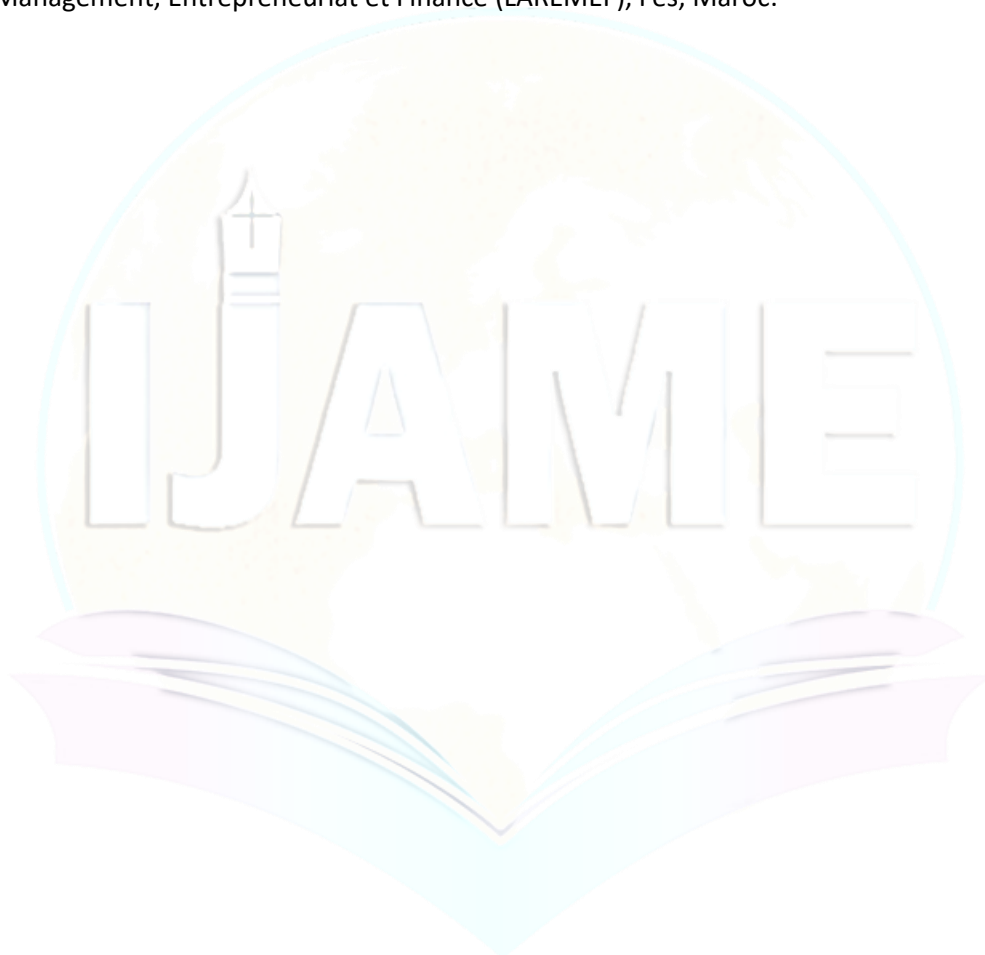


Gestion du Risque de Crédit par l'IA au Maroc : Vers un Modèle Éthique et Durable

Credit Risk Management Using AI in Morocco: Towards an Ethical and Sustainable Model.

- **AUTEUR 1** : BOUMHIDI Jalila,
- **AUTEUR 2** : MARGHICH Abdellatif,

- (1)** : Doctorante en science de gestion, Ecole Nationale de Commerce et de Gestion de Fès (ENCG), Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, Laboratoire de Recherche et d'Etudes en Management, Entrepreneuriat et Finance (LAREMEF), Fès, Maroc.
- (2)** : Professeur de l'enseignement supérieur, Ecole Nationale de Commerce et de Gestion de Fès (ENCG), Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, Laboratoire de Recherche et d'Etudes en Management, Entrepreneuriat et Finance (LAREMEF), Fès, Maroc.



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

Pour citer cet article : BOUMHIDI .J & MARGHICH .A (2026) « Gestion du Risque de Crédit par l'IA au Maroc : Vers un Modèle Éthique et Durable »,

IJAME : Volume 02, N° 19 | Pp: 001 – 019.



DOI : 10.5281/zenodo.19022370
Copyright © 2026 – IJAME

Résumé

L'Intelligence Artificielle (IA) présente de véritables opportunités pour révolutionner les pratiques de gestion du risque de crédit au sein des établissements bancaires, en rehaussant la précision des évaluations et en optimisant les processus décisionnels. Néanmoins, dans le cadre du secteur bancaire marocain, cette adoption demeure restreinte et suscite plusieurs enjeux. Cet article présente une analyse approfondie de cette problématique, en considérant d'une part le potentiel stratégique de l'Intelligence Artificielle, et d'autre part les principaux obstacles à sa mise en œuvre, notamment ceux d'ordre éthique, organisationnel et réglementaire. En s'appuyant sur une revue de littérature approfondie et en tenant compte des particularités du système bancaire local, cette étude met en lumière les conditions fondamentales requises pour une intégration responsable de ces technologies. Elle propose des recommandations précises, notamment le renforcement des compétences internes, la transparence algorithmique ainsi que l'établissement d'un cadre de gouvernance approprié. Ce travail contribue ainsi à une meilleure compréhension des enjeux liés à l'IA responsable dans les environnements bancaires émergents.

Mots-clés : Intelligence Artificielle, gestion du risque de crédit, éthique algorithmique, gouvernance bancaire, banques marocaines, innovation responsable, adoption technologique.

Abstract :

Artificial Intelligence (AI) offers significant opportunities to transform credit risk management practices within banking institutions, by enhancing the accuracy of assessments and optimizing decision-making processes. However, within the Moroccan banking sector, the adoption of such technologies remains limited and raises several concerns. This article provides an in-depth analysis of this issue by exploring both the strategic potential of AI and the major barriers to its implementation, particularly ethical, organizational, and regulatory constraints. Based on a thorough review of the literature and grounded in the specificities of the local banking system, this study highlights the fundamental conditions required for a responsible integration of AI technologies. It proposes targeted recommendations, including the strengthening of internal capabilities, algorithmic transparency, and the establishment of an appropriate governance framework. This work contributes to a better understanding of the challenges associated with responsible AI in emerging banking environments.

Keywords : Artificial Intelligence, credit risk management, algorithmic ethics, banking governance, Moroccan banks, responsible innovation, technology adoption.

