

Maturité digitale, adoption de l'intelligence artificielle et productivité opérationnelle perçue auprès de professionnels de sept banques marocaines

Digital Maturity, Artificial Intelligence Adoption and Perceived Operational Productivity among Professionals from Seven Moroccan Banks

Mohammed TAMRI, (Doctorant)

*Laboratoire, Etudes et Recherche en Management des Organisations et des Territoires
Faculté des Sciences juridiques, Economiques et Sociales de Fès
Université Sidi Mohammed Ben Abdellah de Fès, Maroc*

Mohamed Yassir TADLAOUI, (Doctorant)

*Laboratoire, Etudes et Recherche en Management des Organisations et des Territoires
Faculté des Sciences juridiques, Economiques et Sociales de Fès
Université Sidi Mohammed Ben Abdellah de Fès, Maroc*

Karim BENNIS, (Enseignant-Chercheur)

*Laboratoire, Etudes et Recherche en Management des Organisations et des Territoires
Faculté des Sciences juridiques, Economiques et Sociales de Fès
Université Sidi Mohammed Ben Abdellah de Fès, Maroc*

Adresse de correspondance :	Faculté d'Économie et de Gestion (FEG) - Université Sidi Mohamed Ben Abdellah Fès.
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	TAMRI, M., TADLAOUI, M. Y., & BENNIS, K. (2026). Maturité digitale, adoption de l'intelligence artificielle et productivité opérationnelle perçue auprès de professionnels de sept banques marocaines. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(13), 512–542. https://doi.org/10.5281/zenodo.23594742
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME

ISSN: 2658-8455

Volume 7, Issue 13 (2026)

Maturité digitale, adoption de l'intelligence artificielle et productivité opérationnelle perçue auprès de professionnels de sept banques marocaines

Résumé

Cette recherche examine les associations entre maturité digitale, adoption de l'intelligence artificielle et productivité perçue auprès de professionnels de banques marocaines. Elle articule trois questions : l'association directe de l'adoption avec la productivité perçue, la contribution propre de la maturité et son rôle modérateur. Une analyse indirecte est exploratoire. L'articulation prolonge les travaux sur les capacités organisationnelles en IA, sans assimiler performance financière et appréciation individuelle des opérations. L'enquête de convenance, réalisée de juillet à août 2026, porte sur 120 répondants de sept banques : dirigeants, managers, professionnels IT, Data ou Cybersécurité et fonctions clientèle ou commerciales. L'adoption et les bénéfices perçus attribués à l'IA sont mesurés par des scores multi-items ; la maturité est une autoévaluation à trois niveaux. Les analyses comprennent statistiques descriptives, cohérence interne, analyses factorielles, corrélations et régressions. L'adoption présente une association positive avec la productivité perçue ($B = 0,512$; $p \text{ wild} = 0,031$). Le modèle conjoint explique 35,1 % de sa variance. L'association indépendante de la maturité et l'interaction ne sont pas significatives. La décomposition complémentaire indique un effet indirect de 0,232, avec un intervalle bootstrap à 95 % [0,132 ; 0,351]. Ces résultats sont compatibles avec une articulation entre capacités disponibles et usages déclarés ; ils ne démontrent pas une chaîne causale. Les perceptions communes, la mesure sommaire de la maturité, les réponses imbriquées dans sept banques et les facteurs omis limitent l'interprétation. Le dispositif transversal ne permet pas d'établir l'ordre temporel des relations ni de généraliser les résultats au secteur bancaire marocain.

Mots-clés : intelligence artificielle ; maturité digitale ; capacités organisationnelles ; productivité perçue ; banques marocaines.

Classification JEL : G21 ; O33 ; D24 ; M15.

Type de papier : Recherche empirique

Abstract

This study examines associations between digital maturity, artificial intelligence adoption and perceived operational productivity among professionals from Moroccan banks. It distinguishes three questions: the direct association between adoption and perceived productivity, the independent contribution of maturity, and its moderating role. An indirect analysis is exploratory. This approach extends research on organizational AI capabilities while distinguishing financial performance from individual assessments of operations. The convenience-sampled survey, conducted from July to August 2026, comprises 120 respondents from seven banks, including executives, managers, IT, data or cybersecurity professionals, and customer-facing or commercial staff. Adoption and perceived benefits attributed to AI are measured with multi-item composite scores; maturity is represented by a self-assessed three-level category. Analyses include descriptive statistics, internal consistency assessment, factor analyses, correlations and regressions. Adoption is positively associated with perceived productivity ($B = 0.512$; $p \text{ wild} = 0.031$). The joint model explains 35.1% of its variance. Neither the independent direct association of maturity nor the interaction is statistically significant. The complementary decomposition reports a statistical indirect effect of 0.232, with a 95% bootstrap interval [0.132, 0.351]. These findings are compatible with a relationship between available capabilities and reported uses; they do not establish a causal sequence. Common-source perceptions, the coarse maturity measure, responses nested within seven banks and unobserved confounders restrict interpretation. The cross-sectional design does not establish temporal ordering or support generalization to the Moroccan banking sector. The contribution is therefore an exploratory comparison of distinct statistical configurations that requires confirmation using better documented measures, independent outcomes and longitudinal data.

Keywords: artificial intelligence; digital maturity; organizational capabilities; perceived productivity; Moroccan banks.

JEL classification: G21; O33; D24; M15.

Paper type: empirical research.

1. Introduction

L'intelligence artificielle renouvelle le traitement de l'information dans les activités financières. Les applications de détection d'anomalies, d'assistance à la décision et d'automatisation peuvent modifier les opérations, mais leur déploiement expose aussi les établissements à des risques liés aux données, à la fiabilité et à la gouvernance. Le rapport économique de la Banque des règlements internationaux souligne ces opportunités et ces risques, sans considérer la disponibilité des technologies comme une garantie de gains de productivité (Bank for International Settlements, 2024). Les usages numériques doivent donc être étudiés conjointement avec les conditions organisationnelles de leur mobilisation.

Les travaux existants distinguent plusieurs niveaux d'analyse. Mikalef et Gupta (2021) relient les capacités en IA à une combinaison de ressources et à la performance des entreprises. Enholm et al. (2022) examinent les conditions de création de valeur, tandis que Hansen et al. (2024) proposent une lecture de la diffusion par la maturité des capacités en IA. Dans la banque, Baffour Gyau et al. (2024) étudient l'innovation en IA et la rentabilité à partir de données agrégées de vingt pays. Cette dernière approche ne mesure ni l'usage individuel des outils ni la productivité perçue des professionnels. Les résultats d'assistance au travail rapportés par Brynjolfsson et al. (2025), obtenus hors du secteur bancaire, ne peuvent pas davantage être transposés sans examen du contexte.

La lacune retenue concerne ainsi la comparaison, au niveau des répondants bancaires, de configurations statistiques distinctes reliant une capacité digitale globale, des usages déclarés de l'IA et une productivité opérationnelle perçue. Le corpus mobilisé permet de justifier cette articulation, mais ne permet pas de revendiquer l'absence de toute étude antérieure en Afrique du Nord. La recherche teste d'abord les associations directes et une interaction positive formulées dans le modèle initial. Une décomposition indirecte est ensuite examinée comme prolongement exploratoire ; elle ne constitue pas une hypothèse prédéfinie ni une démonstration de mécanisme causal.

Le Maroc offre un contexte institutionnel utile à cette comparaison. Le plan stratégique 2024-2028 de Bank Al-Maghrib place la digitalisation parmi les évolutions auxquelles la supervision et le système financier doivent s'adapter (Bank Al-Maghrib, 2024). Cette orientation institutionnelle ne fournit toutefois pas un taux d'adoption de l'IA pour les sept banques étudiées. Le traitement des données personnelles relève également de la loi n° 09-08 (Royaume du Maroc, 2009), ce qui rend pertinente l'attention portée à la gouvernance des données. L'échantillon comprend des établissements conventionnels et deux banques participatives, Umnia Bank et Bank Assafa ; leur présence diversifie le terrain sans permettre une comparaison fiable de leurs modèles, faute de contrôles et d'effectifs adaptés.

La question principale est la suivante : comment l'adoption déclarée de l'IA et la maturité digitale sont-elles associées à la productivité opérationnelle perçue des professionnels interrogés ? Trois tests portent respectivement sur l'association de l'adoption, la contribution de la maturité à adoption donnée et la variation de la pente adoption-productivité selon la maturité. La question exploratoire complémentaire porte sur la compatibilité des données avec une chaîne statistique reliant maturité, adoption et productivité perçue. Ces formulations distinguent association conditionnelle, modération et effet indirect.

L'ancrage théorique combine l'approche fondée sur les ressources et les capacités dynamiques (Barney, 1991 ; Teece, 2007). La maturité désigne conceptuellement un état de préparation digitale générale, l'adoption concerne les usages de l'IA et la productivité perçue correspond à une appréciation de l'efficacité opérationnelle. La contribution théorique consiste à distinguer capacités disponibles et usages mobilisés ; la contribution empirique apporte des perceptions professionnelles situées dans sept banques marocaines. La contribution analytique compare

plusieurs spécifications, sans prétendre introduire une nouvelle méthode ni confirmer les microfondations de ces capacités.

L'enquête transversale porte sur 120 répondants interrogés de juillet à août 2026. L'unité d'observation est la personne répondante, non la banque. La portée des résultats dépend donc de la qualité des mesures et de la prise en compte de la dépendance entre réponses issues d'un même établissement. L'article présente successivement la littérature et les hypothèses initiales, la méthodologie, les résultats, une discussion donnant priorité aux hypothèses non soutenues, puis les contributions, limites et perspectives de recherche.

2. Revue de littérature et développement des hypothèses

2.1 Adoption de l'intelligence artificielle dans le secteur bancaire

L'adoption de l'intelligence artificielle dans le secteur bancaire s'inscrit dans une trajectoire plus large de transformation numérique des institutions financières. Après une première phase centrée sur la dématérialisation des services, le développement de la banque en ligne et l'automatisation de certaines opérations, les établissements bancaires mobilisent désormais des systèmes capables d'apprendre à partir des données, de produire des prédictions, de détecter des anomalies et d'assister à certaines décisions. L'IA devient ainsi progressivement une composante des infrastructures décisionnelles et opérationnelles des banques. Cette évolution s'explique en partie par la nature même de l'activité bancaire. Les banques traitent quotidiennement des volumes considérables de données transactionnelles, comportementales, financières et réglementaires. Dans ce contexte, les techniques d'intelligence artificielle peuvent permettre de dépasser les capacités des outils traditionnels en identifiant des régularités, des signaux faibles ou des comportements atypiques difficilement détectables par des méthodes purement manuelles.

Les principales applications bancaires de l'IA concernent la détection de fraude, l'évaluation du risque de crédit et la relation client. L'analyse de transactions peut hiérarchiser les alertes ; les modèles de scoring peuvent enrichir l'évaluation de la solvabilité ; les assistants conversationnels peuvent améliorer la disponibilité du service. Ces usages visent des bénéfices distincts et ne supposent pas le même degré d'intégration organisationnelle.

L'automatisation intelligente des processus représente un autre champ important. Elle concerne notamment le traitement documentaire, la saisie et le contrôle d'informations, le traitement de certaines opérations de back-office ou encore l'extraction automatique de données à partir de documents non structurés. Enfin, l'intelligence artificielle est progressivement intégrée aux fonctions de conformité, de gestion des risques et d'aide à la décision, notamment pour l'analyse d'alertes, la détection de comportements atypiques ou la priorisation de dossiers nécessitant une intervention humaine. Ces usages montrent que l'adoption de l'IA ne correspond pas à un phénomène homogène. Une banque peut être fortement avancée dans certains domaines et encore peu mature dans d'autres. Il convient donc de distinguer la simple présence de solutions d'IA de leur degré réel d'intégration dans les processus métiers.

