. Plusieurs auteurs mettent en évidence leurs limites face à la complexité accrue des marchés financiers, à l'interconnexion des institutions et à l'augmentation significative des volumes de données disponibles. En particulier, l'hypothèse de distributions stationnaires, la linéarité des relations modélisées et la dépendance exclusive à des données historiques réduisent la capacité de ces modèles à anticiper les événements extrêmes et les crises financières majeures (Danielsson et al., 2021).

Dans ce contexte, la littérature récente souligne que, si la gestion traditionnelle des risques financiers demeure indispensable pour assurer une base normative et réglementaire solide, elle apparaît de moins en moins suffisante pour appréhender des environnements financiers caractérisés par des dynamiques non linéaires, des chocs exogènes rapides et des interdépendances complexes.

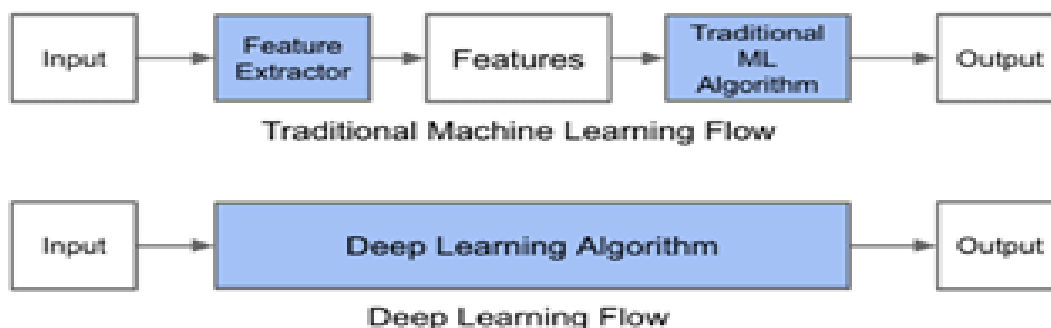
Ces limites constituent un point de départ essentiel pour comprendre l'émergence progressive de nouvelles approches fondées sur l'intelligence artificielle, qui visent à compléter, voire à dépasser, les outils traditionnels de gestion des risques.

2.2. L'émergence des technologies de l'intelligence artificielle en finance

L'émergence des technologies de l'intelligence artificielle en finance s'inscrit dans un mouvement plus large de transformation numérique des systèmes financiers, marqué par l'augmentation significative des volumes de données, l'accélération des flux d'information et la complexification des décisions économiques. L'intelligence artificielle désigne un ensemble de méthodes et de techniques permettant aux systèmes informatiques d'apprendre à partir des données, d'identifier des régularités complexes et de produire des prédictions ou des décisions de manière autonome. Dans le secteur financier, ces technologies ont progressivement dépassé le cadre expérimental pour s'intégrer aux fonctions stratégiques des institutions, notamment dans les domaines de la gestion des risques, de la conformité, de la finance de marché et des services bancaires (OECD, 2021).

Le développement récent de l'intelligence artificielle en finance repose principalement sur les progrès du machine learning et du deep learning. Les algorithmes d'apprentissage supervisé, tels que les forêts aléatoires, les méthodes de boosting ou les réseaux de neurones artificiels, permettent de modéliser des relations non linéaires complexes entre un grand nombre de variables explicatives. Par ailleurs, les approches non supervisées, comme les méthodes de clustering ou de réduction de dimension, sont mobilisées pour détecter des structures latentes dans les données financières et identifier des comportements atypiques.

Figure 1 : Différence entre machine learning et deep learning



Source : Alasiry et al (2020)

Les avancées du deep learning, notamment les réseaux de neurones récurrents et les architectures de type LSTM, ont renforcé la capacité des modèles à analyser les séries temporelles financières et à intégrer des dépendances dynamiques de long terme (Goodfellow, Bengio et Courville, 2016 ; Lim et al., 2021).

Un facteur déterminant de la diffusion de l'intelligence artificielle en finance réside dans l'essor du Big Data financier. Les institutions financières disposent désormais de données transactionnelles à haute fréquence, de données comportementales issues des interactions numériques, ainsi que de données non structurées provenant de sources textuelles et médiatiques. Cette abondance informationnelle a favorisé l'adoption de techniques d'intelligence artificielle capables de traiter simultanément des données hétérogènes et volumineuses, dépassant les capacités des méthodes économétriques traditionnelles (Varian, 2019 ; Gomber et al., 2022).

La littérature récente met en évidence que l'intelligence artificielle ne se limite plus à un rôle d'outil d'aide à la décision, mais tend à devenir un composant central des architectures décisionnelles financières. Dans le domaine bancaire, les technologies d'intelligence artificielle sont mobilisées pour automatiser les processus d'octroi de crédit, améliorer la surveillance des portefeuilles et optimiser la gestion du capital économique. Sur les marchés financiers, elles contribuent à l'analyse prédictive, à la gestion algorithmique des portefeuilles et à l'anticipation des risques de marché dans des environnements fortement volatils (BIS, 2021).

Toutefois, l'essor de l'intelligence artificielle en finance s'accompagne de préoccupations croissantes relatives à la fiabilité, à la transparence et à la gouvernance des modèles. La complexité de certains algorithmes, en particulier ceux fondés sur le deep learning, pose des défis en matière d'interprétabilité et de traçabilité des décisions. Ces enjeux sont particulièrement sensibles dans les fonctions critiques, telles que la gestion des risques et la conformité réglementaire, où la justification des décisions constitue une exigence fondamentale. Plusieurs travaux récents soulignent ainsi la nécessité d'encadrer l'usage de l'intelligence artificielle par des principes de gouvernance des modèles et par le développement de méthodes d'intelligence artificielle explicable, afin de concilier performance prédictive et exigences réglementaires (Bussmann et al., 2021 ; Molnar, 2022).

Dans ce contexte, les institutions internationales jouent un rôle central dans l'accompagnement de cette transition technologique. La Banque des Règlements Internationaux souligne que

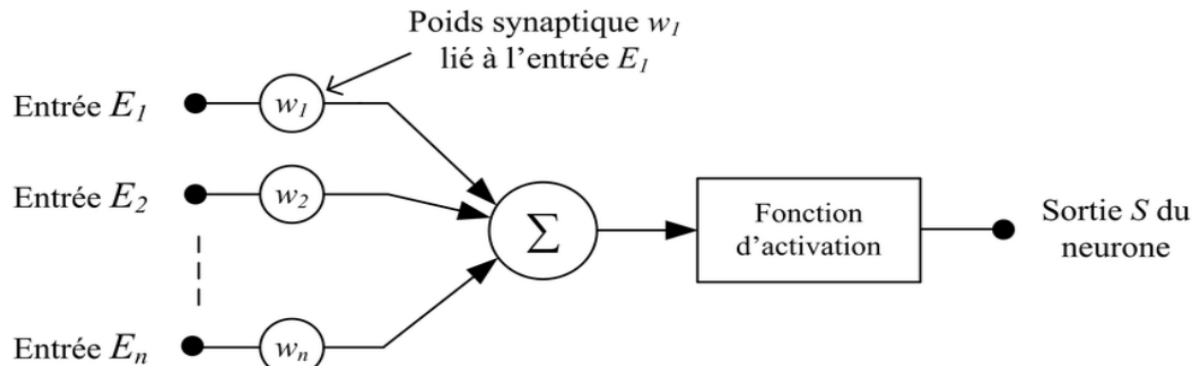
l'intelligence artificielle offre des opportunités significatives d'amélioration de l'efficacité et de la résilience du système financier, tout en appelant à une adoption prudente et progressive, fondée sur une maîtrise des risques technologiques et opérationnels associés (BIS, 2021). Cette position reflète un consensus émergent dans la littérature, selon lequel l'intelligence artificielle constitue moins une rupture radicale qu'une évolution complémentaire aux cadres traditionnels, appelée à transformer en profondeur les pratiques financières lorsqu'elle est intégrée de manière responsable.