Introduction

Actuellement, l'industrie bancaire à l'échelle mondiale connaît une transformation numérique majeure, stimulée par la croissance rapide des technologies d'Intelligence Artificielle (IA). Dorénavant positionnée au centre des activités financières, l'IA appuie des fonctions essentielles comme l'analyse du crédit, la détection de fraude, l'automatisation du service à la clientèle, la gestion de liquidités et même l'accompagnement financier sur mesure. Ce changement marque une transition stratégique vers des modèles bancaires basés sur les données, dans le but d'améliorer la précision des décisions, de minimiser les dépenses opérationnelles et de procurer des expériences clients davantage intégrées dans un contexte de concurrence intense.

D'après Ouiza (2014), le secteur bancaire est l'un des secteurs les plus touchés par les technologies de l'information et de la communication (TIC). Pour maintenir leur compétitivité, les institutions financières se voient dans l'obligation d'incorporer la numérisation à leur stratégie commerciale. Selon Brack (2016), le digital est aujourd'hui indispensable à l'échelle internationale : dans les pays en développement, il a contribué à résoudre les lacunes structurelles, alors que dans les économies avancées, qu'il s'agisse de l'Europe, des États-Unis ou de l'Asie, il a fondamentalement transformé la relation entre le client et l'argent, ce dernier devenant central dans les transactions bancaires.

Dans cette perspective, l'apparition de l'Intelligence Artificielle constitue un jalon crucial dans la gestion du risque lié au crédit. Grâce à l'utilisation d'outils sophistiqués d'analyse de données, de machine learning et de modélisation prédictive, l'Intelligence Artificielle réinvente les méthodes conventionnelles d'évaluation du risque, offrant ainsi des processus plus rapides, plus justes et potentiellement plus inclusifs (Brynjolfsson & McAfee, 2014 ; Gomber et al., 2017). Bien que largement mise en œuvre via des solutions FinTech axées sur l'évaluation alternative ou la lutte contre la fraude, cette technologie soulève néanmoins d'importantes questions concernant la transparence, la responsabilité et le contrôle des algorithmes (Zavolokina et al., 2016 ; OCDE, 2021).

Toutefois, même si l'Intelligence Artificielle constitue un outil d'amélioration des performances bancaires, son incorporation pose de sérieuses questions éthiques, organisationnelles et réglementaires. L'augmentation de la méfiance envers les systèmes financiers automatisés est alimentée par des problématiques telles que la transparence algorithmique, les biais décisionnels et la protection des données personnelles. De nombreuses études soulignent que la confiance des clients est étroitement associée à l'existence d'une surveillance humaine et à la capacité des institutions à clarifier les décisions produites par les algorithmes.

Dans le contexte des économies émergentes, ces enjeux revêtent une importance spécifique. L'implantation de l'Intelligence Artificielle y reste disparate, souvent entravée par la piètre qualité des données, l'insuffisance des infrastructures digitales et le déficit de compétences expertes. Le Maroc est complètement intégré dans cette dynamique. Son domaine bancaire, qui figure parmi les plus efficaces en Afrique, se lance progressivement dans la numérisation et l'innovation financière. Cependant, cette mutation se déroule dans un environnement marqué par des enjeux éthiques et institutionnels persistants : diversité des systèmes d'information, progression accélérée des normes de conformité, ambiguïtés juridiques, pénurie d'experts en IA, et attentes grandissantes en termes d'inclusion financière, de responsabilité sociale et de gouvernance.

Devant ces circonstances, l'éthique en matière d'Intelligence Artificielle se présente comme un guide essentiel pour réguler l'utilisation des technologies algorithmiques dans le domaine bancaire. L'Intelligence Artificielle responsable, qui repose sur des principes comme la transparence, l'équité, le contrôle humain, la responsabilité et la durabilité, cherche à allier excellence technologique et adhésion aux valeurs essentielles de l'éthique (Floridi et al., 2018 ; Dignum, 2019). Son incorporation dans la gestion du risque de crédit va au-delà d'une simple avancée technique : elle nécessite une restructuration des processus décisionnels, le développement de compétences internes et la mise en place de mécanismes organisationnels de contrôle pour garantir une adoption pérenne et respectueuse des normes éthiques.

Ainsi, une interrogation majeure se pose aux institutions marocaines : comment utiliser de manière responsable l'Intelligence Artificielle pour gérer efficacement le risque de crédit tout en faisant face aux défis éthiques et organisationnels spécifiques à leur contexte ? Cette question va au-delà du domaine technologique ; elle intègre des aspects liés à la gouvernance, à la transparence dans la prise de décisions, à la conformité aux réglementations et à la réorganisation des structures organisationnelles, dans un contexte dominé par les limitations structurelles des économies en voie de développement.

Malgré l'intérêt considérable de la littérature internationale pour l'utilisation de l'IA dans le secteur bancaire, très peu d'études se concentrent réellement sur son application éthique dans la gestion du risque de crédit au Maroc. Les aspects éthiques et institutionnels de ce changement restent encore insuffisamment étudiés. Ainsi, cet article a pour but d'étudier ces problématiques en explorant l'incorporation d'une Intelligence Artificielle éthique dans la gestion du risque de crédit des établissements bancaires marocains. En se basant sur une analyse des publications existantes, l'objectif est de souligner les avantages et les inconvénients de l'IA, de reconnaître les freins à son usage responsable et d'élaborer des stratégies pour une intégration éthique et durable.

La structure de l'article est la suivante : la première section expose le cadre conceptuel et méthodologique, établissant les bases de l'IA responsable et les particularités du risque de crédit dans les économies émergentes. La seconde section examine les problématiques majeures d'ordre éthique, structurel et réglementaire associées à l'incorporation de l'Intelligence Artificielle dans le domaine bancaire au Maroc. En conclusion, la troisième section propose des conseils pour aider les banques marocaines à appliquer de manière éthique l'Intelligence Artificielle dans la gestion du risque de crédit.

1. Intelligence Artificielle responsable et Risque de crédit bancaire :

L'adoption de l'Intelligence Artificielle (IA) dans les institutions financières, bien qu'en pleine expansion, soulève des interrogations fondamentales liées à son usage éthique, à la nature des risques bancaires qu'elle est censée réguler, ainsi qu'aux contextes socio-économiques dans lesquels elle est intégrée. Afin de clarifier les fondements sur lesquels repose cette réflexion, il est essentiel de définir les contours du concept d'Intelligence Artificielle responsable, puis de replacer les spécificités du risque de crédit dans les économies émergentes, dont le Maroc constitue un exemple représentatif.