L'intégration suppose en effet que la technologie soit utilisée de manière régulière, reliée aux systèmes existants, comprise par les utilisateurs et incorporée aux processus de décision. La littérature récente insiste justement sur cette dimension organisationnelle. Mikalef et Gupta (2021) montrent que la capacité en intelligence artificielle ne repose pas uniquement sur les ressources technologiques, mais sur la combinaison de plusieurs types de ressources, notamment les compétences humaines, les données et les capacités organisationnelles. Hansen et al. (2024) prolongent cette approche en considérant la diffusion de l'IA comme un processus de maturation qui nécessite un alignement progressif entre technologie, organisation et environnement. La dimension technologique concerne l'infrastructure, les outils et les capacités techniques. La dimension organisationnelle renvoie à l'intégration dans les processus. La

dimension humaine concerne les compétences, l'acceptation et l'appropriation. Enfin, la dimension stratégique correspond à la capacité à relier les projets d'IA aux objectifs globaux de la banque.

Le passage de l'expérimentation à l'usage opérationnel reste complexe dans les banques en raison des exigences de sécurité, de conformité et de gouvernance. Les données, les compétences et les infrastructures disponibles influencent cette intégration. La digitalisation des canaux et des services constitue un socle, sans garantir une exploitation avancée de l'IA.

Dans le contexte marocain, l'adoption de l'intelligence artificielle doit donc être comprise comme un prolongement de la transformation digitale déjà engagée dans le secteur bancaire. Les avancées réalisées en matière de services mobiles, de dématérialisation et de digitalisation des processus constituent des fondations importantes, mais elles ne garantissent pas automatiquement une capacité avancée d'exploitation de l'IA. Cette évolution conduit directement à la question de la productivité. Si l'IA est de plus en plus intégrée aux activités bancaires, il devient essentiel de déterminer si cette adoption se traduit effectivement par des gains mesurables d'efficacité opérationnelle.

La revue d'Enholm et al. (2022) souligne que la valeur de l'IA dépend de conditions organisationnelles et de mécanismes de transformation. Pour l'analyse bancaire, cela conduit à distinguer l'équipement technologique, la capacité à exploiter les outils et les résultats opérationnels. Un projet annoncé ou une expérimentation localisée ne renseignent pas nécessairement sur la diffusion de l'usage dans les fonctions de la banque. Cette distinction justifie de mesurer l'adoption effective plutôt que la seule intention d'investissement.

Au Maroc, Sehaqui et Haissoune (2024) étudient l'application de l'IA à la gestion du risque de contrepartie à partir d'entretiens semi-directifs avec huit directeurs des risques de banques et fenêtres participatives. Les auteurs rapportent une absence d'utilisation de l'IA pour cette fonction au moment de l'enquête, malgré des intentions d'adoption, et identifient des contraintes financières ainsi qu'un manque d'expertise. Ce résultat invite à distinguer les bénéfices attendus des usages effectivement déployés. Il ne renseigne toutefois ni l'ensemble des activités bancaires ni la situation de tous les établissements marocains. Notre enquête complète cet éclairage par des perceptions recueillies auprès de plusieurs fonctions professionnelles, sans permettre une comparaison directe des niveaux d'adoption entre les deux études.

2.2 Adoption de l'IA et productivité opérationnelle

La littérature bancaire distingue l'efficacité, la rentabilité et la productivité. Dans leur synthèse de 130 études couvrant 21 pays, Berger et Humphrey (1997) examinent les méthodes d'estimation de l'efficacité des institutions financières et soulignent que les différentes approches ne produisent pas nécessairement des résultats concordants. Cette littérature appelle à préciser la nature de l'indicateur étudié. Notre score porte sur des bénéfices opérationnels perçus, notamment les délais, les erreurs et la capacité de traitement ; il ne constitue ni une estimation de frontière d'efficacité, ni une mesure de rentabilité, ni un ratio objectif de production aux ressources utilisées. Les résultats sur l'efficacité et la rentabilité bancaires éclairent ainsi la discussion, sans valider directement notre mesure déclarative.

Le recours à des mesures perceptuelles de performance doit être distingué de leur validation par des indicateurs objectifs. Wall et al. (2004), dans trois échantillons, observent des associations positives entre mesures subjectives et objectives de la performance des entreprises. Ces résultats apportent un appui à l'étude des perceptions, sans établir une équivalence automatique entre les deux types de mesure. Leur portée diffère également de celle de notre enquête : ils concernent la performance des entreprises, tandis que nous recueillons des appréciations individuelles de bénéfices opérationnels attribués à l'IA.

L'un des principaux arguments justifiant l'investissement des établissements financiers dans l'intelligence artificielle réside dans sa capacité potentielle à améliorer la productivité. Dans le secteur bancaire, cette productivité ne se limite pas à une augmentation du volume d'opérations réalisées. Elle renvoie plus largement à la capacité de l'établissement à traiter davantage d'activités, avec une meilleure rapidité, une plus grande fiabilité et une mobilisation plus efficace de ses ressources humaines et technologiques. Le premier mécanisme concerne l'automatisation des activités répétitives et standardisées. Une part importante des opérations bancaires repose historiquement sur des tâches de contrôle, de vérification, de classification, de saisie ou de traitement documentaire. Lorsque ces opérations peuvent être automatisées ou assistées par des systèmes d'intelligence artificielle, les ressources humaines peuvent être réaffectées à des activités nécessitant davantage d'analyse, de jugement ou de relation avec la clientèle. Cette logique correspond à une transformation de la structure du travail plutôt qu'à une simple réduction des effectifs. Le gain de productivité dépend en effet de la capacité de l'organisation à convertir le temps libéré par l'automatisation en activités créatrices de valeur. L'IA peut réduire le temps nécessaire à la collecte, au traitement et à l'interprétation initiale de l'information. Dans les activités de crédit, de risque ou de fraude, l'analyse de volumes importants de données peut faciliter l'évaluation des dossiers et la hiérarchisation des contrôles, tout en maintenant une intervention humaine pour les décisions complexes.

La productivité doit aussi être appréciée sous l'angle de la qualité. Accélérer les opérations en multipliant les erreurs ne constituerait pas un gain réel. La standardisation et la détection d'anomalies peuvent réduire les coûts de retraitement et les délais supplémentaires ; ces dimensions complètent la mesure des volumes traités.

Une autre source de productivité réside dans l'assistance apportée aux collaborateurs. L'intelligence artificielle peut permettre aux employés d'accéder plus rapidement à des informations pertinentes, de synthétiser des documents, de prioriser certaines tâches ou encore d'obtenir des recommandations facilitant la prise de décision. Cette configuration correspond à une logique d'augmentation plutôt qu'à une logique d'automatisation totale. Raisch et Krakowski (2021) montrent précisément que l'impact de l'intelligence artificielle sur les organisations doit être appréhendé à travers la tension entre automatisation et augmentation. L'automatisation vise principalement à transférer certaines tâches à la technologie, alors que l'augmentation cherche à renforcer les capacités des travailleurs grâce à celle-ci.

Brynjolfsson et al. (2025) montrent que l'assistance par IA générative peut améliorer la productivité dans une activité intensive en connaissances, avec des gains hétérogènes selon l'expérience. Cette étude extérieure au secteur bancaire soutient la plausibilité d'un mécanisme d'assistance, sans démontrer son ampleur dans les banques. La création de valeur dépend aussi de la réaffectation du temps économisé vers des activités utiles.

Mikalef et Gupta (2021) étudient les capacités en IA et la performance d'entreprises. Baffour Gyau et al. (2024) analysent, pour vingt pays, l'innovation en IA bancaire et la rentabilité mesurée notamment par le ROA. Leur résultat favorable ne constitue pas une preuve de gains opérationnels perçus au niveau individuel. Les unités d'analyse, les variables et les contextes diffèrent. La convergence générale de ces travaux soutient la plausibilité d'une association, mais ne fournit pas une validation directe du construit utilisé ici.

Une lecture critique doit aussi considérer le décalage entre investissement et gains mesurés. Brynjolfsson et al. (2021) montrent que les actifs immatériels complémentaires peuvent retarder l'apparition de bénéfices mesurés, selon une logique de courbe en J. Cette explication générale ne prédit pas le signe d'une association transversale dans notre échantillon. Elle invite à considérer coûts d'apprentissage, réorganisation et délais, plutôt qu'à supposer des gains immédiats et uniformes. La tension entre automatisation et augmentation discutée par Raisch et Krakowski (2021) renforce cette prudence.

L'approche fondée sur les ressources permet de relier ces mécanismes à l'organisation de la banque. Des technologies accessibles ne suffisent pas à expliquer des différences durables de performance : leur contribution dépend de la combinaison avec les données, les compétences, les processus et les pratiques de coordination (Barney, 1991 ; Mikalef & Gupta, 2021). L'adoption de l'IA est donc envisagée comme une mobilisation de ressources dont les bénéfices peuvent apparaître dans les délais, les volumes traités, la qualité et l'utilisation du temps de travail.

Au sens économique, la productivité rapporte une production aux ressources mobilisées. Le construit retenu ici est plus restreint : une appréciation déclarative de la rapidité, de la fiabilité, de la capacité de traitement et de l'utilisation du temps. L'expression « productivité opérationnelle perçue » est maintenue pour rendre cette différence explicite. Une perception favorable ne démontre pas une baisse du coût unitaire ni une hausse de la production à ressources constantes. Elle peut aussi refléter une opinion générale sur la transformation numérique ; sa convergence avec des indicateurs objectifs doit être vérifiée dans des recherches ultérieures.

Les arguments théoriques et empiriques précédents suggèrent que l'adoption croissante de l'intelligence artificielle peut permettre aux banques d'automatiser certaines tâches, d'accélérer le traitement de l'information, de réduire certaines erreurs et d'augmenter les capacités des collaborateurs. Plus le niveau d'intégration de l'IA dans les processus bancaires est élevé, plus l'établissement devrait, toutes choses égales par ailleurs, être en mesure d'exploiter ces mécanismes d'efficacité.

H1 : l'adoption de l'intelligence artificielle est positivement associée à la productivité opérationnelle perçue dans les banques marocaines.

2.3 Maturité digitale et productivité

La relation entre adoption technologique et performance ne dépend pas uniquement de la présence d'outils numériques au sein de l'organisation. Elle dépend également de la capacité de celle-ci à intégrer ces technologies dans ses processus, à mobiliser des données fiables, à développer les compétences nécessaires et à mettre en place des mécanismes de gouvernance adaptés. Cette capacité renvoie à la notion de maturité digitale. La maturité digitale peut être définie comme le degré selon lequel une organisation dispose des ressources, des structures, des compétences et des pratiques nécessaires pour exploiter efficacement les technologies numériques et les intégrer durablement à son fonctionnement. Elle ne doit donc pas être assimilée au simple niveau d'équipement technologique. Une organisation peut posséder plusieurs solutions numériques tout en présentant une faible maturité si ces technologies restent fragmentées, insuffisamment intégrées ou mal appropriées par les utilisateurs. La digitalisation correspond principalement à l'introduction ou à l'utilisation de technologies numériques, tandis que la maturité digitale renvoie à la capacité de l'organisation à transformer ces technologies en capacités opérationnelles durables.