2.3. Applications de l'intelligence artificielle à la gestion des risques financiers

La littérature récente met en évidence une intégration croissante des technologies d'intelligence artificielle dans les dispositifs de gestion des risques financiers. Cette évolution s'explique par la capacité des algorithmes d'apprentissage automatique à traiter des volumes importants de données, à capter des relations non linéaires complexes et à améliorer la performance prédictive des modèles par rapport aux approches traditionnelles. Les applications de l'intelligence artificielle couvrent aujourd'hui l'ensemble des principales catégories de risques financiers, notamment le risque de crédit, le risque de marché, le risque opérationnel et le risque systémique.

Dans le domaine du risque de crédit, l'intelligence artificielle est principalement mobilisée pour améliorer l'estimation de la probabilité de défaut des emprunteurs. De nombreuses études empiriques montrent que les modèles fondés sur le machine learning, tels que les forêts aléatoires, les méthodes de boosting ou les réseaux de neurones artificiels, offrent une précision supérieure aux modèles statistiques classiques, en particulier dans des contextes caractérisés par des données hétérogènes et des comportements non linéaires. Les travaux de Bussmann et al., (2021), confirmés par des études plus récentes, soulignent que ces modèles permettent de réduire significativement les erreurs de classification et d'améliorer la robustesse des systèmes de notation interne (Bussmann et al., 2021 ; Kou et al., 2021). Toutefois, la littérature récente insiste également sur la nécessité de concilier performance prédictive et interprétabilité des décisions, notamment dans un contexte réglementaire exigeant.

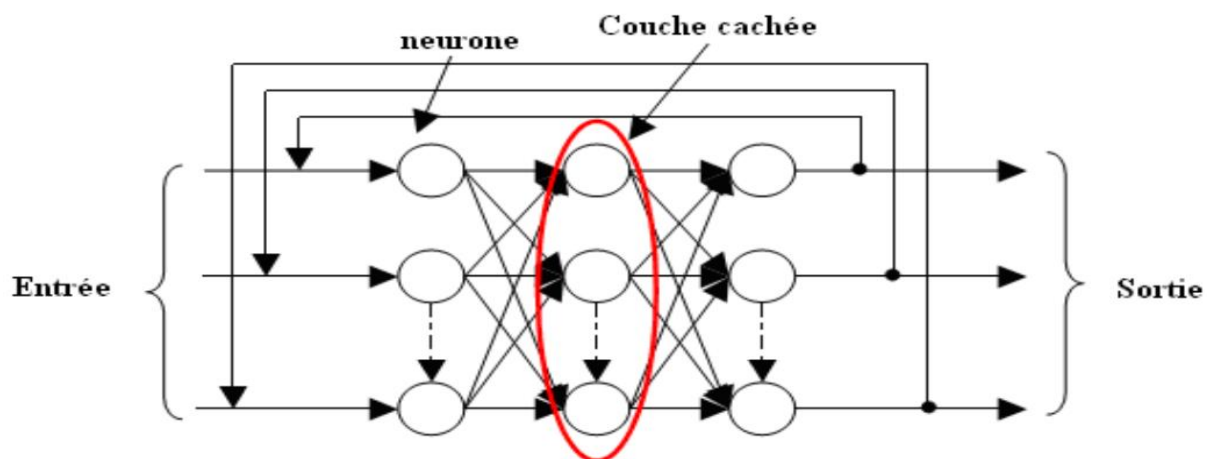
Figure 2 : Schéma de la structure d'un neurone artificiel



Source : Benoit Larras (2015)

En matière de risque de marché, les applications de l'intelligence artificielle se concentrent principalement sur la prévision de la volatilité, l'anticipation des mouvements extrêmes et la gestion dynamique des portefeuilles. Les modèles de deep learning, en particulier les réseaux de neurones récurrents de type LSTM, sont largement utilisés pour analyser les séries temporelles financières et capturer des dépendances de long terme difficilement identifiables par les modèles économétriques traditionnels. Plusieurs études récentes montrent que ces approches permettent d'améliorer la précision des prévisions de volatilité et la détection des risques extrêmes, notamment en période de forte instabilité des marchés financiers (Krauss, Do et Huck, 2017 ; Lim et al., 2021 ; Kuo et al., 2021).

Figure 3 : Réseau de neurones récurrent



Source : Kriger, 2007

L'intelligence artificielle joue également un rôle central dans la gestion du risque opérationnel et de la fraude. Les institutions financières utilisent de plus en plus des algorithmes d'apprentissage automatique pour surveiller les transactions en temps réel, détecter des comportements anormaux et s'adapter rapidement à l'évolution des schémas de fraude. Les approches fondées sur le machine learning permettent d'intégrer un grand nombre de variables transactionnelles et comportementales, améliorant ainsi la capacité de détection par rapport aux systèmes basés sur des règles fixes. Des travaux récents mettent en évidence que ces modèles offrent des gains significatifs en termes de rapidité, de précision et de réduction des faux positifs, contribuant à une meilleure maîtrise du risque opérationnel (Carcillo et al., 2021 ; Dal Pozzolo et al., 2022).

Au-delà des risques microfinanciers, la littérature explore de plus en plus l'utilisation de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques systémiques et macrofinanciers. Certaines études montrent que les techniques d'apprentissage automatique peuvent être utilisées pour identifier des signaux précoces d'instabilité financière, analyser les interconnexions entre institutions et renforcer les dispositifs de surveillance prudentielle. Aikman et al. (2019) ainsi que des travaux plus récents soulignent le potentiel de ces approches pour compléter les outils traditionnels de suivi du risque systémique, notamment dans des environnements financiers fortement interconnectés.

Toutefois, malgré ces avancées, la littérature souligne que l'intégration de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques financiers demeure confrontée à plusieurs défis. Les questions liées à la qualité des données, à la robustesse des modèles, à l'explicabilité des décisions et à la conformité réglementaire constituent des enjeux majeurs. À cet égard, les autorités de supervision insistent sur la nécessité d'un encadrement rigoureux des modèles d'intelligence artificielle utilisés dans les fonctions critiques, afin de limiter les risques technologiques et de préserver la stabilité financière.

2.4. Limites et lacunes de la littérature existante

L'essor des technologies d'intelligence artificielle dans la gestion des risques financiers s'accompagne d'enjeux majeurs relatifs à l'interprétabilité des modèles, à leur gouvernance et à leur encadrement réglementaire. Si les performances prédictives élevées des algorithmes d'apprentissage automatique constituent un avantage indéniable, leur complexité croissante soulève des interrogations quant à la compréhension des mécanismes décisionnels sous-jacents, en

particulier lorsque ces modèles sont mobilisés dans des fonctions critiques telles que l'octroi de crédit, la mesure du capital économique ou la détection des risques extrêmes.

La question de l'interprétabilité occupe une place centrale dans la littérature récente. De nombreux modèles d'intelligence artificielle, notamment ceux fondés sur le deep learning, sont souvent qualifiés de boîtes noires en raison de la difficulté à expliquer de manière transparente la relation entre les variables d'entrée et les décisions produites. Cette opacité constitue un frein à leur adoption dans le secteur financier, où la justification des décisions et la traçabilité des processus sont des exigences fondamentales, tant pour les gestionnaires de risques que pour les autorités de supervision. Des travaux récents soulignent que l'absence d'explicabilité peut accroître le risque de biais algorithmiques, limiter la détection d'erreurs de modélisation et fragiliser la confiance des parties prenantes (Molnar, 2022 ; Rudin, 2019).