1.1 Définition de l'Intelligence Artificielle responsable

Aujourd'hui, l'Intelligence Artificielle (IA) occupe une position centrale dans la refonte des procédures de notation de crédit et de gestion des risques de crédit, en offrant des prévisions plus exactes, des résolutions plus instantanées et une optimisation de l'expérience client. Les instruments basés sur l'IA donnent la possibilité aux institutions financières et aux agences de crédit de scruter d'importants volumes de données, y compris les données liées aux flux de trésorerie. Ils peuvent ainsi établir des jugements dynamiques concernant la solvabilité et faciliter l'accès à un crédit responsable, surtout pour les segments traditionnellement négligés. Cependant, ces innovations entraînent des défis considérables. L'absence de transparence des modèles, la dépendance excessive à des données incomplètes ou imparfaites et les biais algorithmiques peuvent mener à des décisions injustes et réclament une surveillance accrue de la part des autorités réglementaires. Devant ces dangers, les structures de gouvernance et les normes réglementaires en développement mettent de plus en plus l'accent sur une utilisation éthique de l'IA, en soulignant des notions essentielles comme l'explicabilité, l'équité, la responsabilité et la transparence. Dans ce cadre, l'idée d'Intelligence Artificielle responsable se positionne comme un standard crucial pour assurer que les systèmes d'IA déployés dans les processus décisionnels financiers

adhèrent aux principes éthiques, aux valeurs humaines essentielles et aux contraintes réglementaires. L'expression « Intelligence Artificielle » reste suggestive et intrinsèquement ouverte. Ce sujet, omniprésent dans le débat public depuis de nombreuses années, a alimenté des perspectives tant révolutionnaires que enthousiastes et dystopiques. L'Intelligence Artificielle se réfère à des dispositifs technologiques capables de réaliser des tâches cognitives souvent liées à l'intellect humain, comme la perception, l'apprentissage et le raisonnement (McCarthy et al., 2006 ; Rai et al., 2019). L'attrait récent et grandissant pour l'Intelligence Artificielle est directement associé aux réussites des méthodes de modélisation basées sur les données, notamment l'apprentissage automatique, facilitées par une abondance considérable de données et une augmentation de la capacité de calcul. Ces progrès ont engendré l'apparition de nouveaux systèmes sociotechniques où l'Intelligence Artificielle fusionne avec l'apprentissage humain pour générer des capacités systémiques inédites, appelées « systèmes méta-humains » incorporant l'IA (Lyytinen et al., 2021). Ainsi, l'Intelligence Artificielle responsable (Responsible AI) est conçue comme la démarche de développer, d'utiliser et de réguler l'IA en se focalisant sur l'humain, pour assurer que ces systèmes soient fiables et respectent les valeurs humaines essentielles (Vassilakopoulou et al., 2022). Cette méthode souligne la complexité de la responsabilité humaine dans le domaine de l'Intelligence Artificielle, celle-ci étant répartie entre plusieurs intervenants engagés à diverses étapes du cycle de vie des systèmes intelligents. Parmi les acteurs qui participent notamment à la décision d'exploiter l'IA pour atteindre des objectifs de création de valeur (Shollo et al., 2022), à la gestion et à la qualité des flux de données (Parmiggiani et al., 2022), à la gouvernance des systèmes d'IA (Schneider et al., 2022), ainsi qu'au développement des modèles et à la surveillance de leurs performances algorithmiques.

En dépit des progrès notables et de l'excitation continue à propos de l'IA, diverses études ont démontré que ces technologies peuvent sans le vouloir nuire aux personnes (Holzinger, 2021). Effectivement, l'adoption généralisée et l'exploitation intensive des systèmes d'IA présentent un risque significatif de menaces nouvelles encore mal comprises, particulièrement en ce qui concerne la sécurité, la sûreté et la protection de la vie privée (Holzinger et al., 2021). Au regard de l'ampleur significative que peuvent revêtir certaines décisions automatisées, comme l'octroi de prêts ou les embauches, sur la vie des personnes, il est crucial d'examiner et d'améliorer les aspects éthiques inhérents à l'intégration des systèmes automatisés dans les processus décisionnels des organisations (Pessach & Shmueli, 2022).

D'après Dignum (2019), l'Intelligence Artificielle éthique se réfère à la conception de systèmes intelligents basés sur des valeurs et principes humains essentiels. Cette idée se fonde sur une vision

résolument axée sur l'humain, cherchant à établir la confiance des utilisateurs au moyen de démarches décisionnelles éthiques. Les décisions automatisées doivent donc être justes, responsables, sans discrimination ni parti pris, orientées par des intentions valables et en accord avec les lois et standards sociaux actuellement appliqués. De plus, une Intelligence Artificielle éthique assure la transparence des décisions émises par les modèles algorithmiques, tout en garantissant la confidentialité des utilisateurs au moyen de dispositifs de sécurité adéquats. Ainsi, l'IA responsable repose aujourd'hui sur des fondements essentiels que sont la transparence, l'équité, la responsabilité et l'explicabilité. L'objectif de leur intégration est de minimiser les risques liés à l'emploi des modèles d'IA, d'améliorer la compréhension de leurs décisions et de diminuer les préjugés possibles, tout en se conformant aux exigences réglementaires. Ainsi, l'Intelligence Artificielle responsable ne signifie pas seulement une amélioration des performances techniques, mais aussi une utilisation éthique et contrôlée des systèmes intelligents. C'est une condition essentielle pour établir une confiance pérenne entre les institutions financières, les régulateurs et les utilisateurs finaux.

1.2 Spécificité du risque de crédit dans les économies émergentes

La question du risque de crédit dans les économies émergentes s'inscrit dans un environnement réglementaire et institutionnel en constante évolution, marqué par la recherche d'un équilibre entre stabilité financière et financement de l'économie réelle. Au Maroc, cette dynamique s'est traduite par un renforcement progressif du cadre prudentiel sous la supervision de Bank Al-Maghrib, notamment à travers l'alignement sur les normes internationales issues des accords de Bâle. Les établissements de crédit sont désormais soumis à des exigences accrues en matière de solvabilité, de liquidité, de division des risques, de classification et de provisionnement des créances, ainsi qu'à des standards plus stricts de contrôle interne.