Les modèles de maturité exigent une définition documentée des niveaux et une justification de leur construction (Becker et al., 2009). Une maturité digitale générale ne se confond ni avec la préparation spécifique à l'IA étudiée par Jöhnk et al. (2021), ni avec la maturité des capacités en IA décrite par Hansen et al. (2024). La première porte sur l'intégration du numérique dans l'organisation ; les secondes concernent les ressources et pratiques permettant des usages spécifiques d'IA. La distinction conceptuelle n'établit cependant pas leur validité discriminante dans les données présentes.

Les cinq dimensions du tableau 1 servent uniquement de repères conceptuels. Elles ne sont pas présentées comme cinq sous-échelles administrées aux répondants. La mesure empirique demeure une catégorie globale à trois niveaux ; elle ne permet ni de calculer un indice multidimensionnel validé ni de déterminer la contribution propre des dimensions. Cette

séparation entre cadre conceptuel et opérationnalisation évite d'attribuer à la variable des propriétés qu'elle ne possède pas.

La maturité digitale constitue un concept plus large que la mesure retenue dans cette étude. Les travaux sur les modèles de maturité éclairent cette notion, mais ne constituent pas une validation de notre indicateur (Becker et al., 2009). Afin d'éviter une confusion entre cadre conceptuel et instrument administré, nous ne présentons pas les données, les compétences, les processus, les infrastructures et la gouvernance comme des dimensions empiriquement mesurées. L'analyse utilise exclusivement une autoévaluation globale de la maturité digitale à trois niveaux : faible, moyen et élevé. Cette mesure renseigne une perception synthétique ; elle ne permet ni d'identifier la contribution de chaque dimension ni d'établir un profil multidimensionnel des établissements.

Les infrastructures doivent permettre l'accès aux données et la connexion des outils aux applications métier. Des informations incomplètes, incohérentes ou dispersées peuvent réduire la fiabilité des modèles. Les capacités technologiques et la qualité des données sont donc des conditions complémentaires de déploiement.

Des processus documentés et mesurables facilitent l'intégration de l'IA ; leur automatisation ne corrige pas automatiquement leurs défauts. Les compétences, la formation et l'accompagnement du changement soutiennent ensuite l'appropriation des outils par les utilisateurs.

Jöhnk et al. (2021) montrent précisément que la préparation organisationnelle à l'IA dépend d'un ensemble de facteurs liés aux ressources, aux compétences, à l'alignement stratégique et au soutien managérial. Une organisation réellement mature n'est donc pas celle qui déploie le plus rapidement les technologies, mais celle qui peut le faire tout en conservant la maîtrise de ses données, de ses modèles et de ses risques. Cette dimension est particulièrement importante dans les banques, compte tenu de la sensibilité des données et du caractère critique de certaines décisions.

Dans l'approche fondée sur les ressources, la performance organisationnelle dépend de la capacité de l'entreprise à développer et à combiner des ressources créatrices de valeur. Dans le cas de la transformation numérique, les technologies prises isolément sont relativement accessibles et peuvent être acquises par plusieurs organisations. Cette combinaison constitue une capacité organisationnelle plus difficile à reproduire. Mikalef et Gupta (2021) montrent dans cette logique que la capacité en intelligence artificielle repose précisément sur l'orchestration de ressources tangibles, humaines et immatérielles. La maturité digitale peut donc être considérée comme une capacité organisationnelle complémentaire permettant aux banques de transformer leurs investissements technologiques en performance.

La perspective des capacités dynamiques complète cette lecture. Teece (2007) met l'accent sur la détection des opportunités, leur mobilisation et la reconfiguration des ressources. Appliquée à l'IA bancaire, cette perspective éclaire les ajustements des compétences, des architectures et des procédures nécessaires à l'introduction de nouveaux usages. Une maturité élevée peut donc constituer un environnement favorable à l'apprentissage et à la coordination, sans être assimilée à une mesure directe de performance.

La littérature sur la transformation digitale suggère que la maturité organisationnelle peut influencer directement la capacité des entreprises à tirer des bénéfices économiques de leurs investissements numériques. Une organisation mature dispose généralement de processus davantage intégrés, d'une meilleure circulation de l'information et de capacités plus fortes d'exploitation des données. Ces mécanismes peuvent réduire les inefficacités organisationnelles et améliorer l'utilisation des ressources. Le rôle de la maturité digitale apparaît particulièrement important dans le secteur bancaire compte tenu de la complexité des systèmes d'information et de la forte interdépendance des activités. Une insuffisance de maturité dans l'un de ces domaines peut limiter l'efficacité globale des projets. Par exemple,

un modèle de scoring avancé peut présenter de bonnes performances techniques, mais produire une valeur limitée si les données doivent être collectées manuellement ou si les résultats ne peuvent pas être intégrés efficacement au processus de décision.

La transformation numérique du secteur bancaire a conduit au développement de services mobiles, à la dématérialisation de nombreuses opérations et à l'intégration progressive de nouveaux outils analytiques. Cependant, les établissements ne présentent pas nécessairement les mêmes niveaux de développement en matière d'infrastructures, de données, de compétences ou d'intégration des processus. Il existe donc potentiellement une certaine hétérogénéité entre les banques. Cette hétérogénéité peut contribuer à expliquer pourquoi des technologies similaires ne produisent pas nécessairement les mêmes effets organisationnels. Les arguments théoriques précédents indiquent que la maturité digitale contribue à améliorer l'intégration des technologies, la circulation des données, la coordination organisationnelle et l'efficacité des processus. Les banques présentant un niveau élevé de maturité digitale devraient ainsi être mieux en mesure d'optimiser leurs ressources et d'améliorer leur productivité opérationnelle.

Les cadres d'adoption technologique apportent un éclairage complémentaire. Le cadre technologie-organisation-environnement (TOE), présenté par Baker (2012), situe l'adoption des innovations dans leurs contextes technologique, organisationnel et environnemental. L'UTAUT de Venkatesh et al. (2003) examine les déterminants de l'intention et de l'usage des technologies au niveau individuel. Ces perspectives invitent à distinguer les conditions organisationnelles d'adoption des mécanismes d'acceptation par les utilisateurs. Notre étude conserve néanmoins un ancrage principal dans les ressources et les capacités dynamiques pour discuter l'articulation entre capacités disponibles, usages déclarés et bénéfices perçus. Ce choix constitue une orientation théorique, non un test de supériorité sur les autres cadres. Les dimensions du TOE et les déterminants de l'UTAUT n'étant pas intégralement mesurés, notre modèle ne prétend pas les tester ; l'unité d'analyse reste le répondant individuel.

H2 vise une association résiduelle de la maturité avec la productivité, une fois l'adoption prise en compte. Elle ne teste donc pas sa contribution totale. L'amélioration de la coordination et de la circulation de l'information pourrait soutenir cette association indépendamment de l'IA ; inversement, si l'adoption capte le canal principal, le coefficient résiduel peut être faible. Cette tension est conservée et discutée plutôt que résolue en reformulant les hypothèses après observation des résultats.

H2 : la maturité digitale est positivement associée à la productivité opérationnelle perçue, après prise en compte de l'adoption de l'intelligence artificielle.

2.4 Rôle modérateur de la maturité digitale

Si l'adoption de l'intelligence artificielle peut contribuer à améliorer la productivité bancaire, son effet ne devrait pas être identique dans tous les établissements. Une même technologie peut produire des résultats très différents selon la qualité des données, le niveau d'intégration des systèmes, les compétences disponibles, la capacité d'apprentissage organisationnel ou encore les mécanismes de gouvernance. Cette hétérogénéité conduit à considérer la maturité digitale comme une variable susceptible de modifier l'intensité de la relation entre adoption de l'IA et productivité. Autrement dit, la question ne consiste plus seulement à déterminer si l'IA améliore la productivité, mais à comprendre dans quelles conditions organisationnelles cet effet devient plus important. L'adoption d'une technologie ne constitue qu'une première étape du processus de création de valeur. Pour générer des gains opérationnels, elle doit être intégrée aux processus existants, alimentée par des données suffisamment fiables, utilisée par des collaborateurs disposant des compétences nécessaires et soutenue par des mécanismes organisationnels adaptés.

Une maturité élevée pourrait faciliter l'intégration de l'IA dans les systèmes métier et son passage à l'exploitation régulière. À l'inverse, des outils isolés peuvent laisser subsister des traitements manuels et des ruptures d'information qui limitent leurs bénéfices.

La qualité des données peut également conditionner l'utilité des outils : disponibilité, cohérence et gouvernance influencent la fiabilité des recommandations et leur intégration dans les processus. Dans les banques, la diversité des données transactionnelles, clients et réglementaires rend cette articulation particulièrement importante.

Les compétences et l'appropriation constituent une autre condition possible de conversion des outils en gains opérationnels. Les collaborateurs doivent comprendre les recommandations, les intégrer à leurs décisions et maintenir les contrôles appropriés. Des procédures parallèles ou une confiance insuffisante peuvent réduire l'utilité de solutions pourtant performantes. Les facteurs de préparation à l'IA identifiés par Jöhnk et al. (2021) soutiennent ainsi l'importance des ressources humaines, de l'alignement stratégique et de l'accompagnement organisationnel. La productivité liée à l'intelligence artificielle dépend également de la qualité des processus dans lesquels elle est intégrée. L'automatisation d'un processus mal conçu risque simplement de reproduire ses inefficacités sous une forme technologique. La maturité des processus permet au contraire d'identifier les étapes qui peuvent être automatisées, augmentées ou réorganisées. Lorsque les processus sont standardisés, documentés et suivis par des indicateurs, l'IA peut être intégrée de manière plus cohérente. Cette capacité est particulièrement importante dans le secteur bancaire, où le passage à l'échelle d'un système d'IA nécessite souvent l'intervention conjointe des métiers, de l'IT, de la Data, des risques, de la conformité et de la cybersécurité. Lorsque ces mécanismes sont insuffisants, les projets peuvent rester bloqués au stade expérimental. La maturité digitale joue donc également un rôle organisationnel permettant de réduire l'écart entre preuve de concept et création de valeur à grande échelle.

Les ressources complémentaires peuvent également modifier la contribution marginale d'un même niveau d'adoption de l'IA. Des systèmes mieux intégrés et des processus mieux coordonnés devraient permettre une exploitation plus large des recommandations produites par les outils. Cette proposition est compatible avec l'approche fondée sur les ressources et avec la capacité de reconfiguration étudiée par Teece (2007). Elle conduit à tester une interaction, distincte d'une simple association entre maturité et adoption.

Le secteur bancaire fournit un contexte particulièrement favorable à l'étude de cette modération. Une faiblesse dans l'une de ces dimensions peut limiter les bénéfices attendus. Par exemple, deux banques peuvent utiliser un système comparable de détection de fraude. Cependant, la banque disposant d'une meilleure intégration des données, d'une équipe capable d'interpréter les alertes et de processus de réponse plus structurés pourra obtenir un bénéfice opérationnel supérieur. Les arguments précédents conduisent à supposer que la maturité digitale ne possède pas uniquement un effet direct sur la productivité. Elle devrait également renforcer l'efficacité avec laquelle l'intelligence artificielle est transformée en gains opérationnels.

H3 : la maturité digitale modère positivement la relation entre adoption de l'intelligence artificielle et productivité opérationnelle perçue ; cette relation est plus forte lorsque la maturité est élevée.