Face à ces limites, la littérature met en avant le développement de l'intelligence artificielle explicable comme une réponse potentielle aux défis d'interprétabilité. Les approches d'IA explicable visent à fournir des outils permettant d'interpréter les décisions des modèles complexes, tout en préservant un niveau de performance prédictive élevé. Dans le domaine de la gestion des risques financiers, plusieurs études montrent que l'intégration de méthodes explicatives améliore l'acceptabilité des modèles d'intelligence artificielle et facilite leur alignement avec les exigences réglementaires, notamment dans le cadre des systèmes de notation interne du risque de crédit (Bussmann et al., 2021 ; Barredo Arrieta et al., 2020).

Au-delà de l'interprétabilité, la gouvernance des modèles d'intelligence artificielle constitue un enjeu central pour les institutions financières. La littérature récente insiste sur la nécessité de mettre en place des dispositifs de gouvernance robustes couvrant l'ensemble du cycle de vie des modèles, depuis la conception et l'entraînement jusqu'au déploiement et au suivi en production. Ces dispositifs incluent notamment la gestion de la qualité des données, la validation indépendante des modèles, la surveillance continue des performances et la mise à jour régulière des algorithmes afin de limiter les risques de dérive des modèles dans le temps (model drift). L'absence de gouvernance adéquate peut exposer les institutions à des risques opérationnels accrus et compromettre la fiabilité des décisions fondées sur l'intelligence artificielle (OECD, 2023).

Sur le plan réglementaire, les autorités de supervision financière adoptent une approche de plus en plus prudente à l'égard de l'utilisation de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques. Les

institutions internationales, notamment la Banque des Règlements Internationaux, soulignent que si l'intelligence artificielle offre des opportunités significatives d'amélioration de l'efficacité et de la résilience du système financier, elle peut également introduire de nouveaux risques liés à la complexité des modèles, à la dépendance aux données et à la concentration technologique (BIS, 2021). Dans cette perspective, les régulateurs insistent sur la nécessité de maintenir une responsabilité humaine dans les décisions critiques et de garantir la conformité des modèles d'intelligence artificielle aux principes prudentiels existants.

La littérature récente met également en évidence l'émergence de cadres réglementaires visant à encadrer plus spécifiquement l'utilisation de l'intelligence artificielle. En Europe, par exemple, les discussions autour de l'AI Act reflètent une volonté d'instaurer une approche fondée sur les risques, imposant des exigences accrues de transparence, de gouvernance et de contrôle pour les systèmes d'intelligence artificielle utilisés dans des domaines sensibles, dont la finance. Ces évolutions réglementaires renforcent l'idée selon laquelle l'intégration de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques financiers doit s'inscrire dans une démarche progressive, encadrée et alignée sur les principes de stabilité financière et de protection des parties prenantes (European Commission, 2024).

2.5. Fondements théoriques des variables retenues

Le choix des variables mobilisées dans cette recherche s'appuie sur les travaux consacrés à l'analyse macrofinancière et aux exercices de stress test. Ces derniers reposent généralement sur l'identification de facteurs macroéconomiques susceptibles d'affecter la solvabilité, la liquidité et l'exposition aux risques des institutions financières. Dans cette perspective, les variables telles que la croissance économique, les taux d'intérêt, les taux de change et les conditions de financement occupent une place importante dans la construction des scénarios de stress, dans la mesure où leur évolution peut influencer simultanément la qualité des actifs, la capacité de remboursement des emprunteurs et la valeur des expositions financières (Čihák, 2007 ; Adrian et al., 2020).

La croissance économique constitue notamment une variable importante dans l'analyse du risque financier. Une détérioration de l'activité économique peut affecter les revenus des ménages et des entreprises et, par conséquent, leur capacité à honorer leurs engagements financiers. Dans les modèles de stress test macrofinanciers, l'évolution du PIB est ainsi fréquemment mise en relation avec des paramètres de risque tels que les créances non performantes et les probabilités de défaut.

Les taux d'intérêt constituent également un facteur déterminant, puisqu'une modification des conditions monétaires peut influencer le coût du financement, la capacité de remboursement des emprunteurs ainsi que la valorisation des actifs financiers. Les taux de change et les prix des actifs peuvent, de leur côté, constituer des canaux supplémentaires de transmission des chocs macroéconomiques vers le système financier.

L'intégration de ces variables dans les scénarios retenus permet ainsi d'examiner la réaction des indicateurs de risque à différentes configurations macrofinancières. Leur sélection ne repose donc pas uniquement sur les besoins de la simulation, mais s'inscrit dans les pratiques établies de stress testing, qui consistent à traduire des scénarios macroéconomiques défavorables en effets potentiels sur le risque de crédit, le risque de marché, la liquidité et la solvabilité des institutions financières (Čihák, 2007 ; Adrian et al., 2020).

Parallèlement, le recours à l'intelligence artificielle se justifie par la capacité des modèles d'apprentissage automatique à traiter simultanément un nombre important de variables et à modéliser des relations complexes et non linéaires. Dans le domaine du risque de crédit, Khandani et al. (2010) montrent notamment que les techniques de machine learning peuvent être mobilisées pour construire des modèles non paramétriques et non linéaires de prévision du risque de défaut. Plus largement, les développements récents en matière d'apprentissage profond permettent d'intégrer des variables statiques, des informations connues à l'avance et différentes séries temporelles dans des dispositifs de prévision multihorizon, tout en améliorant l'interprétation de l'importance relative des variables mobilisées (Lim et al., 2021).

Sur cette base, la présente recherche retient principalement des variables macroéconomiques et financières associées à la croissance économique, à l'inflation, aux taux d'intérêt, aux taux de change et aux conditions de financement afin de construire les scénarios de stress. Ces variables sont mobilisées pour analyser plusieurs dimensions du risque financier, notamment le risque de crédit, le risque de marché et le risque de liquidité. Leur utilisation dans un cadre comparatif permet d'examiner dans quelle mesure les modèles fondés sur l'intelligence artificielle peuvent compléter les approches traditionnelles en captant des interactions complexes entre les conditions macroéconomiques et les indicateurs de vulnérabilité financière.

3. Méthodologie de recherche

Cette recherche adopte une démarche quantitative, analytique et comparative fondée sur l'exploitation de données publiques et sur la simulation de scénarios de stress. Elle vise à analyser l'impact potentiel de l'intégration des technologies d'intelligence artificielle dans la gestion des risques financiers en comparant leurs résultats à ceux obtenus à partir d'approches traditionnelles. La démarche repose sur l'application de scénarios macrofinanciers identiques aux deux cadres méthodologiques afin d'examiner leurs différences en matière d'évaluation des pertes potentielles, de sensibilité aux chocs et d'identification des vulnérabilités financières. Le stress test est ainsi mobilisé comme un outil d'analyse prospective permettant d'apprécier la résilience des institutions financières face à différentes configurations économiques et financières défavorables.

3.1. Approche générale de la recherche

Cette recherche s'inscrit dans un positionnement épistémologique à dominante positiviste, dans la mesure où elle vise à analyser de manière structurée et objectivable les différences entre les approches traditionnelles de gestion des risques financiers et celles intégrant des techniques d'intelligence artificielle. Ce positionnement est cohérent avec l'objectif de l'étude, qui consiste à comparer les résultats obtenus dans les deux cadres méthodologiques à partir de données et de scénarios de stress communs appliqués à différentes dimensions du risque financier.