L'augmentation graduelle du capital minimum réglementaire visait à renforcer la résilience des banques face aux pertes potentielles et à garantir leur capacité à honorer leurs engagements. Ce mouvement s'inscrit dans un contexte de libéralisation financière souvent associé, dans les pays en développement, à une fragilisation temporaire des institutions de crédit. Il s'est accompagné d'évolutions comptables majeures : depuis 2008, les états financiers des banques marocaines sont établis selon les International Financial Reporting Standards (IFRS). L'adoption de la International Financial Reporting Standard 9 (IFRS 9) en 2018, en remplacement de la norme IAS 39, a profondément transformé l'approche du risque de crédit en introduisant le modèle des pertes de crédit attendues (Expected Credit Losses), applicable à l'ensemble des créances, qu'elles soient

détériorées ou non. Cette orientation a été consolidée par la modification de la circulaire n° 19/G de Bank Al-Maghrib, invitant les établissements à adopter des politiques d'octroi plus prudentes et sélectives afin de réduire la pression sur leurs fonds propres. Ainsi, l'analyse du risque bancaire s'inscrit désormais dans un cadre contraignant où chaque décision de crédit doit se conformer aux exigences prudentielles de la banque centrale.

Les spécificités structurelles du marché du crédit marocain traduisent celles des économies émergentes. Le crédit formel, estimé à près de 520 milliards de dirhams, se répartit en trois segments : le financement des entreprises, principalement assuré par les banques commerciales ; le crédit aux particuliers, octroyé par les banques, les sociétés de financement et les institutions de microfinance ; et le crédit aux petites entreprises, réservé aux banques. Après le ralentissement observé en 2008, la croissance du crédit est restée stable, avec une hausse de 23 % contre 29 % l'année précédente, représentant environ 75 % du PIB. Toutefois, cette expansion, plus rapide que la collecte de ressources, a exercé une pression accrue sur la liquidité bancaire.

La structure des prêts a également évolué au profit des crédits à moyen et long terme, dont la part s'est accrue au détriment des financements à court terme. Cette mutation renforce l'importance du principe d'adossement, selon lequel les banques doivent financer les emplois à court terme par des ressources de même échéance, et les emplois à long terme par des passifs de long terme. Le non-respect de ce principe peut générer des déséquilibres de liquidité et de solvabilité, particulièrement dans des contextes économiques caractérisés par une forte volatilité.

Dans ce cadre, le risque de crédit revêt une signification particulière dans les économies émergentes. Il correspond à l'incertitude quant à la capacité ou la volonté de l'emprunteur à honorer ses engagements financiers. Ce risque naît dès lors qu'une banque s'attend à recevoir un flux futur d'un client ou d'une contrepartie ; autrement dit, tout compte débiteur constitue une exposition au risque de crédit, la banque mobilisant des fonds collectés auprès du public qu'elle doit restituer à tout moment selon les termes convenus. Cette contrainte structurelle justifie l'examen rigoureux des demandes de financement afin de limiter les pertes liées aux défauts de paiement.

Cette exposition est amplifiée par les faiblesses structurelles des économies émergentes : instabilité macroéconomique, sensibilité accrue aux chocs externes et marchés financiers peu profonds compliquent l'évaluation du risque. Le cas marocain illustre bien cette réalité. Si le International Monetary Fund estimait en 2003 la probabilité d'une crise bancaire à court terme faible, le système financier demeurerait vulnérable aux risques macroéconomiques, en raison de son intégration progressive à l'économie mondiale, de la fragilité du secteur non bancaire, de la faiblesse des

mécanismes de supervision et d'une infrastructure institutionnelle encore perfectible. Ces fragilités se manifestent notamment dans certaines banques publiques spécialisées, dont plusieurs affichaient une insolvabilité chronique au début des années 2000, avec des ratios de créances douteuses avoisinant 36 % des prêts bruts, liés à des niveaux de provisionnement insuffisants. La lenteur du recouvrement judiciaire aggravait la situation, touchant aussi bien les banques commerciales que les institutions spécialisées. Par ailleurs, la dépendance élevée des banques aux dépôts à vue les exposait à un risque de retraits massifs en cas de crise de confiance. Ces vulnérabilités s'ajoutent à des insuffisances structurelles : faibles capacités financières, inadéquation des produits aux besoins de certaines clientèles, déficits de gouvernance et pratiques défaillantes telles que la corruption, la mauvaise gestion ou l'octroi de crédits non garantis. Ces dérives ont contribué à la dégradation d'institutions emblématiques telles que le Crédit Immobilier et Hôtelier (CIH) et la Caisse Nationale du Crédit Agricole (CNCA).

Malgré les réformes prudentielles entreprises, l'asymétrie informationnelle, la lenteur des procédures judiciaires et la dépendance au jugement humain continuent de freiner l'efficacité du système d'octroi de crédit. Ces limites soulignent la nécessité d'explorer des approches innovantes, notamment celles reposant sur l'Intelligence Artificielle, afin d'améliorer la capacité d'évaluation et de prévision du risque. Toutefois, compte tenu de la vulnérabilité institutionnelle et financière du contexte, l'adoption de ces technologies doit impérativement s'inscrire dans une stratégie d'IA responsable, garantissant à la fois la solidité du système bancaire et la prévention de nouveaux risques.

2. Le potentiel stratégique de l'Intelligence Artificielle dans la gestion du risque de crédit

L'Intelligence Artificielle (IA) constitue actuellement une innovation majeure dans les stratégies de gestion du risque de crédit. Elle présente de nouvelles perspectives en termes de précision prédictive, de réactivité opérationnelle et de personnalisation des décisions de crédit, dépassant ainsi de nombreuses limitations des approches traditionnelles reposant sur des modèles statistiques classiques.

2.1. Gains en précision, réactivité et personnalisation : un changement de paradigme

L'un des bénéfices les plus largement reconnus de l'Intelligence Artificielle réside dans l'amélioration substantielle de la précision lors de la prédiction des défauts de paiement. Contrairement aux approches traditionnelles telles que la régression logistique ou les scorecards, qui se basent sur des hypothèses linéaires et un nombre restreint de variables, les algorithmes de

machine learning utilisent des ensembles de données volumineux et complexes afin de détecter des relations non triviales (Lessmann et al., 2015). Des recherches comparatives démontrent que les réseaux de neurones, les forêts aléatoires et les machines à vecteurs de support présentent des performances supérieures dans divers contextes bancaires (Baesens et al., 2003 ; Zhang et al., 2021).

Un autre avantage significatif de l'Intelligence Artificielle réside dans sa capacité à automatiser le processus de traitement des demandes de crédit, ce qui permet de réduire de manière significative les délais de prise de décision. Dans les contextes numériques, la capacité à offrir des réponses instantanées devient un avantage concurrentiel crucial, particulièrement pour les secteurs à faible valeur (crédit à la consommation, microcrédit, etc.). Malekipirbazari et Aksakalli (2015) ont démontré que l'utilisation d'algorithmes tels que les forêts aléatoires dans les plateformes de prêt entre pairs permet d'évaluer rapidement le risque avec un haut degré de fiabilité.