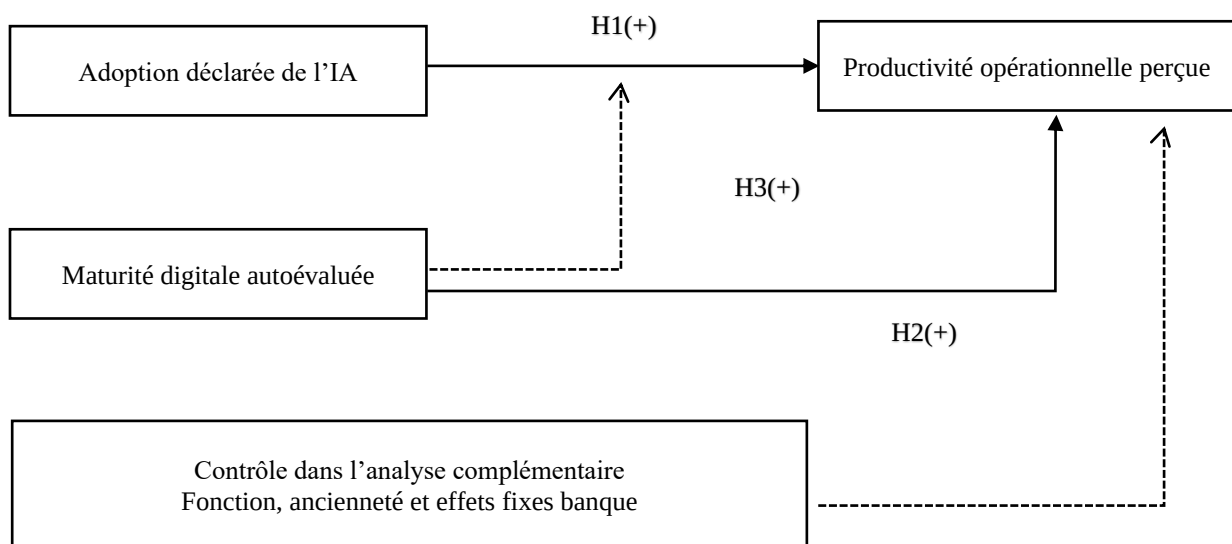
Les fonctions professionnelles, l'expérience et l'exposition aux outils peuvent être associées simultanément à l'adoption et à l'appréciation des opérations. Le type de banque peut également refléter des contraintes et des processus différents. Ces facteurs constituent des confondants plausibles ; les régressions initiales ne les contrôlent pas ; une sensibilité avec contrôles est présentée en section 4.6. Une modération négative liée à des rendements décroissants est une explication alternative considérée après les résultats, et non une hypothèse concurrente prétendument formulée avant l'enquête.

La fonction du répondant peut être associée à son exposition aux outils d'IA et aux critères utilisés pour apprécier les bénéfices opérationnels. L'ancienneté peut également influencer la

familiarité avec les processus et l'évaluation des changements liés aux outils numériques, sans qu'une direction uniforme soit postulée. Ces caractéristiques constituent donc des facteurs de confusion plausibles. Des effets fixes banque sont introduits pour tenir compte des différences de niveau entre établissements. Ces contrôles sont mobilisés dans une analyse complémentaire réalisée après évaluation ; ils ne sont pas présentés comme une spécification planifiée avant la collecte. Le type de banque, constant au sein de chaque établissement, ne peut être estimé séparément de ces effets fixes. La taille bancaire et l'exposition individuelle aux outils ne disposent pas de mesures dédiées dans le modèle.

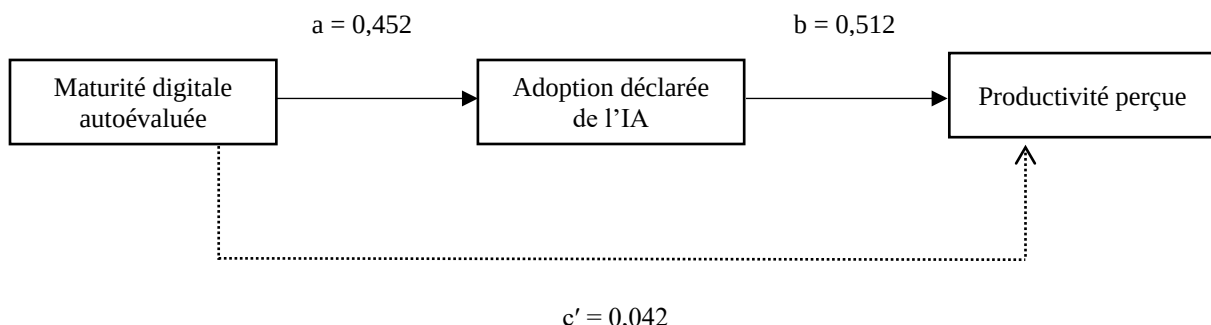
Le modèle initial comprend donc l'association IA–productivité (H1), l'association maturité–productivité à adoption donnée (H2) et l'interaction IA × maturité (H3). L'examen ultérieur d'une relation indirecte maturité–adoption–productivité constitue une analyse exploratoire, réalisée après les tests de ce modèle. Il ne remplace pas rétroactivement l'hypothèse de modération.

Figure 1. Modèle conceptuel et hypothèses initiales



Source : élaboration des auteurs. H1 représente l'association adoption-productivité ; H2, celle de la maturité à adoption donnée ; H3, la modulation de la relation adoption-productivité par la maturité. Les signes positifs correspondent aux hypothèses initiales, non aux résultats. Les contrôles sont introduits séparément dans l'analyse complémentaire. Les flèches ne démontrent pas une causalité.

Figure 2. Décomposition indirecte exploratoire



Source : calculs des auteurs. Coefficients non standardisés du modèle ordinal sans contrôles. Effet indirect statistique : $ab = 0,232$; IC bootstrap individuel à 95 % [0,132 ; 0,351], avec 5 000 réplifications. Cet intervalle ne corrige pas la dépendance intrabanque. Cette analyse exploratoire ne démontre ni un ordre temporel ni une médiation causale.

3. Méthodologie de recherche

3.1 Design et unités d'observation

La recherche adopte une approche quantitative, hypothético-déductive et transversale. Les données portent sur les perceptions de professionnels exerçant dans des établissements bancaires opérant au Maroc. Le questionnaire renseigne l'adoption de l'intelligence artificielle, la productivité opérationnelle perçue et le niveau global de maturité digitale. Les associations sont examinées à un même moment ; le dispositif ne permet donc ni d'observer une trajectoire de transformation ni d'établir l'ordre temporel des relations entre les construits. La collecte s'est déroulée de juillet à août 2026.

L'échantillon analysé comprend 120 répondants répartis entre sept établissements : Attijariwafa Bank (24), Banque Centrale Populaire (22), Bank of Africa (20), CIH Bank (18), Crédit du Maroc (14), Umnia Bank (12) et Bank Assafa (10). Les profils professionnels comprennent 22 dirigeants, 46 managers, 32 professionnels IT, Data ou Cybersécurité et 20 professionnels des fonctions clientèle ou commerciales. La diversité de ces profils fournit plusieurs points de vue sur les usages numériques et les opérations bancaires.

L'unité d'observation est la réponse individuelle, et non un établissement bancaire indépendant. Le nombre de 120 observations ne doit donc pas être interprété comme 120 banques. Les résultats décrivent les relations entre les scores déclarés par les répondants dans l'échantillon étudié. Ils ne constituent pas une mesure agrégée de la productivité de chacun des sept établissements et ne permettent pas, à eux seuls, d'établir une représentativité de l'ensemble du secteur bancaire marocain.

Les participants ont été sollicités par l'intermédiaire de contacts professionnels dans les banques, puis par courriel et WhatsApp. Le recrutement reposait sur un échantillonnage de convenance, sans tirage aléatoire. Les personnes sollicitées devaient exercer dans une banque au Maroc et connaître les outils numériques utilisés dans leur activité. Sur 300 questionnaires diffusés, 120 réponses ont été retenues, soit un ratio de réponses analysées aux questionnaires diffusés de 40 %. Ce ratio ne constitue pas un taux de réponse brut : le nombre total de retours et les éventuelles exclusions ne sont pas documentés. La diversité des fonctions ne garantit pas la représentativité ; un biais de sélection favorable aux personnes familières de l'IA demeure possible.

La base analysée comporte 120 identifiants distincts et aucune cellule manquante parmi ses 46 variables. Les 33 items du questionnaire global restent dans l'intervalle 1-5. L'article analyse les 13 items d'adoption et de productivité ; les autres construits ne sont pas introduits comme contrôles ad hoc. Les moyennes exactes des items sont recalculées pour les analyses ; les scores de présentation du classeur étaient arrondis à deux décimales. L'absence de valeurs manquantes dans ce fichier ne renseigne pas sur d'éventuelles exclusions antérieures à sa constitution.

3.2 Opérationnalisation des variables

Le questionnaire utilisé dans cette étude est issu du travail doctoral du premier auteur. Il repose sur un cadre théorique et a été adapté aux objectifs de la thèse. Le présent article mobilise les items relatifs à l'adoption de l'intelligence artificielle et aux bénéfices opérationnels perçus, reproduits en annexe A. Cette origine doctorale ne constitue pas, à elle seule, une validation psychométrique de l'instrument.

L'adoption de l'IA est mesurée par six items AD1 à AD6 reproduits en annexe A. Le questionnaire utilise une échelle d'accord de 1 (« Pas du tout d'accord ») à 5 (« Tout à fait d'accord »). Les items décrivent l'intégration dans les processus, les usages analytiques, le service client, les risques, l'automatisation et l'intégration stratégique. Le score est la moyenne arithmétique exacte des six réponses. Les références à Mikalef et Gupta (2021) et Hansen et al. (2024) constituent un ancrage conceptuel ; elles ne documentent pas une reprise à l'identique

de leurs échelles. Les références ayant servi à construire ou adapter chaque item, les étapes détaillées de cette adaptation et l'éventuelle réalisation d'un prétest ne sont pas documentées.

La productivité opérationnelle perçue est mesurée par la moyenne exacte de PR1 à PR7, sur la même échelle d'accord. Les formulations portent explicitement sur des bénéfices attribués à l'IA : délais, automatisation, crédit, KYC/AML, erreurs, pics d'activité et temps libéré. Le construit mesure donc des bénéfices opérationnels perçus liés à l'IA, sans ratio objectif entre production et ressources. AD5 et PR2 évoquent tous deux l'automatisation ; ce chevauchement peut contribuer à leur covariation. L'analyse principale conserve les items initiaux ; une sensibilité excluante PR2 est présentée séparément.

La maturité digitale est représentée par une variable ordonnée à trois niveaux : faible, moyen et élevé. Les statistiques du manuscrit correspondent à un codage numérique de 1 à 3. Cette mesure globale ne constitue pas une échelle multidimensionnelle validée séparément. Les dimensions du tableau 1 fournissent le cadre conceptuel de la maturité, tandis que les analyses empiriques utilisent uniquement cette classification synthétique.

Chaque répondant indiquait sa perception du niveau de maturité digitale de sa banque en choisissant parmi trois modalités : faible, moyenne ou élevée. Cette variable correspond à une autoévaluation individuelle, et non à un classement officiel des établissements. Aucun seuil objectif ni score multidimensionnel n'a été utilisé. Les appréciations varient au sein de chacune des sept banques (annexe C). Le modèle initial utilise les codes 1, 2 et 3 ; les analyses complémentaires utilisent deux indicatrices, avec le niveau faible comme référence, selon la distinction présentée par Hayes et Preacher (2014).