Le mode de raisonnement adopté est principalement déductif, à visée analytique et comparative, tout en conservant une dimension exploratoire. La recherche s'appuie d'abord sur les enseignements issus de la littérature consacrée à l'intelligence artificielle, à la gestion des risques financiers et aux stress tests afin d'orienter le choix des dimensions du risque, des variables macroéconomiques et financières ainsi que des scénarios mobilisés dans l'analyse. Ces éléments sont ensuite examinés dans un cadre de simulation permettant de comparer les résultats issus des méthodes traditionnelles à ceux obtenus à partir de modèles intégrant des techniques d'intelligence artificielle. La démarche ne vise donc pas à tester des hypothèses causales formalisées, mais à apprécier, dans un environnement analytique comparable, l'apport potentiel de l'intelligence artificielle à l'évaluation des risques financiers.

L'approche retenue repose sur une comparaison entre deux cadres méthodologiques distincts de gestion des risques financiers. Le premier cadre correspond à une méthodologie traditionnelle de stress test, fondée sur des relations paramétriques entre variables macroéconomiques et indicateurs

financiers, telles qu'elles sont communément utilisées dans les dispositifs de surveillance prudentielle. Le second cadre intègre des modèles d'intelligence artificielle appliqués aux mêmes données et aux mêmes scénarios macrofinanciers, afin d'évaluer l'apport spécifique de ces technologies en termes de précision, de sensibilité et de capacité d'anticipation des risques.

Cette approche comparative vise à examiner les différences observées entre les résultats produits par les deux cadres méthodologiques, tout en maintenant des conditions macroéconomiques et des scénarios de stress comparables. Elle s'inscrit dans une perspective exploratoire visant à analyser le potentiel de l'intelligence artificielle comme outil complémentaire aux méthodes traditionnelles de gestion des risques financiers, sans prétendre se substituer aux cadres réglementaires existants.

3.2. Périmètre d'étude et données utilisées

Le périmètre de cette recherche est centré sur le secteur financier marocain, avec une attention particulière portée aux mécanismes de transmission des chocs macroéconomiques vers les principaux indicateurs de risque financier. Ce choix permet d'inscrire l'analyse dans un environnement institutionnel déterminé et d'examiner l'apport potentiel de l'intelligence artificielle à l'évaluation du risque de crédit, du risque de marché et du risque de liquidité.

L'étude repose exclusivement sur des données secondaires, publiques et agrégées. Les informations mobilisées concernent principalement les variables macroéconomiques et financières utilisées dans la construction des scénarios de stress, notamment la croissance du PIB, l'inflation, les taux d'intérêt, les taux de change et les conditions de financement, auxquelles sont associés des indicateurs permettant d'apprécier l'évolution des différentes dimensions du risque financier étudiées. Les données sont principalement issues des publications et bases statistiques de Bank Al-Maghrib, complétées, lorsque cela est nécessaire, par des données provenant de bases institutionnelles internationales reconnues.

Ces données constituent le socle informationnel utilisé pour définir les conditions initiales de l'analyse et construire les différents scénarios macrofinanciers. À partir de ces informations, des chocs hypothétiques mais plausibles sont appliqués aux variables retenues afin d'examiner leur transmission aux indicateurs de risque. Les mêmes données de référence et les mêmes scénarios sont utilisés dans le cadre traditionnel et dans le cadre intégrant l'intelligence artificielle, afin de garantir la comparabilité des résultats obtenus.

3.3. Construction des scénarios de stress

Les scénarios de stress sont élaborés afin de refléter différents degrés de détérioration des conditions macroéconomiques et financières. Ils reposent sur des chocs hypothétiques mais plausibles affectant simultanément plusieurs variables clés, telles que la croissance économique, le coût du financement, la qualité des actifs et les flux financiers externes. Ces scénarios visent à reproduire des situations de tension susceptibles de mettre à l'épreuve la solvabilité et la liquidité des institutions financières.

L'analyse intègre également des scénarios combinés permettant d'évaluer l'impact simultané de plusieurs sources de risque, notamment le risque de crédit, le risque de liquidité et le risque de marché. Cette approche vise à tenir compte des interdépendances croissantes entre les différentes catégories de risques et à analyser les mécanismes de propagation des chocs au sein du système financier. Les scénarios sont appliqués de manière identique aux deux cadres méthodologiques afin d'assurer la comparabilité des résultats.

3.4. Intégration des modèles d'intelligence artificielle

Dans le cadre enrichi par l'intelligence artificielle, des modèles d'apprentissage automatique sont mobilisés pour estimer l'impact des scénarios de stress sur les indicateurs de risque. Ces modèles sont entraînés à partir de données historiques et permettent de capturer des relations non linéaires et des interactions complexes entre variables macroéconomiques et financières. Contrairement aux approches traditionnelles, les modèles d'intelligence artificielle offrent une capacité d'adaptation dynamique aux évolutions des données, ce qui améliore la sensibilité des estimations de risque face à des chocs sévères.

L'utilisation de l'intelligence artificielle permet également de réduire les délais de simulation des stress tests et d'accroître la granularité de l'analyse, en identifiant plus précisément les segments du système financier les plus exposés aux chocs macrofinanciers. Une attention particulière est portée à la cohérence économique des résultats et à l'interprétabilité des modèles, afin de limiter les risques liés à l'opacité algorithmique et de garantir la robustesse des conclusions.

3.5. Évaluation et comparaison des résultats

L'évaluation des performances des deux cadres méthodologiques repose sur leur capacité à mesurer les pertes potentielles sous stress, à détecter les vulnérabilités structurelles et à rendre compte de la résilience globale du système financier. L'analyse comparative permet d'examiner dans quelle

mesure l'intégration de l'intelligence artificielle améliore la qualité des résultats des stress tests par rapport aux approches traditionnelles.

Des analyses de robustesse sont réalisées afin de tester la stabilité des résultats face à des variations des hypothèses macroéconomiques et des paramètres des modèles. Cette étape permet d'évaluer la fiabilité des conclusions et de mettre en évidence les conditions sous lesquelles l'intelligence artificielle constitue un apport significatif à la gestion des risques financiers.

4. Résultats

Cette section présente les résultats issus de l'application comparative des stress tests traditionnels et des stress tests intégrant des technologies d'intelligence artificielle. L'objectif est d'analyser de manière empirique les différences de performance entre ces deux approches dans l'évaluation de la résilience financière face à des scénarios macroéconomiques défavorables.

Les premiers résultats concernent l'analyse comparative des pertes en capital estimées à travers différents scénarios économiques de stress, en mobilisant à la fois la méthode traditionnelle et une approche fondée sur l'intelligence artificielle. Les données présentées montrent une augmentation progressive des pertes en capital à mesure que les scénarios deviennent plus sévères, traduisant une détérioration croissante des conditions macroéconomiques simulées.