Cette capacité de réponse rapide favorise également l'optimisation des processus internes : les employés peuvent se consacrer aux tâches complexes pendant que les situations simples sont prises en charge automatiquement par les systèmes d'Intelligence Artificielle, ce qui entraîne une diminution des coûts et une augmentation de la productivité (Jagtiani & Lemieux, 2018).

En dernier lieu, les technologies de l'Intelligence Artificielle offrent la possibilité d'effectuer une segmentation plus précise des profils des emprunteurs et de créer des offres sur mesure en fonction du comportement, des capacités de remboursement ou des préférences du client. Cette finesse de détail facilite une meilleure correspondance entre le produit offert et le risque effectif, tout en encourageant l'intégration de publics habituellement exclus du système de crédit bancaire.

Dans les nations en voie de développement, caractérisées par l'absence fréquente d'antécédents de crédit, l'Intelligence Artificielle présente la capacité d'incorporer des données alternatives (telles que les paiements mobiles, les données comportementales, la localisation) afin de développer des évaluations de crédit fiables (Djordjevic et al., 2020). Hurley & Adebayo (2017) mettent l'accent sur la capacité à rendre le crédit accessible à de nouveaux publics, à condition d'assurer une gestion éthique des données.

La littérature mondiale abonde en études de cas qui confirment l'efficacité de l'Intelligence Artificielle dans la gestion du risque de crédit. À titre d'exemple, l'étude menée par Kou et al. (2021) a analysé l'influence de diverses techniques de sélection de variables, communément appelée "feature selection", sur l'efficacité des modèles d'Intelligence Artificielle déployés dans diverses institutions bancaires asiatiques. Les résultats ont démontré une amélioration significative par rapport aux approches conventionnelles. Par ailleurs, Jagtiani & Lemieux (2018) ont analysé

l'application des algorithmes d'Intelligence Artificielle au sein de Lending Club aux États-Unis, mettant en évidence leur rôle dans l'amélioration de la gestion des risques tout en favorisant un accès plus large au crédit.

Ces observations sont corroborées par des recherches menées en Europe (Lessmann et al., 2015) ainsi que dans les nations en voie de développement, pour autant que les modèles utilisés soient contextualisés, transparents et basés sur des données représentatives. Au Maroc, bien que les données empiriques soient encore limitées, les efforts de numérisation bancaire et de partenariat avec des fintechs semblent offrir un potentiel significatif, sous réserve de surmonter les défis éthiques, organisationnels et réglementaires, comme nous le détaillerons dans la section à venir.

2.2 Comparaison des approches traditionnelles : entre remise en question et complémentarité

Les méthodes classiques d'évaluation du crédit, largement basées sur des modèles statistiques tels que la régression logistique, se distinguent par leur simplicité, leur capacité d'interprétation et leur stabilité (Thomas, 2000). Ces modèles ont été largement intégrés dans les systèmes bancaires en raison de leur capacité à standardiser les critères de décision, à offrir un encadrement réglementaire précis, et à assurer une certaine traçabilité dans les explications fournies aux clients (Crook et al., 2007).

Toutefois, ces approches présentent des limites techniques, notamment une faible efficacité pour modéliser des relations non linéaires ou des données hétérogènes, ainsi qu'une capacité limitée à exploiter de manière optimale des données non structurées telles que du texte libre, des signaux comportementaux ou des données mobiles. En outre, ces méthodes exigent une sélection manuelle des variables et une supervision humaine intensive, ce qui peut entraîner une lenteur dans les processus d'évaluation (Hand & Henley, 1997).

Les méthodes d'Intelligence Artificielle, en revanche, s'appuient sur des modèles d'apprentissage automatique qui visent à améliorer constamment les performances en se basant sur les données disponibles. Elles fournissent une précision prédictive améliorée, en particulier lors de l'utilisation de modèles complexes tels que les réseaux de neurones ou les machines de renforcement de gradient (Lessmann et al., 2015). Cependant, cette augmentation de la précision peut parfois compromettre l'explicabilité, ce qui peut être problématique dans des domaines fortement réglementés tels que la finance (Doshi-Velez & Kim, 2017).

Les études récentes en littérature convergent sur l'idée que l'Intelligence Artificielle ne devrait pas nécessairement se substituer aux approches traditionnelles, mais plutôt les enrichir. Il est souvent

recommandé d'opter pour une hybridation des méthodes, alliant la robustesse statistique des scorecards à l'adaptabilité de l'Intelligence Artificielle, afin de satisfaire aux exigences techniques, éthiques et réglementaires (Dignum, 2019). Cette logique est particulièrement pertinente dans les pays émergents, où les capacités institutionnelles et la régulation sont encore en évolution, et où l'acceptabilité sociale des décisions automatisées demeure un enjeu crucial (Ouali & El Amrani, 2022).

3. Les freins à une adoption responsable de l'IA dans la gestion du risque de crédit

Malgré le progrès significatif que représente l'Intelligence Artificielle (IA) dans l'évaluation du risque de crédit, son incorporation dans les opérations bancaires rencontre des obstacles majeurs, notamment dans les environnements émergents. La littérature académique distingue trois principales catégories de contraintes interdépendantes : éthiques, organisationnelles et réglementaires. Ces obstacles représentent des défis significatifs pour la mise en œuvre de l'IA, en visant à garantir à la fois la performance, la responsabilité, l'équité et la durabilité, ce qui revêt une importance cruciale pour les institutions bancaires au Maroc.

3.1. Contraintes éthiques : opacité algorithmique, biais et manque d'explicabilité

L'un des premiers défis mis en avant par la littérature concerne la transparence des modèles d'Intelligence Artificielle, fréquemment critiqués pour leur opacité. En réalité, les modèles basés sur le deep learning ou le gradient boosting sont connus pour leur complexité en termes d'interprétation, aussi bien pour les utilisateurs que pour les clients et les régulateurs. Doshi-Velez & Kim (2017) caractérisent ces algorithmes comme des boîtes noires, ce qui complique toute explication logique de la décision prise. Cette absence d'explicabilité est en contradiction directe avec les impératifs de transparence en ce qui concerne l'octroi de crédit, en particulier dans le cadre des mécanismes de recours ou d'audit interne.