Le codage numérique de la maturité suppose une progression régulière entre ses niveaux. Les analyses par indicatrices évitent cette contrainte. Les contrôles complémentaires comprennent la fonction, l'ancienneté et des indicatrices de banque. Ces caractéristiques sont des confondants plausibles, sans que leur inclusion établisse l'exogénéité de l'adoption. Les modalités de référence du modèle contrôlé sont la maturité faible, la fonction Clientèle/Commercial, l'ancienneté 11-20 ans et Attijariwafa Bank.

3.3 Qualité des mesures et stratégie d'analyse

La cohérence interne est recalculée par l'alpha de Cronbach. Une réanalyse exploratoire par analyse en composantes principales (ACP) sur la matrice de corrélations des 13 items, avec deux composantes et rotation orthogonale varimax, documente leur structure. L'ACP n'est ni une analyse factorielle confirmatoire ni un modèle de facteurs communs. Les valeurs propres, saturations croisées et communalités sont présentées en annexe B. Un ratio HTMT descriptif, calculé avec les corrélations absolues des items, complète l'examen de la séparation des deux blocs ; il n'est pas une validation confirmatoire.

Les statistiques descriptives présentent les tendances centrales et la dispersion des scores. Une analyse de variance compare la productivité moyenne selon les trois niveaux de maturité, tandis que les corrélations décrivent les associations bivariées.

Une régression multiple permet ensuite d'examiner H1 et H2 en introduisant simultanément le score d'adoption et le code de maturité :

$$Productivité = \beta_0 + \beta_1 AdoptionIA + \beta_2 Maturité + \varepsilon$$

Le coefficient de l'adoption permet de tester H1 ; celui de la maturité évalue H2 à adoption donnée. Les coefficients B sont non standardisés. Le coefficient β , lorsqu'il est présenté, correspond à la version standardisée. Les modèles sont interprétés comme des associations conditionnelles entre mesures perceptuelles, sans attribution causale.

Pour tester H3, les deux variables sont centrées autour de leur moyenne, puis leur produit est introduit dans le modèle :

$$Productivité = \beta_0 + \beta_1 IA_c + \beta_2 MAT_c + \beta_3 (IA_c \times MAT_c) + \varepsilon$$

Le centrage facilite l'interprétation des coefficients principaux à la valeur moyenne de l'autre variable. Le test de modération repose sur le coefficient d'interaction et sur l'augmentation du coefficient de détermination. Des régressions séparées par niveau de maturité fournissent une description complémentaire des pentes, sans remplacer le test global de leur variation.

L'analyse exploratoire de l'effet indirect considère les chemins a et b, l'effet total c, l'effet direct c' et leur produit ab (Hayes, 2022). Les résultats révisés utilisent un bootstrap percentile de 5 000 rééchantillonnages individuels avec remise, à effectif constant, graine 20261020. L'intervalle est formé par les quantiles 2,5 % et 97,5 %. Cette procédure est une réestimation documentée ; elle n'identifie ni l'ordre temporel ni une médiation causale et ne corrige pas la dépendance intrabanque.

Les régressions sont réestimées à partir des moyennes exactes des items. Les tableaux 7 et 8 conservent les erreurs standards conventionnelles ; les intervalles sont calculés à partir des estimations non arrondies. Les sensibilités utilisent des erreurs HC3 avec une référence t aux degrés de liberté résiduels. Des effets fixes banque sont ajoutés dans un modèle contrôlé. Les CCI descriptifs reposent sur une ANOVA à un facteur avec correction de taille inégale des groupes. Aucun de ces éléments ne garantit une inférence fiable avec seulement sept grappes ; HC3 ne corrige pas la dépendance entre répondants d'une même banque (Cameron & Miller, 2015).

Les analyses complémentaires après évaluation comprennent une AFC à deux facteurs, les indices oméga, fiabilité composite et AVE, un intervalle bootstrap du HTMT, des comparaisons par banque et fonction, un wild cluster bootstrap et des sensibilités de la décomposition indirecte. Les spécifications, résultats et limites figurent en annexe E ; les tableaux initiaux conservent leurs erreurs conventionnelles, clairement distinguées des tests par banque.

Toutes les mesures proviennent de réponses recueillies dans le même dispositif. Un biais de méthode commune peut affecter leur covariation ; l'alpha et l'analyse factorielle exploratoire ne l'excluent pas. Les remèdes procéduraux doivent être distingués des tests statistiques, comme le recommandent Podsakoff et al. (2012). Aucun anonymat, séparation de blocs, facteur marqueur n'est affirmé sans documentation de leur mise en œuvre.

Les recalculs sont effectués en Python 3.12.14, avec NumPy 2.3.5. Les corrélations de rang utilisent des rangs moyens pour les ex æquo et une approximation t pour les p-values. Les comparaisons de groupes utilisent un test de Brown-Forsythe centré sur les médianes, un Kruskal-Wallis corrigé pour les ex æquo et des comparaisons de Welch à correction de Holm. Ces tests supposent eux aussi l'indépendance des réponses. Les analyses complémentaires utilisent NumPy 2.5.4, SciPy 1.18.1 et semopy 2.3.11 ; les méthodes et graines sont détaillées en annexe E.

Avant de répondre, les participants étaient informés de l'objectif doctoral de la recherche et de l'utilisation scientifique de leurs réponses. La participation était volontaire et ils pouvaient refuser de participer. Les données étaient traitées de manière confidentielle et les résultats présentés sous forme agrégée. Les fichiers étaient conservés sur un espace Drive et mis à la disposition de l'encadrant de thèse. Le caractère confidentiel du traitement n'implique pas un anonymat garanti lors du recrutement. Aucune autorisation institutionnelle, validation par un comité d'éthique ou mesure technique particulière de sécurité n'est attestée dans les informations méthodologiques disponibles.

4. Résultats empiriques

4.1 Échantillon et statistiques descriptives

Le tableau 1 présente la répartition des 120 observations entre les sept établissements. Aucun établissement ne représente plus de 20 % de l'échantillon. Cette répartition décrit la base

analysée ; elle ne constitue pas une pondération selon les effectifs ni les parts de marché des banques.

Tableau 1. Répartition des observations par établissement

Établissement bancaire	N	%
Attijariwafa Bank	24	20,0
Banque Centrale Populaire	22	18,3
Bank of Africa	20	16,7
CIH Bank	18	15,0
Crédit du Maroc	14	11,7
Umnia Bank	12	10,0
Bank Assafa	10	8,3
Total	120	100,0

Source : calculs de l'auteur.

Les moyennes d'adoption de l'IA et de productivité sont respectivement de 3,754 et 4,093 sur 5, avec des écarts-types de 0,660 et 0,599. Elles indiquent une appréciation globalement favorable des usages de l'IA et de l'efficacité opérationnelle. La dispersion montre néanmoins que les perceptions ne sont pas uniformes. Les valeurs descriptives sont présentées dans le tableau 2.

Tableau 2 Statistiques descriptives des variables principales

Variable	N	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum
Adoption de l'IA	120	3,754	0,660	1,833	4,833
Productivité opérationnelle perçue	120	4,093	0,599	2,429	5,000
Maturité digitale	120	2,167	0,737	1	3

Source : calculs de l'auteur.

La classification de maturité comprend 24 observations de niveau faible (20,0 %), 52 de niveau moyen (43,3 %) et 44 de niveau élevé (36,7 %). La productivité moyenne progresse de 3,786 à 4,036 puis à 4,328 selon ces trois catégories (tableau 3). Il s'agit d'une comparaison non ajustée pour l'adoption de l'IA ou d'autres caractéristiques des répondants.

Tableau 3. Productivité perçue selon le niveau de maturité digitale

Maturité digitale	N	Moyenne de productivité	Écart-type
Faible	24	3,786	0,649
Moyenne	52	4,036	0,582
Élevée	44	4,328	0,502

Source : calculs de l'auteur.

L'ANOVA initiale rapporte $F(2,117) = 7,526$, $p < 0,001$ et $\eta^2 = 0,114$. La réanalyse donne un test de Brown-Forsythe $F(2,117) = 0,700$, $p = 0,499$, et un Kruskal-Wallis $H(2) = 12,289$, $p = 0,002$. Les comparaisons de Welch corrigées par Holm donnent $p = 0,115$ pour faible-moyenne, $p = 0,003$ pour faible-élevée et $p = 0,019$ pour moyenne-élevée. Ces comparaisons sont non ajustées pour les caractéristiques des répondants et ne tiennent pas compte des grappes bancaires.

La différence de productivité selon la maturité correspond à $\eta^2 = 0,114$, IC 95 % percentile [0,037 ; 0,241]. Brown-Forsythe donne $p = 0,499$ et Kruskal-Wallis $p = 0,002$. Les comparaisons de Welch corrigées par Holm donnent $p = 0,115$ (faible-moyenne), 0,003 (faible-élevée) et 0,019 (moyenne-élevée). Les g de Hedges, calculés dans cet ordre, sont -0,410 [-0,928 ; 0,066], -0,961 [-1,550 ; -0,465], -0,530 [-0,928 ; -0,146]. Ces IC individuels ne sont pas simultanés et ne corrigent pas la dépendance intrabanque. Les comparaisons par banque et fonction sont détaillées en annexe E, sections E2 et E3.

4.2 Fiabilité et structure factorielle

Les alphas de Cronbach sont de 0,873 pour les six items d'adoption de l'IA et de 0,878 pour les sept items de productivité (tableau 4). Ces valeurs indiquent une bonne cohérence interne et

soutiennent l'utilisation des scores composites. Elles ne suffisent cependant pas à établir, isolément, toutes les dimensions de la validité des mesures.

Tableau 4. Cohérence interne des échelles multi-items

Construit	Nombre d'items	Alpha de Cronbach
Adoption de l'IA	6	0,873
Productivité opérationnelle perçue	7	0,878

Source : calculs de l'auteur.

La réanalyse donne KMO = 0,915 et χ^2 de Bartlett(78) = 736,305. Les deux premières valeurs propres de l'ACP sont 6,176 et 1,621 ; elles expliquent 59,977 % de la variance totale. La première composante explique 47,506 %. Ce résultat descriptif ne permet pas d'exclure un biais de méthode commune sur la base d'un seuil de 50 %. Le ratio HTMT adoption-productivité est de 0,678. Les saturations et communalités sont reproduites en annexe B. La structure exploratoire et la cohérence interne ne remplacent ni la validation de contenu ni une analyse confirmatoire.

L'AFC complémentaire à deux facteurs donne CFI = 0,995, TLI = 0,994, RMSEA = 0,020 et SRMR = 0,047. Les omégas sont de 0,875 et 0,879 ; les AVE de 0,538 et 0,510 pour AD et PR. Le HTMT est de 0,678, avec IC individuel à 95 % [0,534 ; 0,794]. Ces analyses sur le même échantillon ne constituent pas une validation externe et n'excluent pas le biais de méthode commune (annexe E1).

4.3 Corrélations et effets directs

La matrice du tableau 6 présente des corrélations positives entre adoption de l'IA et productivité ($r = 0,591$), entre maturité et productivité ($r = 0,337$), et entre maturité et adoption ($r = 0,505$). Les trois associations sont rapportées avec $p < 0,001$. Les relations bivariées sont donc compatibles avec une association favorable de la maturité à l'usage de l'IA et à la productivité, mais elles ne permettent pas de distinguer leurs contributions propres.

Les corrélations de Spearman sont de 0,543 entre adoption et productivité perçue, 0,506 entre maturité et adoption et 0,321 entre maturité et productivité ; les p-values approximatives sont toutes inférieures à 0,001. Les associations positives ne dépendent donc pas du seul usage du coefficient de Pearson, sous réserve des limites de mesure et d'indépendance.