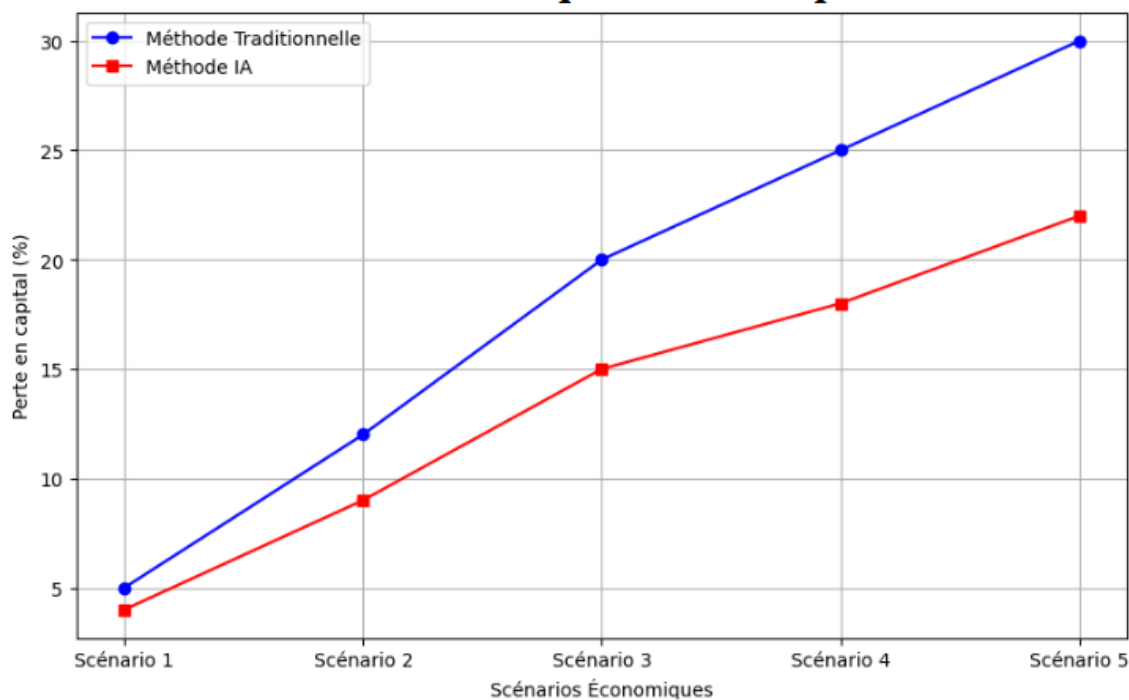
Toutefois, une différence notable apparaît entre les deux méthodes d'évaluation. Pour l'ensemble des scénarios analysés, les pertes estimées par la méthode basée sur l'intelligence artificielle demeurent systématiquement inférieures à celles obtenues à l'aide de l'approche traditionnelle. Cette divergence s'accroît particulièrement dans les scénarios de stress élevé, où l'écart entre les deux méthodes devient plus marqué. Par exemple, dans les scénarios les plus défavorables, la méthode traditionnelle tend à surestimer les pertes en capital, tandis que l'approche par IA fournit des estimations plus modérées et plus graduelles.

Tableau 1 : Comparaison des scénarios de stress pour une banque selon la méthode traditionnelle et l'IA

Scénarios économiques	Pertes en capital – Méthode traditionnelle (%)	Pertes en capital – Méthode IA (%)
Scénario 1	5	4
Scénario 2	12	9
Scénario 3	20	15
Scénario 4	25	18
Scénario 5	30	22

Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

Figure 4 : Évolution des pertes en capital sous différents scénarios de stress selon les approches traditionnelle et fondée sur l'intelligence artificielle



Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

Par ailleurs, des tests de résistance ont été réalisés afin d'évaluer la capacité de résilience du système bancaire face à une diversité de chocs économiques. Ces exercices reposent sur la simulation de plusieurs configurations macroéconomiques distinctes, allant d'un scénario de référence reflétant l'évolution attendue des fondamentaux économiques à des scénarios de stress sévère caractérisés par une dégradation marquée des conditions macrofinancières. L'analyse

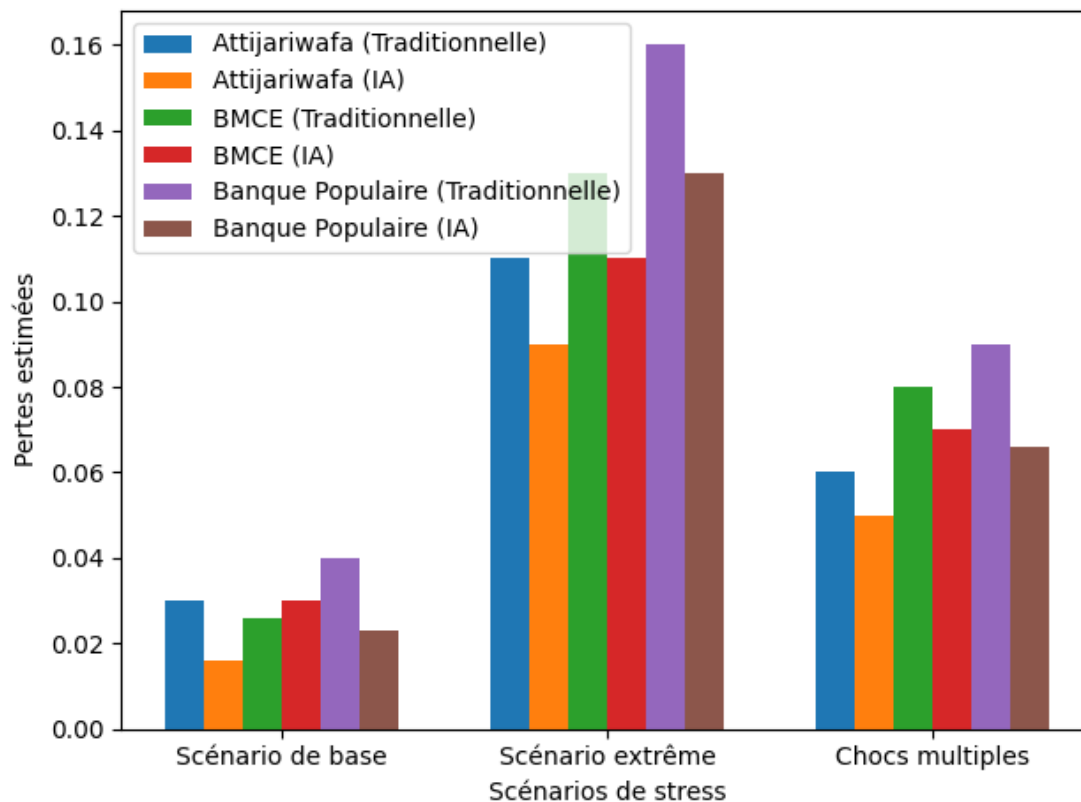
intègre également des situations combinant des chocs simultanés affectant plusieurs sources de risque, permettant ainsi d’appréhender les interactions et les effets cumulés susceptibles d’amplifier les vulnérabilités du système bancaire.

Tableau 2 : Résultats de la simulation comparative des tests de résistance selon les approches traditionnelles et fondées sur l’intelligence artificielle pour les principales banques marocaines

Scénarios de stress	Attijariwafa (Traditionnelle)	Attijariwafa (IA)	BMCE (Traditionnelle)	BMC E (IA)	Banque Populaire (Traditionnelle)	Banque Populaire (IA)
Scénario de base	0,03	0,016	0,026	0,03	0,04	0,023
Scénario extrême	0,11	0,09	0,13	0,11	0,16	0,13
Chocs multiples	0,06	0,05	0,08	0,07	0,09	0,066

Source : Élaboration de l’auteur à partir de simulations.

Figure 5 : Analyse comparative des scénarios de stress bancaire selon les approches traditionnelles et fondées sur l’intelligence artificielle



Source : Élaboration de l’auteur à partir de simulations.

Les résultats des tests de résistance montrent que l'intégration des modèles fondés sur l'intelligence artificielle modifie sensiblement l'évaluation des pertes potentielles du système bancaire par rapport aux approches traditionnelles. Pour l'ensemble des banques et des scénarios de stress analysés, les estimations issues des méthodes traditionnelles mettent en évidence une augmentation progressive des pertes à mesure que la sévérité des chocs économiques s'intensifie. Cette dynamique est particulièrement marquée dans le scénario extrême, où les pertes estimées atteignent leurs niveaux les plus élevés, traduisant une forte sensibilité des modèles classiques aux détériorations macroéconomiques sévères.

En comparaison, les résultats obtenus à l'aide des méthodes fondées sur l'intelligence artificielle présentent des niveaux de pertes globalement inférieurs, tout en conservant une hiérarchie similaire entre les scénarios et les établissements bancaires. Cette différence suggère que les modèles d'apprentissage automatique intègrent de manière plus fine les interactions complexes entre variables macroéconomiques et indicateurs financiers, conduisant à une estimation plus nuancée des vulnérabilités sous stress.