La littérature souligne également les dangers des biais algorithmiques. Les données employées dans le processus d'apprentissage des modèles peuvent souvent refléter des disparités historiques ou sociales, susceptibles d'être perpétuées et renforcées par l'Intelligence Artificielle. Barocas & Selbst (2016) mettent en avant le fait que ces partialités peuvent entraîner des formes de discrimination indirecte dans l'obtention de crédit, en particulier pour les femmes, les jeunes, les habitants des zones rurales ou les travailleurs informels. Au Maroc, ces risques sont amplifiés en raison d'une disponibilité limitée de jeux de données variés et de la prépondérance des profils urbains formels dans les historiques bancaires. Des cas rapportés à l'étranger ont démontré que des algorithmes pouvaient rejeter une demande de crédit sur la base d'une adresse ou d'un prénom qui

sont statistiquement liés à un profil considéré comme étant à risque (Hurley & Adebayo, 2017). Cette situation soulève des questions fondamentales concernant la justice algorithmique et nécessite la mise en place de mécanismes correctifs solides. Les principes de l'Intelligence Artificielle responsable, tels qu'énoncés par Floridi et ses collègues (2018) ou par Dignum (2019), mettent en avant l'importance d'incorporer la notion de fairness (équité) et d'accountability (redevabilité) dès la phase de conception des modèles.

En dernier lieu, l'absence d'explication des décisions représente un obstacle à la légitimité sociale. Pasquale (2015) souligne la menace représentée par un pouvoir algorithmique invisible dans des secteurs sensibles tels que la finance. Lorsque les décisions de crédit sont prises par des modèles opaques, les clients se trouvent dans l'incapacité de comprendre ou de contester ces décisions. Cette situation est particulièrement préoccupante dans un pays tel que le Maroc, où la confiance envers les institutions financières est encore en phase de développement.

3.2. Contraintes organisationnelles : compétences, culture d'entreprise et gouvernance interne

Au-delà des considérations éthiques, les établissements bancaires se trouvent confrontés à des défis organisationnels majeurs. La littérature met en évidence que l'intégration de l'Intelligence Artificielle modifie de manière significative les pratiques professionnelles, les fonctions ainsi que les processus décisionnels. Cela requiert non seulement des adaptations technologiques, mais également une transformation de la culture managériale (Dignum, 2019).

Un premier obstacle se situe dans le manque de compétences spécialisées. La mise en œuvre de modèles d'Intelligence Artificielle nécessite des profils spécialisés en science des données, en ingénierie des données, ainsi qu'en éthique numérique et en gestion des risques associés aux algorithmes. Cependant, ces compétences demeurent encore peu répandues au sein du secteur bancaire marocain. Djordjevic et al. (2020) soulignent la complexité rencontrée par les institutions des pays en développement pour attirer et retenir des talents dans un marché mondial particulièrement compétitif. De surcroît, l'acculturation numérique des équipes internes constitue un enjeu majeur. Les collaborateurs, en particulier ceux exerçant dans les domaines des risques, de l'audit ou de la conformité, peuvent considérer l'Intelligence Artificielle comme une menace ou un outil difficile à appréhender, ce qui contribue à renforcer les résistances au changement. Ouali et El Amrani (2022) démontrent qu'au sein des établissements bancaires marocains, la méfiance à l'égard des systèmes algorithmiques constitue un obstacle à leur adoption à grande échelle.

La problématique de la gouvernance interne revêt également une importance capitale. La mise en

œuvre d'une Intelligence Artificielle responsable requiert une coordination étroite entre la direction générale, les services informatiques, les instances de conformité ainsi que la gestion des risques. Cela implique l'établissement de structures spécifiques telles qu'un comité d'éthique dédié à l'Intelligence Artificielle, un audit des algorithmes, des chartes internes, ainsi que des processus de supervision humaine. À l'heure actuelle, un nombre restreint de banques marocaines possède des dispositifs de cette nature, engendrant ainsi un manque en matière de pilotage stratégique.

3.3. Contraintes réglementaires : flou juridique et inadéquation normative

Le dernier système de freinage identifié concerne le cadre réglementaire. L'utilisation de l'Intelligence Artificielle dans le secteur du crédit évolue au sein d'un cadre juridique souvent ambigu, voire inexistant, en particulier dans les pays en développement. Au Maroc, la législation 09-08 relative à la protection des données personnelles établit un cadre juridique fondamental, cependant elle n'aborde pas de manière explicite les questions liées aux décisions automatisées, à l'explicabilité des algorithmes et aux voies de recours pour les individus impactés.

Dans son rapport sur la supervision bancaire, publié en 2022, la Banque Al-Maghrib souligne la nécessité d'une mise à jour de la réglementation afin d'incorporer les nouveaux défis présentés par les technologies émergentes. Cependant, faute de directives précises, les banques évoluent dans un environnement réglementaire incertain, ce qui restreint leur capacité à mettre en œuvre pleinement des outils d'Intelligence Artificielle dans des domaines sensibles tels que l'octroi de crédit.

Au niveau mondial, les normes telles que celles établies par l'OCDE (2019), la Commission européenne (2021) ou l'IEEE (Ethically Aligned Design) fournissent des directives précieuses. Cependant, l'implémentation de ces mesures au niveau local reste difficile en raison du manque d'ajustement aux particularités économiques, culturelles et institutionnelles du pays.

L'écart entre les objectifs technologiques et les normes réglementaires actuelles peut entraver le progrès de l'innovation. Cependant, cela offre également une opportunité de mettre en place, au Maroc, un cadre réglementaire spécifique pour l'IA dans le secteur bancaire, en harmonie avec les Objectifs de Développement Durable (ODD), en particulier l'ODD 16 (paix, justice et institutions solides) et l'ODD 10 (réduction des inégalités).

4. Recommandations pour une intégration éthique et durable de l'IA dans les banques marocaines

Face aux limites identifiées dans la littérature opacité algorithmique, déficits de compétences, cadre réglementaire incertain, plusieurs travaux académiques proposent des leviers d'action pour favoriser une IA responsable dans le domaine bancaire. Ces recommandations ne relèvent pas

uniquement de la technique, mais impliquent des changements profonds dans la gouvernance, les compétences internes et les pratiques de décision. Leur mise en œuvre au Maroc, bien qu'encore embryonnaire, pourrait s'appuyer sur les enseignements d'expériences internationales, tout en étant adaptée aux spécificités locales.

4.1. Garantir une supervision humaine dans un cadre éthique adapté à la culture bancaire marocaine

L'automatisation sans intervention humaine représente un risque significatif, notamment dans les domaines bancaires où les décisions de prêt dépendent encore d'une analyse approfondie du profil du client, souvent difficile à quantifier entièrement en termes de données. Dans de nombreux pays en développement tels que le Maroc, des facteurs non formalisés tels que la situation informelle, les relations locales et l'historique subjectif du client continuent de jouer un rôle crucial dans l'évaluation du risque. Le déploiement d'une Intelligence Artificielle sans supervision humaine adéquate pourrait entraîner l'exclusion de clients solvables, simplement en raison de leur non-conformité aux critères statistiques traditionnels.