Tableau 5. Matrice des corrélations

Variables	1	2	3
1. Adoption de l'IA	1		
2. Maturité digitale	0,505*	1	
3. Productivité	0,591*	0,337*	1

Source : calculs de l'auteur.

Note : * $p < 0,001$. La maturité est utilisée sous son codage ordinal de 1 à 3.

Le modèle de régression multiple est globalement significatif, $F(2, 117) = 31,677$, $p < 0,001$. Il explique 35,1 % de la variance de productivité ($R^2 = 0,351$; R^2 ajusté = 0,340). Le tableau 7 présente les coefficients de l'adoption et de la maturité introduites simultanément.

Tableau 6. Régression multiple de la productivité opérationnelle perçue

Variable	B	SE	β	t	P	IC 95 %
Constante	2,079	0,257	s.o.	8,075	<0,001	[1,569 ; 2,588]
Adoption de l'IA	0,512	0,078	0,565	6,546	<0,001	[0,357 ; 0,667]
Maturité digitale	0,042	0,070	0,052	0,603	0,548	[-0,097 ; 0,181]

Note : $N = 120$; $R^2 = 0,351$. Intervalles conventionnels calculés à partir des estimations non arrondies, avec 117 degrés de liberté ; aucune correction par banque.

Source : calculs de l'auteur.

Le coefficient de l'adoption de l'IA est positif et significatif : $B = 0,512$, erreur standard = 0,078, $\beta = 0,565$, $t = 6,546$, $p < 0,001$. À maturité donnée dans ce modèle, un point

supplémentaire d'adoption est associé à environ 0,512 point supplémentaire de productivité perçue. H1 est soutenue. Cette association ne constitue pas une estimation causale de l'effet d'une intervention technologique.

L'inférence complémentaire par banque conserve cette association : $p = 0,0313$ avec les 128 configurations Rademacher et $p = 0,0125$ avec les poids Webb. Ces valeurs sont distinctes de la p-value conventionnelle du tableau 7 ; sept grappes limitent la précision de l'inférence (annexe E4).

La maturité présente en revanche un coefficient faible et non significatif : $B = 0,042$, erreur standard = 0,070, $t = 0,603$, $p = 0,548$. H2 n'est pas soutenue comme association directe indépendante à adoption donnée. Ce résultat ne nie pas la corrélation bivariable de maturité et de productivité ; il indique que les données ne mettent pas en évidence une contribution propre significative dans le modèle multivarié considéré.

4.4 Test de modulation et analyses par groupe

Le modèle avec variables centrées et interaction demeure globalement significatif, $F(3, 116) = 21,586$, $p < 0,001$, avec $R^2 = 0,358$ et R^2 ajusté = 0,342. L'ajout de l'interaction explique seulement 0,7 % de variance supplémentaire : $\Delta R^2 = 0,007$; $F\Delta = 1,260$; $p = 0,264$. Le gain de pouvoir explicatif n'est donc pas statistiquement significatif.

Tableau 7. Régression avec interaction entre adoption et maturité

Variable	B	SE	t	p	IC 95 %
Constante	4,117	0,049	83,613	<0,001	[4,019 ; 4,214]
Adoption IA centrée	0,503	0,079	6,395	<0,001	[0,347 ; 0,658]
Maturité centrée	0,038	0,070	0,548	0,585	[-0,100 ; 0,177]
IA × Maturité	-0,098	0,088	-1,123	0,264	[-0,272 ; 0,075]

Note : $N = 120$; $R^2 = 0,358$. Intervalles conventionnels calculés à partir des estimations non arrondies, avec 116 degrés de liberté ; aucune correction par banque.

Source : calculs de l'auteur.

Le terme d'interaction présente $B = -0,098$, erreur standard = 0,088, $t = -1,123$, $p = 0,264$. H3 n'est pas soutenue : les résultats ne permettent pas d'affirmer qu'une maturité plus élevée renforce l'association entre adoption de l'IA et productivité. Le signe négatif de ce coefficient ne démontre pas davantage une modulation négative, puisqu'il n'est pas significatif.

Une analyse de sensibilité conventionnelle du test F d'un prédicteur supplémentaire, avec $N = 120$, trois prédicteurs, un seuil de 5 % et une puissance de 0,80, donne un effet minimal détectable f^2 d'environ 0,067. Ce calcul suppose des observations indépendantes et une spécification linéaire correcte. L'effet observé, $\Delta R^2 / (1 - R^2) = 0,007 / 0,642$, est d'environ 0,011. Cette comparaison indique que le dispositif est peu sensible à une interaction de cette ampleur ; elle ne constitue pas une analyse tenant compte des sept banques.

Les régressions séparées montrent une association positive entre adoption et productivité dans chaque groupe : $B = 0,652$ à maturité faible, $B = 0,514$ à maturité moyenne et $B = 0,396$ à maturité élevée (tableau 8). La pente n'est donc pas numériquement plus forte dans le groupe le plus mature. Ces modèles comportent des effectifs et des dispersions différents ; la comparaison de leurs seuls coefficients ou de leurs niveaux de significativité ne suffit pas à établir une différence statistique entre groupes.

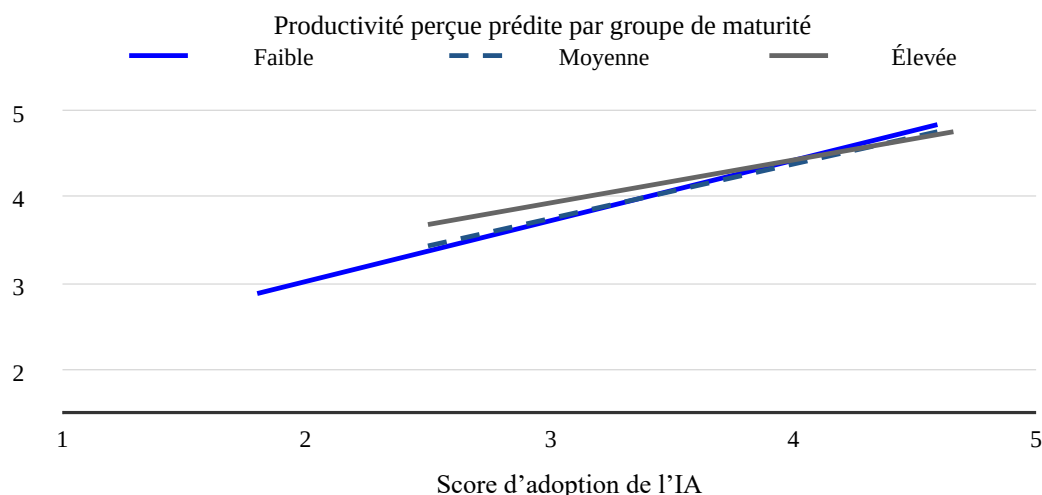
Tableau 8. Régressions de la productivité sur l'adoption selon la maturité

Maturité	N	B	p	R ²	IC 95 % de B
Faible	24	0,652	<0,001	0,497	[0,362 ; 0,941]
Moyenne	52	0,514	<0,001	0,206	[0,227 ; 0,801]
Élevée	44	0,396	0,002	0,200	[0,150 ; 0,642]

Source : calculs de l'auteur.

Les VIF du modèle initial ne constituent pas un diagnostic de validité des mesures ou d'indépendance. Les estimations HC3 donnent, pour le modèle direct, $SE = 0,071$ pour l'adoption et $SE = 0,063$ pour la maturité ; leurs p-values sont respectivement $<0,001$ et $0,501$. Pour l'interaction ordinale, $SE HC3 = 0,077$ et $p = 0,203$. Ces erreurs standards ne tiennent pas compte des sept banques comme grappes. Les modèles par indicatrices complètent cette analyse en section 4.6.

Figure 3 : Pentés simples de la relation entre adoption de l'IA et productivité opérationnelle perçue selon la maturité digitale¹



Source : calculs des auteurs sur les 120 réponses.

Le bilan du modèle initial est le suivant : H1 est soutenue ; H2 et H3 ne sont pas soutenues. La maturité conserve toutefois une association importante avec l'adoption de l'IA, ce qui conduit à examiner, à titre exploratoire, une configuration indirecte.

4.5 Analyse exploratoire de l'effet indirect

Le modèle complémentaire considère une relation entre maturité et productivité passant par l'adoption de l'IA. Le chemin a, reliant maturité et adoption, est positif et significatif : $a = 0,452$, erreur standard = $0,071$, $t = 6,355$, $p < 0,001$. Le modèle simple explique 25,5 % de la variance de l'adoption, $F(1, 118) = 40,386$, $p < 0,001$.

Avant introduction de l'adoption, l'effet total estimé de la maturité sur la productivité est $c = 0,274$, erreur standard = $0,070$, $t = 3,891$, $p < 0,001$, avec $R^2 = 0,114$. Dans le modèle conjoint, le chemin b demeure significatif ($b = 0,512$; $p < 0,001$), tandis que $c' = 0,042$ devient non significatif ($p = 0,548$). Le tableau 10 présente cette décomposition.

Le produit des coefficients donne $ab = 0,452 \times 0,512$, soit environ $0,232$. Le bootstrap percentile réestimé sur les moyennes exactes, avec 5 000 répliquations et la graine 20261020, donne $SE \text{ bootstrap} = 0,056$ et $IC \ 95 \ \% [0,132 ; 0,351]$. L'intervalle ne contient pas zéro dans cette procédure individuelle non corrigée pour les banques. La décomposition reste exploratoire et dépend du codage ordinal, des variables omises et de l'ordre causal non observé.

¹ Note : les droites sont estimées séparément pour chaque niveau de maturité à partir des moyennes exactes des items. Chaque droite est limitée à l'étendue observée du score d'adoption dans son groupe. Le graphique représente des valeurs prédites ; les intervalles de confiance des coefficients de pente figurent au tableau 9.

Les pentes sont de $0,652$ pour le groupe faible ($N = 24$; $IC \ 95 \ \% [0,362 ; 0,941]$), de $0,514$ pour le groupe moyen ($N = 52$; $IC [0,227 ; 0,801]$) et de $0,396$ pour le groupe élevé ($N = 44$; $IC [0,150 ; 0,642]$). Ces intervalles sont conventionnels et ne corrigent pas la dépendance intrabanque.

Le test conjoint des interactions avec les indicatrices de maturité donne $F(2,114) = 0,850$, $p = 0,430$. La décroissance descriptive des pentes ne démontre donc pas une modération négative. L'effectif du groupe faible et le plafond possible dans le groupe élevé limitent l'interprétation.

La décomposition indirecte ne permet pas de déterminer une proportion causale des gains de productivité dans un dispositif transversal. L'ordre inverse des variables ou une cause commune, telle que la stratégie ou le soutien managérial, restent compatibles avec les données. Le produit ab dépend du codage numérique de la maturité ; une analyse complémentaire par indicatrices examine cette sensibilité en section 4.7 (Hayes & Preacher, 2014). Il s'agit d'une décomposition exploratoire d'associations, qui ne démontre pas une médiation causale.

Tableau 9 . Décomposition exploratoire de la relation maturité–productivité

Effet	Coefficient	Significativité / IC 95 %	SE bootstrap
Maturité vers Adoption IA (a)	0,452	p < 0,001	s.o.
Adoption IA vers Productivité (b)	0,512	p < 0,001	s.o.
Effet total (c)	0,274	p < 0,001	s.o.
Effet direct (c')	0,042	p = 0,548	s.o.
Effet indirect (ab)	0,232	IC 95 % [0,132 ; 0,351]	0,056

Source : calculs de l'auteur.