Par ailleurs, l'écart observé entre les deux approches tend à s'accroître dans les scénarios de chocs multiples, ce qui indique que l'intelligence artificielle offre une meilleure capacité à modéliser les effets combinés de plusieurs sources de risque. Ces résultats confirment que l'utilisation de l'intelligence artificielle dans les exercices de stress test constitue un outil pertinent pour enrichir l'analyse de la résilience bancaire, en complément des méthodes traditionnelles, et renforce la compréhension des mécanismes de transmission des chocs au sein du système financier.

Dans le cadre de la prévision des scénarios économiques, l'intelligence artificielle peut être mobilisée pour anticiper l'évolution de variables macroéconomiques clés, telles que les taux de change, l'inflation ou encore les taux d'intérêt. En exploitant de larges volumes de données historiques et en intégrant des relations complexes entre les indicateurs économiques, ces modèles offrent des capacités prédictives avancées par rapport aux approches traditionnelles. Les prévisions ainsi obtenues peuvent être directement intégrées aux exercices de stress test bancaire, permettant d'élaborer des scénarios macrofinanciers plus dynamiques et mieux adaptés aux conditions économiques futures.

Les résultats montrent que la trajectoire de la prédiction issue de l'IA suit globalement l'évolution des taux de change historiques, traduisant une capacité satisfaisante du modèle à capter la

dynamique générale de la variable étudiée. Les écarts observés entre les valeurs réelles et les valeurs prédites demeurent modérés, ce qui suggère une précision acceptable des prévisions dans les différents points temporels considérés.

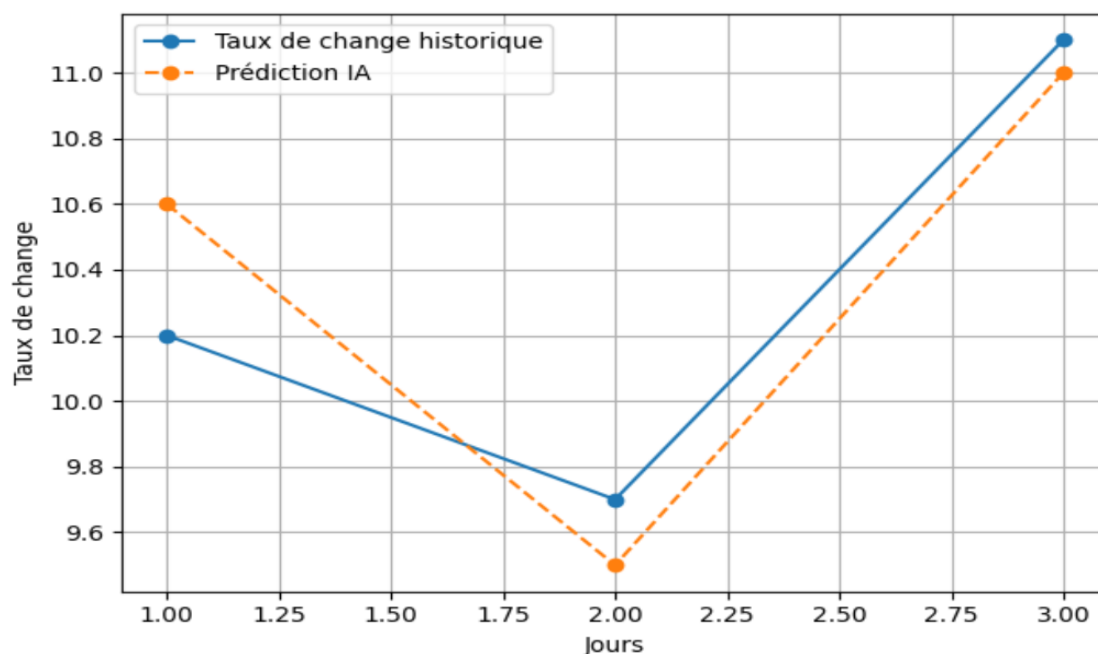
Toutefois, certaines divergences ponctuelles apparaissent, notamment lors des phases de variation plus marquée du taux de change. Ces écarts peuvent s'expliquer par la sensibilité du modèle aux fluctuations de court terme ou par la présence de facteurs exogènes difficilement anticipables. Néanmoins, la proximité globale entre les deux courbes confirme la pertinence de l'intelligence artificielle comme outil de prévision macroéconomique.

Tableau 3: Simulation comparative des scénarios de prévision des taux de change à l'aide de l'intelligence artificielle

Scénario	Taux de change initial	Taux de change prévu (IA)	Erreur de prédiction
Scénario 1	10,2	10,6	0,8
Scénario 2	9,7	9,5	-0,3
Scénario 3	11,1	11,0	-0,3

Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

Figure 6 : Prévision des taux de change à l'aide de l'intelligence artificielle



Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

En matière de risque de crédit, l'intelligence artificielle peut être mobilisée pour estimer la probabilité de défaut des emprunteurs en tenant compte de différents scénarios macroéconomiques. En exploitant des données historiques et comportementales variées, ces modèles permettent d'analyser de manière plus fine la sensibilité des portefeuilles de crédit aux fluctuations économiques et d'anticiper l'évolution du risque de défaut dans des contextes économiques contrastés.

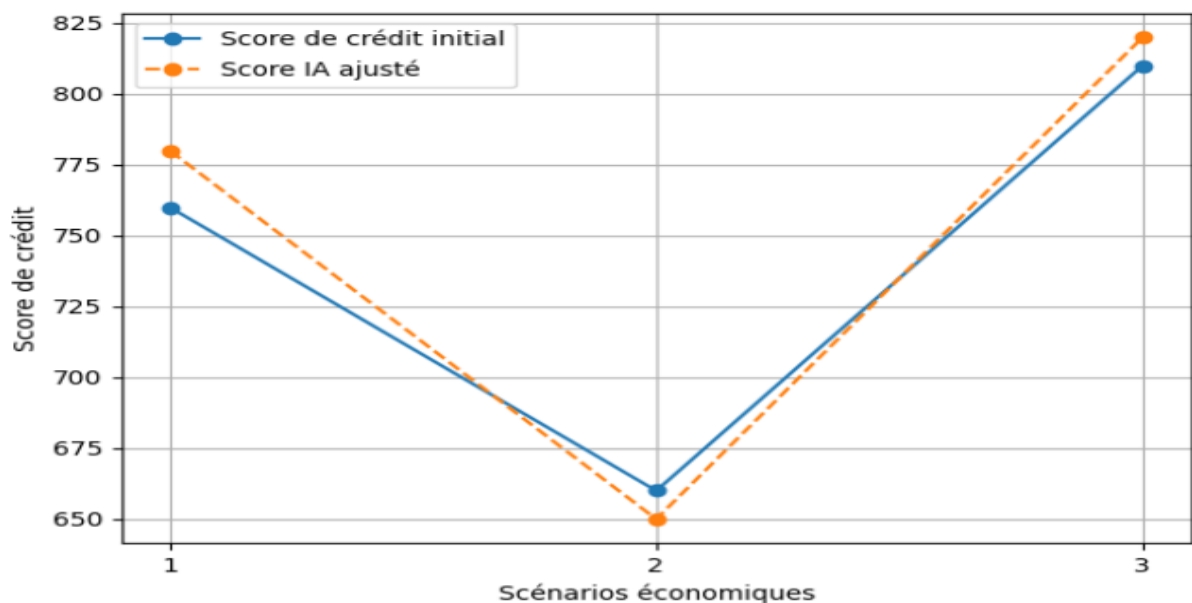
Les résultats montrent que l'IA permet un ajustement différencié des scores en fonction du contexte macroéconomique, traduisant une meilleure prise en compte du profil de risque des emprunteurs.