La littérature met en avant l'importance de préserver un degré significatif d'intervention humaine, particulièrement dans les prises de décision ayant des répercussions sociales ou économiques majeures. Dignum (2019) affirme que les systèmes d'Intelligence Artificielle devraient être développés dans le but d'apporter un soutien aux individus plutôt que de les remplacer dans les processus de prise de décision essentiels. Elle met en avant l'importance de la supervision humaine dans le but d'assurer la responsabilité, la justice et l'interprétabilité des décisions prises par des algorithmes. Sinon, les organisations s'exposent au risque d'automatiser les préjugés historiques ou de désorienter les utilisateurs avec des décisions perçues comme arbitraires.

Selon les Principes de l'OCDE sur l'Intelligence Artificielle de 2019, il est recommandé d'incorporer une supervision humaine dans les systèmes à haut risque afin d'assurer la mise en place de mécanismes de contrôle et d'explication. Ces principes soulignent les approches "human-in-the-loop" (HITL), dans lesquelles un intervenant humain participe avant la décision finale, et "human-on-the-loop" (HOTL), où l'humain surveille de manière continue l'exécution algorithmique. Ces configurations sont perçues comme des mécanismes assurant la reddition de comptes dans des systèmes complexes.

En pratique, de nombreuses banques européennes ont mis en place ces dispositifs. Selon un rapport de AI Watch (2020), un observatoire affilié à la Commission européenne, il a été observé que certaines institutions financières ont instauré des "points de validation humaine" spécifiquement pour les cas où la confiance algorithmique est faible ou que des caractéristiques non standards sont

présentes. Cette méthode permet de minimiser les erreurs, de diminuer les biais, et d'accroître la légitimité des décisions prises par l'Intelligence Artificielle aux yeux des clients et des organismes de réglementation.

Transposé dans le contexte marocain, caractérisé par des restrictions d'accès au crédit pour certaines catégories de la population (notamment les jeunes, les femmes et les travailleurs informels), un tel mécanisme contribuerait à prévenir des exclusions injustifiées. Ainsi, la supervision humaine apparaît comme une nécessité éthique et un outil stratégique essentiel pour garantir le succès de l'implémentation de l'Intelligence Artificielle dans le domaine bancaire local.

4.2. Renforcer les compétences internes via des partenariats nationaux entre banques, universités et régulateurs

Le progrès d'une Intelligence Artificielle responsable dans le secteur bancaire marocain est entravé par la pénurie de professionnels qualifiés dans les domaines interdisciplinaires des sciences des données, de la finance et de l'éthique numérique. Selon Djordjevic et ses collègues (2020), on constate une lacune significative en termes de compétences dans les pays émergents, où les programmes de formation spécialisée demeurent restreints.

Au Maroc, Ouali & El Amrani (2022) mettent en lumière une disparité significative entre les compétences recherchées par les institutions bancaires, qui nécessitent une compréhension à la fois des modèles d'Intelligence Artificielle et des aspects réglementaires, et l'offre éducative actuelle, souvent segmentée. Cette situation accroît la dépendance envers des fournisseurs externes, au détriment de l'appropriation locale.

Les collaborations entre les banques et les institutions académiques sont reconnues internationalement pour leur contribution à l'amélioration de l'intégration de l'Intelligence Artificielle. Dans le cadre américain, Jagtiani & Lemieux (2018) mettent en évidence que de telles collaborations encouragent le développement de profils hybrides et de solutions plus adaptées au contexte.

4.3. Instituer une gouvernance éthique interne, adaptée aux réalités organisationnelles locales

La mise en place d'une gouvernance algorithmique est essentielle pour réguler l'utilisation de l'Intelligence Artificielle en interne. Floridi et ses collègues (2018) suggèrent l'établissement de comités éthiques multidisciplinaires chargés de procéder à des évaluations régulières des risques liés à la discrimination, à l'opacité et à la non-conformité. Selon les directives de l'IEEE (2020) présentées dans son document intitulé *Ethically Aligned Design*, il est recommandé d'instituer un responsable de l'Intelligence Artificielle au sein de chaque organisation.

Selon Ouali & El Amrani (2022), les banques marocaines ne disposent pas d'une structure spécifique pour superviser l'éthique de l'Intelligence Artificielle, malgré la mise en œuvre de projets de transformation numérique. L'établissement d'un cadre formel de gouvernance algorithmique, incorporé aux organes existants tels que les départements des risques et de la conformité, est devenu un élément essentiel pour renforcer la c

Conclusion

La montée en puissance de l'Intelligence Artificielle dans les pratiques de gestion du risque de crédit ouvre des perspectives inédites pour le secteur bancaire marocain, en particulier en matière de performance prédictive, de réactivité opérationnelle et d'inclusion financière. Toutefois, comme l'a révélé cette revue de littérature, son intégration ne peut être ni neutre ni purement technique. Elle s'accompagne de défis profonds, à la fois éthiques relatifs à l'opacité des algorithmes, aux biais systémiques et à l'équité décisionnelle et organisationnelle, en lien avec les compétences internes, la culture managériale et les mécanismes de gouvernance. Face à ces enjeux, une Intelligence Artificielle responsable, alignée sur les principes de transparence, de supervision humaine, de redevabilité et d'ancrage local, apparaît comme une condition indispensable pour une adoption légitime et durable. La problématique centrale de cet article; *comment les banques marocaines peuvent-elles intégrer une IA responsable dans la gestion du risque de crédit, tout en répondant aux exigences éthiques et organisationnelles propres à leur contexte ?* a permis de faire émerger plusieurs pistes concrètes, articulées autour de la supervision humaine, du renforcement des compétences internes, de la mise en place d'une gouvernance algorithmique éthique, et de l'adaptation des cadres réglementaires. Ces leviers, bien qu'inspirés d'expériences internationales, doivent impérativement être contextualisés à l'environnement marocain, marqué par des disparités technologiques, des attentes sociétales spécifiques et une régulation encore en développement. L'appropriation progressive de l'Intelligence Artificielle par les banques marocaines doit donc s'inscrire dans une logique de frugalité technologique et managériale, en cohérence avec les ambitions de développement durable.

Enfin, cette réflexion ouvre plusieurs perspectives de recherche futures : l'étude empirique des pratiques actuelles en matière d'IA bancaire au Maroc, l'analyse comparative des stratégies de gouvernance algorithmique dans les pays émergents, ou encore la construction d'un référentiel national pour une IA responsable en finance, co-construit par les banques, les régulateurs, les chercheurs et la société civile.