4.6 Analyses de sensibilité et prise en compte des caractéristiques des répondants

Avec deux indicatrices de maturité, l'association de l'adoption demeure $B = 0,512$. Le test conjoint conventionnel des deux interactions donne $F(2,114) = 0,850$, $p = 0,430$. Le modèle contrôlé par fonction, ancienneté et effets fixes banque estime B adoption = 0,528, avec SE HC3 = 0,088 et $p < 0,001$; $R^2 = 0,417$. Les différences de maturité ne sont pas significatives dans ce modèle. Ces résultats constituent des sensibilités, non une identification causale.

Tableau 10. Modèles de sensibilité avec maturité catégorielle

Modèle	Variable	B	SE HC3	p	IC 95 % HC3
Maturité par catégories	Adoption IA	0,512	0,071	<0,001	[0,371 ; 0,653]
Maturité par catégories	Moyenne / faible	0,028	0,123	0,821	[-0,216 ; 0,272]
Maturité par catégories	Élevée / faible	0,081	0,128	0,526	[-0,172 ; 0,334]
Contrôles et effets banque	Adoption IA	0,528	0,088	<0,001	[0,354 ; 0,702]
Contrôles et effets banque	Moyenne / faible	0,087	0,156	0,580	[-0,223 ; 0,396]
Contrôles et effets banque	Élevée / faible	0,061	0,154	0,694	[-0,245 ; 0,367]

Source : calculs des auteurs. N = 120. Référence de maturité : faible. IC et p-values utilisent une référence t ; absence de correction par grappes. Coefficients complets du modèle contrôlé en annexe D.

Le retrait de PR2, dont la formulation d'automatisation est proche d'AD5, donne B adoption = 0,524, SE HC3 = 0,073 et $p < 0,001$; B maturité = 0,041, $p = 0,524$. Cette sensibilité conserve la direction de l'association sans résoudre les autres proximités de contenu ni le biais de source commune. Le score à sept items demeure le résultat principal ; l'exclusion n'est pas utilisée comme redéfinition rétroactive de l'échelle.

Les CCI ANOVA descriptifs non contraints sont de -0,034 pour l'adoption et -0,015 pour la productivité, avec correction pour tailles de groupes inégales. Ces estimations négatives indiquent une variance interbanque estimée inférieure à la variance résiduelle dans ce modèle sommaire ; elles ne démontrent pas l'indépendance des réponses. Sept banques ne suffisent pas à caractériser précisément la structure de dépendance.

Le wild cluster bootstrap donne $p = 0,3125$ pour l'interaction et $p = 0,5469$ pour la maturité dans le modèle direct, avec les poids Rademacher. Dans le modèle contrôlé, l'adoption conserve $B = 0,528$ et $p = 0,0313$. Les spécifications et les résultats Webb sont présentés en annexe E4.

4.7 Distributions, diagnostics et analyses complémentaires

Les compléments ci-dessous ont été réalisés après évaluation. L'asymétrie et l'excès d'aplatissement sont calculés à partir des moments centrés empiriques (diviseur N). Le score d'adoption présente une asymétrie de -0,400 et un excès de -0,029 ; les valeurs correspondantes

de productivité sont -0,492 et -0,352. Neuf répondants (7,5 %) atteignent le maximum de 5 pour la productivité, contre aucun pour le score d'adoption. Les effectifs par modalité des treize items sont fournis au tableau 11.

Tableau 11. Distribution des items et moments descriptifs

Item	1	2	3	4	5	Moy.	É.-t.	Asym.	Excès
AD1	1	7	39	49	24	3,733	0,877	-0,282	-0,242
AD2	1	8	37	51	23	3,725	0,879	-0,331	-0,199
AD3	1	7	34	58	20	3,742	0,835	-0,444	0,164
AD4	0	7	35	49	29	3,833	0,863	-0,225	-0,715
AD5	0	7	34	60	19	3,758	0,789	-0,270	-0,293
AD6	0	9	33	59	19	3,733	0,817	-0,312	-0,340
PR1	0	1	23	59	37	4,100	0,726	-0,285	-0,645
PR2	0	3	23	55	39	4,083	0,784	-0,461	-0,406
PR3	0	5	17	63	35	4,067	0,775	-0,659	0,284
PR4	0	5	22	47	46	4,117	0,852	-0,634	-0,384
PR5	0	5	20	56	39	4,075	0,811	-0,611	-0,106
PR6	0	1	24	46	49	4,192	0,781	-0,453	-0,895
PR7	0	2	29	54	35	4,017	0,778	-0,244	-0,757

Source : calculs des auteurs sur les 120 réponses. Modalités de 1 (pas du tout d'accord) à 5 (tout à fait d'accord).

Tableau 12. Répartition des fonctions par banque

Banque	Clientèle / commercial	Dirigeant	IT / Data / Cyber	Manager
Attijariwafa Bank	4	5	6	9
Bank Assafa	0	2	4	4
Bank of Africa	3	4	5	8
Banque Centrale Populaire	4	4	5	9
CIH Bank	3	3	5	7
Credit du Maroc	3	2	4	5
Umnia Bank	3	2	3	4

Source : calculs des auteurs sur les 120 réponses. Les effectifs décrivent la composition de l'échantillon et non celle des banques.

Pour les modèles directs et avec interaction, les résidus présentent respectivement des asymétries de -0,470 et -0,464, et des excès d'aplatissement de -0,265 et -0,308. Les tests asymptotiques de Jarque-Bera donnent $JB = 4,773$ ($p = 0,092$) et $JB = 4,788$ ($p = 0,091$). Le test LM studentisé de Koenker, obtenu par $N \times R^2$ de la régression des résidus au carré sur les régresseurs, donne 0,135 (2 ddl ; $p = 0,935$) et 0,244 (3 ddl ; $p = 0,970$). Ces tests ne rejettent pas leurs hypothèses nulles aux seuils usuels ; ils ne prouvent ni normalité, ni homoscedasticité, ni indépendance. Les erreurs HC3 sont conservées.

Le seuil exploratoire de Cook $4/N = 0,033$ repère quatre observations dans chacun des deux modèles, avec des maximas de 0,075 et 0,085. Toutes les réponses sont conservées dans les analyses principales. Une sensibilité excluant les observations repérées séparément dans chaque modèle ($N = 116$) donne $B_{\text{adoption}} = 0,576$ et IC 95 % HC3 [0,455 ; 0,697] dans le modèle direct ; l'interaction vaut -0,068 avec IC [-0,199 ; 0,063]. Ces exclusions diagnostiques ne constituent ni une règle de nettoyage ni une correction de la dépendance par banque. Les intervalles conventionnels des pentes simples sont ajoutés au tableau 9, avec les degrés de liberté propres à chaque régression de groupe (N du groupe moins 2).

Une décomposition indirecte complémentaire remplace la maturité ordinaire par deux indicatrices (référence : faible), avec une pente adoption-productivité commune et sans interaction. Les contrastes indirects moyenne-faible et élevée-faible sont respectivement 0,222 (SE bootstrap = 0,090 ; IC 95 % [0,061 ; 0,412]) et 0,461 (SE = 0,115 ; IC [0,257 ; 0,710]). Les intervalles percentiles reposent sur 5 000 rééchantillonnages individuels, graine 20261021. Ces contrastes relâchent l'hypothèse d'écarts réguliers entre niveaux ; ils ne sont pas des effets par unité comparables directement au coefficient ordinal de 0,232. Ils ne corrigent ni les variables omises, ni la dépendance intrabanque, ni l'absence d'ordre temporel.

Les compléments de l'annexe E5 donnent pour ab ordinal un IC à 95 % [0,132 ; 0,325] par rééchantillonnage de banques entières. Les ordres alternatifs et les sensibilités séparées des chemins a et b à un facteur omis sont également présentés. Ils ne permettent pas de choisir un ordre causal ni de démontrer une médiation.

5. Discussion des résultats

5.1 Adoption effective et productivité perçue

Ces résultats indiquent que les observations caractérisées par une adoption plus importante de l'intelligence artificielle présentent également une productivité opérationnelle plus élevée. La relation peut s'expliquer par plusieurs mécanismes complémentaires : automatisation des activités répétitives, réduction des délais de traitement, amélioration du traitement de l'information, assistance à la décision et réallocation du temps des collaborateurs vers des activités à plus forte valeur ajoutée. Ce résultat rejoint les conclusions de Mikalef et Gupta (2021), qui considèrent la capacité en intelligence artificielle comme une combinaison de ressources technologiques, humaines et organisationnelles susceptible d'améliorer la performance lorsqu'elle est effectivement mobilisée. Il est également cohérent avec les recherches montrant que l'IA peut augmenter les capacités des travailleurs plutôt que simplement se substituer à eux (Raisch & Krakowski, 2021). Les travaux de Brynjolfsson et al. (2025) apportent également un éclairage pertinent en montrant que l'assistance fondée sur l'intelligence artificielle peut générer des gains de productivité dans les activités intensives en connaissances. Dans le contexte bancaire, l'intérêt de l'IA réside donc autant dans l'automatisation que dans sa capacité à améliorer l'accès à l'information et la rapidité de traitement. Pour les banques marocaines, ce résultat suggère que la création de valeur dépend moins de la simple présence d'une technologie que de son intégration effective dans les processus métier.

L'association obtenue porte sur une productivité perçue par les professionnels interrogés. Elle est compatible avec des gains de rapidité, de traitement et d'assistance, mais ne mesure pas directement une augmentation du volume produit à ressources constantes. La cohérence avec la littérature renforce la plausibilité de ces mécanismes ; elle ne permet pas de conclure que tous les usages de l'IA produisent les mêmes bénéfices ou que les réponses observées reflètent une efficacité financière objectivement mesurée.

La portée de l'association dépend de l'exposition des répondants aux outils et de la mesure perceptuelle de l'adoption. Une comparaison entre banques nécessiterait des indicateurs d'usage homogènes et des résultats indépendants de cette appréciation déclarative.

Les items de productivité attribuent explicitement des bénéfices à l'IA. L'association obtenue concerne donc deux appréciations du numérique recueillies auprès des mêmes personnes. La stabilité après retrait de PR2 et après contrôles est informative, mais n'écarte ni une disposition générale favorable à l'IA ni un chevauchement plus large des significations. Aucun seuil d'ACP ou de HTMT ne suffit à transformer ces perceptions en preuve de gains objectifs.

5.2 Rôle de la maturité et non-confirmation de la modération

L'absence de soutien de H2 concerne précisément le coefficient de maturité à adoption donnée ($B = 0,042$; $p = 0,548$). Elle ne prouve pas l'absence de contribution organisationnelle de la maturité. Une mesure à trois niveaux peut masquer des différences importantes, et l'absence de contrôles dans le modèle initial peut modifier les associations estimées. Pour H3, l'interaction non significative ne permet de soutenir ni la modération positive attendue ni une modération négative. Ces résultats doivent être examinés avant de proposer un récit de mécanisme indirect. Cette interprétation rejoint les recherches consacrées à l'AI readiness. Jöhnk et al. (2021) soulignent que la préparation organisationnelle à l'IA dépend notamment des ressources

technologiques, des données, des compétences, de la culture et des dispositifs organisationnels disponibles. Dans la même logique, Hansen et al. (2024) mettent l'accent sur le développement progressif des capacités organisationnelles nécessaires au passage de l'expérimentation à une exploitation plus large de l'IA. La maturité pourrait ainsi être considérée comme une capacité d'absorption et de préparation, plutôt que comme une source autonome de productivité.