Tableau 4 : Probabilité de défaut

Scénario	Score de crédit initial	Score IA ajusté	Probabilité de défaut
Scénario 1	760	780	4 %
Scénario 2	660	650	16 %
Scénario 3	810	820	3 %

Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

Figure 7 : Evaluation du risque crédit selon différent scénario



Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

En matière de risque de liquidité, les établissements bancaires sont tenus d'anticiper leurs besoins en liquidité sous différents scénarios économiques et financiers. L'intelligence artificielle peut être

mobilisée pour modéliser ces besoins en tenant compte de l'évolution des conditions de marché, des comportements des déposants et des tensions potentielles sur les sources de financement, permettant ainsi une gestion plus proactive et plus précise du risque de liquidité.

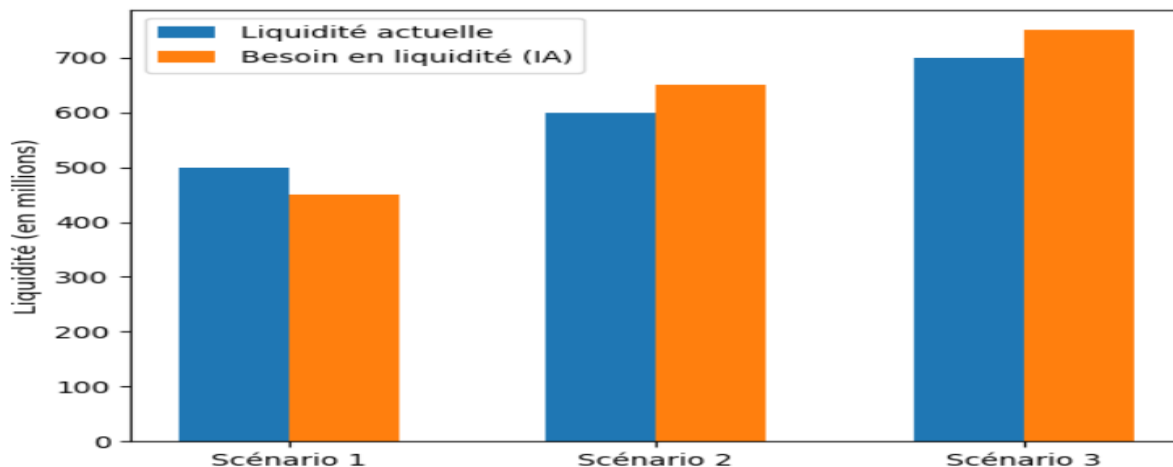
Le tableau met en évidence l'évolution des besoins en liquidité sous différents scénarios de stress. Il montre que, dans les scénarios de stress modéré à sévère, les estimations issues de l'intelligence artificielle conduisent à des besoins en liquidité supérieurs à la liquidité actuellement disponible, traduisant une sensibilité accrue aux tensions de marché. À l'inverse, dans le scénario le moins sévère, les besoins estimés apparaissent inférieurs au niveau de liquidité existant, suggérant une situation de liquidité plus confortable.

Tableau 5. Comparaison des besoins en liquidité sous différents scénarios de stress

Scénarios de stress	Liquidité actuelle (en millions)	Besoin en liquidité estimé par l'IA (en millions)
Scénario 1	500	450
Scénario 2	600	630
Scénario 3	680	720

Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

Figure 8 : Évolution des besoins en liquidité bancaire face à des scénarios de stress différenciés



Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

En matière d'optimisation des portefeuilles, l'intelligence artificielle peut être mobilisée afin d'améliorer l'allocation des actifs sous différents scénarios de stress. En intégrant simultanément

les contraintes de rendement, de risque et de liquidité, ces modèles permettent d'ajuster la composition des portefeuilles en fonction de l'évolution des conditions de marché, renforçant ainsi leur résilience face aux chocs financiers.

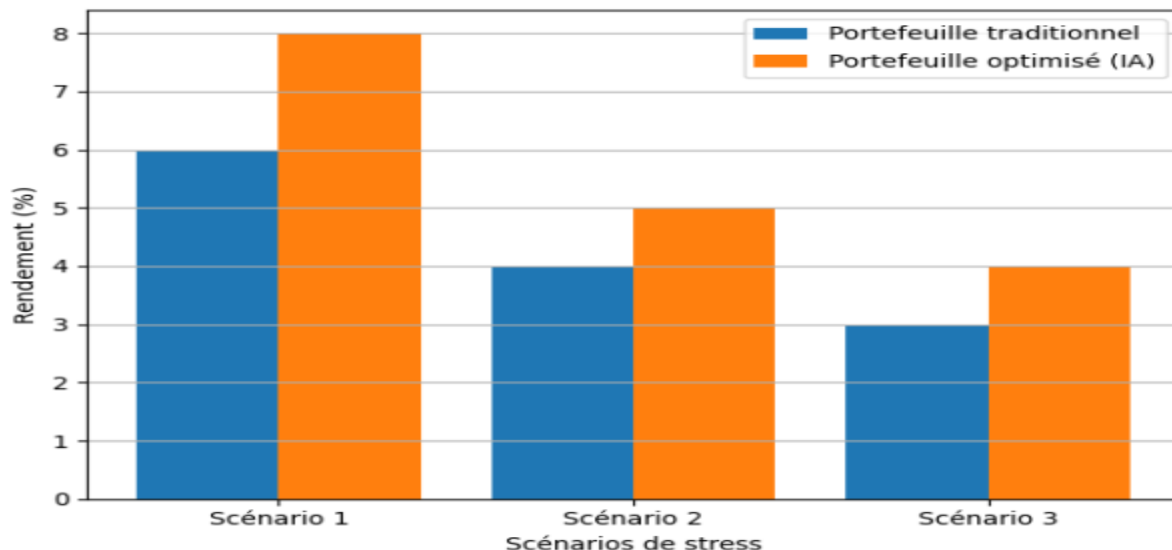
Les résultats montrent que, pour l'ensemble des scénarios de stress, le portefeuille optimisé à l'aide de l'intelligence artificielle affiche des rendements systématiquement supérieurs à ceux du portefeuille traditionnel. Cet écart positif se maintient même lorsque le niveau de stress s'intensifie, ce qui suggère une meilleure capacité d'adaptation et de résilience des portefeuilles optimisés par l'IA face aux conditions défavorables de marché.

Tableau 5: Performance des portefeuilles sous stress

Scénarios de stress	Rendement du portefeuille traditionnel	Rendement du portefeuille optimisé (IA)
Scénario 1	6%	8%
Scénario 2	4%	5%
Scénario 3	3%	4%

Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

Figure 9 : Comparaison des rendements des portefeuilles traditionnels et optimisés par l'intelligence artificielle sous scénarios de stress



Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

L'intégration de l'intelligence artificielle dans l'évaluation des risques financiers constitue une évolution majeure des pratiques de gestion du risque au sein des institutions financières. Face à la

complexité croissante des marchés, à l'interconnexion des acteurs financiers et à la multiplication des sources de risque, les approches traditionnelles fondées sur des modèles statistiques linéaires montrent certaines limites dans leur capacité à anticiper les chocs et à capturer les dynamiques non linéaires. L'intelligence artificielle apporte une réponse à ces enjeux en proposant des outils analytiques plus flexibles, capables de traiter des volumes massifs de données et d'identifier des relations complexes entre variables économiques et financières.

En matière de risque macrofinancier, les modèles d'intelligence artificielle permettent d'intégrer simultanément un large éventail de variables, telles que la croissance économique, l'inflation, les taux d'intérêt ou les taux de change, afin d'évaluer leur contribution relative aux vulnérabilités financières.