Références

- Baesens, B., Van Gestel, T., Viaene, S., Stepanova, M., Suykens, J., & Vanthienen, J. (2003). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring. *Journal of the Operational Research Society*, 54(6), 627–635. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601545>
- Barocas, S., & Selbst, A. D. (2016). Big Data's disparate impact. *California Law Review*, 104(3), 671–732. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2477899>
- Brack, E. (2016). La transformation digitale de l'intermédiation bancaire. *Géoéconomie*, 81(4), 79–91. <https://doi.org/10.3917/geoec.081.0079>
- Commission Européenne. (2021). *Proposal for a regulation laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act)*. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:52021PC0206>
- Crook, J., Edelman, D., & Thomas, L. (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment. *European Journal of Operational Research*, 183(3), 1447–1465. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.09.100>
- Dignum, V. (2019). *Responsible artificial intelligence: How to develop and use AI in a responsible way*. Springer Nature. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-30371-6>
- Djordjevic, A., Wyss, R., Alford, J., & Fiess, N. (2020). *Data-driven finance in emerging markets: Opportunities and challenges for credit scoring* (Policy Research Working Paper No. 9297). World Bank. <https://doi.org/10.1596/1813-9450-9297>
- Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. *arXiv preprint arXiv:1702.08608*. <https://arxiv.org/abs/1702.08608>
- Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chiarello, F., Chatila, R., Dignum, V., ... & Vayena, E. (2018). AI4People—An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*, 28, 689–707. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5>
- Gomber, P., Koch, J.-A., & Siering, M. (2017). Digital finance and FinTech: Current research and future research directions. *Journal of Business Economics*, 87(5), 537–580. <https://doi.org/10.1007/s11573-017-0852-x>
- Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 160(3), 523–541. <https://doi.org/10.1111/j.1467-985X.1997.00078.x>
- Holzinger, A., Weippl, E., Tjoa, A. M., & Kieseberg, P. (2021). Digital transformation for sustainable development goals (SDGs): A security, safety, and privacy perspective on AI. In

- Machine Learning and Knowledge Extraction: 5th IFIP CD-MAKE 2021 Proceedings* (pp. 1–20). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-84060-0_1
- Hurley, M., & Adebayo, J. (2017). Credit scoring in the era of big data. *Yale Journal of Law & Technology*, 18(1), 148–216. <https://digitalcommons.law.yale.edu/yjolt/vol18/iss1/5/>
- IEEE. (2020). *Ethically aligned design: A vision for prioritizing human well-being with autonomous and intelligent systems (1st ed.)*. IEEE Standards Association. <https://ethicsinaction.ieee.org>
- Jagtiani, J., & Lemieux, C. (2018). The roles of alternative data and machine learning in FinTech lending: Evidence from the LendingClub consumer platform (Working Paper No. 18-15). Federal Reserve Bank of Philadelphia. <https://doi.org/10.21799/frbp.wp.2018.15>
- Kou, G., Xu, Y., Peng, Y., Shen, F., Chen, Y., & Chang, K. (2021). Machine learning for credit risk evaluation: Applications, challenges, and emerging trends. *Applied Soft Computing*, 102, 107117. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.107117>
- Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H. V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. *European Journal of Operational Research*, 247(1), 124–136. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.05.030>
- Lyytinen, K., Nickerson, J. V., & King, J. L. (2021). Metahuman systems = Humans + machines that learn. *Journal of Information Technology*, 36(4), 427–445. <https://doi.org/10.1177/02683962211034567>
- Malekipirbazari, M., & Aksakalli, V. (2015). Risk assessment in social lending via random forests. *Expert Systems with Applications*, 42(10), 4621–4631. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.01.001>
- McAfee, A., & Brynjolfsson, E. (2012). Big data: The management revolution. *Harvard Business Review*, 90(10), 60–68.*
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (2006). A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955. *AI Magazine*, 27(4), 12.
- OCDE. (2019). *Recommandation du Conseil sur l'Intelligence Artificielle*. Organisation de coopération et de développement économiques. <https://legalinstruments.oecd.org/fr/instruments/OECD-LEGAL-0449>
- Ouali, A., & El Amrani, R. (2022). L'IA bancaire dans les pays en développement : Entre logiques d'innovation et enjeux de légitimation. *Revue Management & Avenir*, 125, 83–104. <https://doi.org/10.3917/mav.125.0083>
- Ouiza, Y. (2014). *Les NTIC au service des banques*. Docs School Publications.

- Parmiggiani, E., Østerlie, T., & Almklov, P. G. (2022). In the backrooms of data science. *Journal of the Association for Information Systems*, 23(1), 139–164. <https://doi.org/10.17705/1jais.00724>
- Pasquale, F. (2015). *The black box society: The secret algorithms that control money and information*. Harvard University Press.
- Pessach, D., & Shmueli, E. (2022). A review on fairness in machine learning. *ACM Computing Surveys*, 55(3), 1–44. <https://doi.org/10.1145/3494672>
- Rai, A., Constantinides, P., & Sarker, S. (2019). Editor's comments: Next-generation digital platforms—Toward human–AI hybrids. *MIS Quarterly*, 43(1), iii–x. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2019/13712>
- Schneider, J., Abraham, R., Meske, C., & Vom Brocke, J. (2022). Artificial intelligence governance for business. *Information Systems Management*, 39(4), 361–381. <https://doi.org/10.1080/10580530.2022.2031933>
- Shollo, A., Hopf, K., Thiess, T., & Müller, O. (2022). Shifting ML value-creation mechanisms: A process model of ML value creation. *The Journal of Strategic Information Systems*, 31(3), 101734. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2022.101734>
- Thomas, L. C. (2000). A survey of credit and behavioural scoring: Forecasting financial risk of lending to consumers. *International Journal of Forecasting*, 16(2), 149–172. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(99\)00039-6](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(99)00039-6)
- Vassilakopoulou, P., Parmiggiani, E., Shollo, A., & Grisot, M. (2022). Responsible AI: Concepts, critical perspectives, and an information-systems research agenda. *Information Systems Journal*, 32(6), 1294–1324.* <https://doi.org/10.1111/isj.12391>
- Zavolokina, L., Dolata, M., & Schwabe, G. (2016). The FinTech phenomenon: Antecedents of financial innovation perceived by the popular press. *Financial Innovation*, 2(1), 1–16. <https://doi.org/10.1186/s40854-016-0036-7>
- Zhang, D., Han, Y., Deng, Y., & Li, Y. (2021). Credit-risk evaluation using ensemble learning-based feature selection and classification. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 393, 113142. <https://doi.org/10.1016/j.cam.2021.113142>