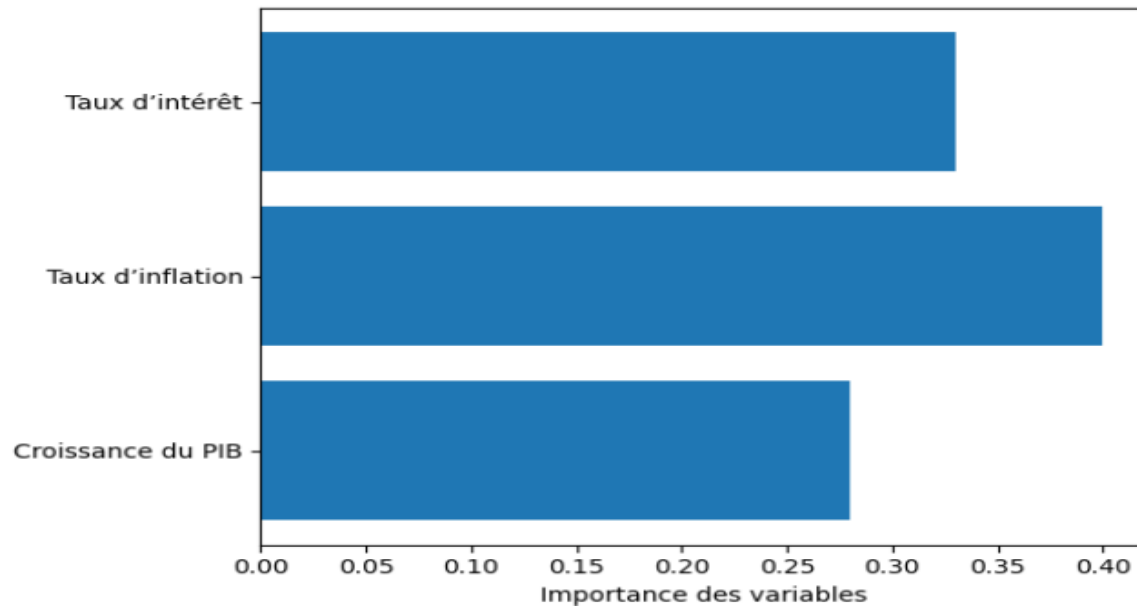
Le tableau ci-dessous met en évidence la contribution relative des principales variables macroéconomiques dans les modèles d'intelligence artificielle dédiés à l'évaluation des risques financiers. Le taux d'inflation apparaît comme le facteur le plus déterminant, suivi du taux d'intérêt et de la croissance du PIB. Cette hiérarchisation suggère que les modèles d'IA accordent une importance particulière aux variables reflétant les conditions monétaires et inflationnistes dans l'anticipation des risques financiers.

Tableau 6. Importance des variables macroéconomiques dans l'évaluation des risques financiers par l'intelligence artificielle

Variable macroéconomique	Importance estimée
Croissance du PIB	0,28
Taux d'inflation	0,40
Taux d'intérêt	0,33

Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

Figure 10 : Contribution relative des variables macroéconomiques dans les modèles d'évaluation des risques fondés sur l'intelligence artificielle



Source : Élaboration de l'auteur à partir de simulations.

Conclusion :

Cet article a examiné l'impact de l'intelligence artificielle sur l'évaluation des risques financiers, en mettant en lumière son potentiel à renforcer les cadres analytiques traditionnels dans un contexte marqué par une complexité croissante des marchés et une intensification des chocs économiques. À travers une analyse conceptuelle et empirique, l'étude montre que les techniques d'intelligence artificielle constituent un apport significatif pour améliorer la précision, la réactivité et la granularité des dispositifs de gestion des risques.

Les résultats indiquent que l'intégration de modèles d'apprentissage automatique permet une meilleure prise en compte des interactions non linéaires entre les variables macrofinancières et les risques bancaires, notamment en matière de risque de crédit, de liquidité et de marché. En particulier, l'utilisation de l'IA dans les exercices de stress test et les simulations de scénarios économiques contribue à une évaluation plus réaliste de la résilience des institutions financières face à des conditions adverses. Ces avancées offrent aux établissements financiers et aux autorités de supervision des outils plus adaptés pour anticiper les vulnérabilités systémiques et renforcer la stabilité financière.

Néanmoins, l'efficacité de ces approches dépend étroitement de la qualité des données, de la transparence des modèles et de leur intégration dans un cadre de gouvernance rigoureux. Les enjeux liés à l'interprétabilité des résultats et à la gestion des risques technologiques soulignent la nécessité d'un usage encadré et complémentaire de l'intelligence artificielle, en articulation avec les méthodes traditionnelles de gestion des risques.

En conclusion, l'intelligence artificielle s'impose comme un levier stratégique pour moderniser l'évaluation des risques financiers, sans pour autant constituer une solution autonome. Son adoption progressive, soutenue par des cadres réglementaires appropriés et un renforcement des compétences analytiques, apparaît essentielle pour en exploiter pleinement le potentiel. Les travaux futurs pourraient approfondir l'analyse empirique à partir de données longitudinales et étendre l'étude à d'autres contextes institutionnels, afin d'évaluer l'impact de l'intelligence artificielle sur la résilience financière à long terme.

BIBLIOGRAPHIE

- Adrian, T., Morsink, J., & Schumacher, L. B.** (2020). *Stress testing at the IMF*. International Monetary Fund, Departmental Paper No. 2020/016.
<https://doi.org/10.5089/9781513520742.087>
- Čihák, M.** (2007). *Introduction to applied stress testing*. IMF Working Paper No. 2007/059. International Monetary Fund. <https://doi.org/10.5089/9781451866230.001>
- Gomber, P., Koch, J. A., & Siering, M.** (2022). Digital finance and fintech: Current research and future research directions. *Journal of Business Economics*, 92, 537–580.
<https://doi.org/10.1007/s11573-021-01079-6>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A.** (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Hull, J. C.** (2021). *Risk management and financial institutions* (5th ed.). Wiley.
- Khandani, A. E., Kim, A. J., & Lo, A. W.** (2010). Consumer credit-risk models via machine-learning algorithms. *Journal of Banking & Finance*, 34(11), 2767–2787.
<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.06.001>
- Kou, G., Peng, Y., & Wang, G.** (2014). Evaluation of clustering algorithms for financial risk analysis using MCDM methods. *Information Sciences*, 275, 1–12.
<https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.02.137>
- Krauss, C., Do, X. A., & Huck, N.** (2017). Deep neural networks, gradient-boosted trees, random forests: Statistical arbitrage on the S&P 500. *European Journal of Operational Research*, 259(2), 689–702. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.10.031>
- Kuo, R. J., Chen, C. H., & Hwang, Y. C.** (2021). An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. *Applied Soft Computing*, 107, 107395. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107395>
- Lim, B., Arik, S. O., Loeff, N., & Pfister, T.** (2021). Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting. *International Journal of Forecasting*, 37(4), 1748–1764. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.03.012>
- Lopez de Prado, M.** (2018). *Advances in financial machine learning*. Wiley.
- McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, P.** (2022). *Quantitative risk management: Concepts, techniques and tools* (Revised ed.). Princeton University Press.

- Molnar, C.** (2022). *Interpretable machine learning* (2nd ed.). Leanpub. <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/>
- OECD.** (2021). *Artificial intelligence, machine learning and big data in finance*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/7f66fdb7-en>
- OECD.** (2023). *Artificial intelligence in finance: Opportunities, challenges and policy responses*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/b1f1f8c0-en>
- Rudin, C.** (2019). Stop explaining black box machine learning models for high-stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1, 206–215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>
- Varian, H. R.** (2019). Artificial intelligence, economics, and industrial organization. In *The economics of artificial intelligence*. University of Chicago Press.