La non-confirmation de H2 ne nie pas les associations bivariées de la maturité avec l'adoption et la productivité. Introduire l'adoption dans le modèle revient à examiner la contribution de la maturité à adoption donnée : cette question diffère de la comparaison globale entre niveaux de maturité.

Les pentes décroissantes par groupe décrivent une configuration compatible avec plusieurs explications, notamment une restriction de variance ou un effet plafond. Le groupe élevé présente une moyenne de productivité de 4,328 sur 5 et un écart-type de 0,502 ; le groupe faible ne comprend que 24 répondants. Ces caractéristiques peuvent limiter la précision et la comparabilité. Un rattrapage organisationnel n'est pas retenu comme conclusion de substance, car aucun test ne l'établit.

Une autre explication tient à la mesure synthétique de maturité. Trois catégories peuvent masquer des différences dans les infrastructures, les données, les compétences, les processus et la gouvernance. Elles peuvent également offrir une variation trop limitée pour identifier une interaction. L'effectif total de 120 observations, réparti entre trois groupes et sept banques, impose en outre une prudence dans l'interprétation des résultats non significatifs. La présente étude ne démontre pas l'absence de tout effet modérateur dans d'autres échantillons ou avec d'autres mesures.

La maturité pourrait conditionner certains cas d'usage sans amplifier uniformément un score global d'adoption. Une infrastructure intégrée peut être plus importante pour un dispositif de scoring que pour un outil d'assistance documentaire. Cette interprétation reste à tester, car les données ne distinguent pas ces applications.

5.3 Interprétation exploratoire de l'effet indirect

L'analyse exploratoire soutient une lecture selon laquelle les capacités digitales sont associées à l'adoption de l'IA, elle-même associée à la productivité perçue. Cette lecture complète le modèle initial sans le confirmer : le test d'une interaction concerne une variation de la pente IA-productivité, tandis que la décomposition indirecte concerne une chaîne d'associations. Les deux mécanismes répondent à des questions théoriques différentes.

L'approche fondée sur les ressources rend plausible une articulation entre ressources disponibles et usages, mais les résultats ne valident pas ce mécanisme. Le contraste avec les hypothèses H2 et H3 non soutenues limite la contribution théorique : le modèle exploratoire fournit une interprétation possible, à comparer à des modèles alternatifs. Mikalef et Gupta (2021) constituent un appui conceptuel sur les ressources complémentaires ; leurs mesures et leur contexte diffèrent de ceux de notre enquête.

La perspective des capacités dynamiques éclaire également ce mécanisme. Des infrastructures, des données et des compétences peuvent soutenir l'identification de nouvelles applications et la reconfiguration des processus, tandis que les usages effectifs constituent une manifestation de cette mobilisation (Teece, 2007). Les mesures disponibles restent cependant trop globales pour établir les microfondations précises de ces capacités ou distinguer leurs contributions individuelles.

La contribution tient à la distinction entre maturité disponible, adoption déclarée et productivité perçue dans l'échantillon marocain. L'adoption présente l'association directe la plus nette ; la maturité paraît liée à cette adoption, sans que sa position temporelle soit démontrée. Une causalité inverse ou des facteurs communs, tels que la stratégie ou le management, ne peuvent pas être écartés.

5.4 Implications managériales

Les directions bancaires peuvent examiner conjointement les capacités numériques, les usages effectifs et des indicateurs métiers vérifiables. L'étude ne teste pas une condition nécessaire d'investissement et ne démontre pas qu'une politique particulière améliorerait la productivité. Les recommandations suivantes sont des pistes de suivi, adaptées aux limites d'une enquête perceptuelle, et non des prescriptions causales ni des comparaisons de performance entre profils de banques.

Les banques peuvent compléter le suivi de leurs investissements numériques par des indicateurs d'adoption effective : proportion des projets passant du pilote à l'exploitation, fréquence réelle d'utilisation, nombre de processus concernés et collaborateurs exposés aux outils. Ces mesures doivent être reliées à des objectifs métier, tels que le délai de traitement, les erreurs évitées, le volume traité, le coût unitaire ou le temps consacré aux activités à plus forte valeur ajoutée.

Les investissements peuvent être reliés aux besoins de chaque cas d'usage : qualité des données et validation pour le traitement documentaire, formation et supervision humaine pour l'aide à la décision. Leur suivi gagne à préciser les processus concernés et les critères de réussite.

Ces implications constituent des pistes de gestion, sans garantir un effet causal d'une politique d'investissement. Les objectifs de productivité doivent rester liés à la fiabilité des opérations, à la maîtrise des erreurs et aux responsabilités dans l'utilisation des recommandations.

6. Conclusion et limites

Cette recherche examine les relations entre maturité digitale, adoption de l'intelligence artificielle et productivité opérationnelle perçue à partir de 120 répondants issus de sept établissements bancaires marocains. Les résultats soutiennent une association positive de l'adoption avec la productivité. Ils ne soutiennent ni une association directe indépendante de la maturité à adoption donnée ni le rôle modérateur positif initialement attendu. Le modèle avec adoption et maturité explique 35,1 % de la variance de productivité dans l'échantillon étudié.

La décomposition complémentaire produit un effet indirect statistique dont l'intervalle bootstrap rapporté ne contient pas zéro. Elle reste exploratoire : le codage ordinal, les facteurs omis et l'ordre temporel non observé empêchent d'établir un mécanisme. L'absence de soutien de H2 et H3 demeure un résultat du modèle initial, sans être effacée par cette analyse complémentaire.

Sur le plan théorique, le travail rapproche la distinction ressources-usages proposée par les approches organisationnelles de l'IA (Mikalef & Gupta, 2021 ; Hansen et al., 2024) d'une mesure individuelle de productivité perçue. Il nuance une attente d'amplification uniforme des bénéfices par la maturité. Sur le plan empirique, il apporte des perceptions situées de professionnels de sept banques, sans représenter le secteur. Sur le plan managérial, il propose de confronter les usages déclarés à des mesures indépendantes des opérations ; ces suggestions ne découlent pas d'un effet causal identifié.

Plusieurs limites encadrent les résultats. Le design transversal ne permet pas d'établir que la maturité précède l'adoption et que l'adoption précède la productivité. Les construits d'adoption et de productivité reposent sur des perceptions recueillies dans une même enquête ; un biais de méthode commune ou une appréciation générale favorable du numérique peuvent contribuer à leur association. Des mesures objectives et des sources d'information distinctes renforceraient la portée de l'analyse.

La maturité est une autoévaluation individuelle à trois niveaux, sans seuil objectif ni échelle multidimensionnelle. Sa subjectivité l'expose aux biais de perception et de désirabilité sociale. Les modèles complémentaires par indicatrices réduisent la contrainte d'écarts réguliers entre catégories, mais ne valident pas la mesure elle-même. Les scores d'adoption et de bénéfices perçus comportent un chevauchement d'automatisation et sont recueillis au même moment ; la

sensibilité sans PR2 ne résout pas entièrement ce problème. L'ACP, le HTMT et l'AFC complémentaire apportent des éléments sur la structure des mesures ; l'AFC sur les mêmes 120 réponses ne remplace pas une validation externe ni la documentation de leur construction.

La taille de l'échantillon et les sept établissements limitent la précision et le traitement de l'hétérogénéité. Le modèle complémentaire contrôle la fonction, l'ancienneté et les effets fixes banque, mais ne tient pas compte de tous les facteurs plausibles, tels que l'exposition individuelle aux outils, la stratégie ou le soutien du management. Le recrutement de convenance ne permet pas d'établir une représentativité probabiliste. La dépendance intrabanque, le plafond possible et une autoappréciation favorable peuvent influencer les résultats. La puissance limitée pour une petite interaction appelle une lecture en termes d'absence de preuve, sans conclusion d'absence d'effet.

Des recherches longitudinales pourraient mesurer les capacités digitales à une première période, les usages à une deuxième et les résultats à une troisième. Un dispositif multisource pourrait associer réponses individuelles, journaux d'usage et indicateurs objectifs : délais, erreurs, coût unitaire et ratio coûts-revenus. Un échantillon comprenant davantage de banques permettrait des modèles tenant compte des établissements. Des études de cas sur le passage du pilote à l'exploitation aideraient à préciser les mécanismes de coordination, notamment dans les banques conventionnelles et participatives.

Pour les directions bancaires, les résultats invitent à vérifier les appréciations de productivité par des indicateurs indépendants et par cas d'usage. Pour les superviseurs, ils soulignent l'intérêt d'une information comparable sur les usages et la gouvernance, sans fournir un classement des établissements. Dans cet échantillon, l'association entre adoption déclarée et productivité perçue est positive ; la comparaison avec une maturité mesurée beaucoup plus sommairement ne permet pas de conclure à la supériorité générale des usages sur les capacités.

Références

- (1). Baffour Gyau, E., Appiah, M., Gyamfi, B. A., Achie, T., & Naeem, M. A. (2024). Transforming banking: Examining the role of AI technology innovation in boosting banks financial performance. *International Review of Financial Analysis*, 96(Part B), Article 103700.
- (2). Bank Al-Maghrib. (2024). Plan stratégique 2024-2028. <https://www.bkam.ma/content/download/798653/8827703/Plan%20strat%C3%A9gique%202024-2028%20Fr.pdf>
- (3). Bank for International Settlements. (2024). Artificial intelligence and the economy: Implications for central banks. In Annual Economic Report 2024 (Chapter III). <https://www.bis.org/publications/aer-2024/artificial-intelligence-economy-implications-central-banks>
- (4). Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99–120.
- (5). Baker, J. (2012). The technology–organization–environment framework. In Y. K. Dwivedi, M. R. Wade, & S. L. Schneberger (Eds.), *Information systems theory* (pp. 231–245). Springer.
- (6). Becker, J., Knackstedt, R., & Pöppelbuß, J. (2009). Developing maturity models for IT management: A procedure model and its application. *Business & Information Systems Engineering*, 1(3), 213–222.
- (7). Berger, A. N., & Humphrey, D. B. (1997). Efficiency of financial institutions: International survey and directions for future research. *European Journal of Operational Research*, 98(2), 175–212.

- (8). Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 889–942.
- (9). Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2021). The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1), 333-372.
- (10). Cameron, A. C., & Miller, D. L. (2015). A practitioner's guide to cluster-robust inference. *Journal of Human Resources*, 50(2), 317-372. <https://doi.org/10.3368/jhr.50.2.317>
- (11). Cinelli, C., & Hazlett, C. (2020). Making sense of sensitivity: Extending omitted variable bias. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 82(1), 39-67.
- (12). Dunn, T. J., Baguley, T., & Brunsden, V. (2014). From alpha to omega: A practical solution to the pervasive problem of internal consistency estimation. *British Journal of Psychology*, 105(3), 399-412.
- (13). Enholm, I. M., Papagiannidis, E., Mikalef, P., & Krogstie, J. (2022). Artificial intelligence and business value: A literature review. *Information Systems Frontiers*, 24(5), 1709–1734.
- (14). Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50.
- (15). Hansen, H. F., Lillesund, E., Mikalef, P., & Altwaijry, N. (2024). Understanding artificial intelligence diffusion through an AI capability maturity model. *Information Systems Frontiers*, 26(6), 2147–2163.
- (16). Hayes, A. F. (2022). Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach (3rd ed.). New York, NY : The Guilford Press.
- (17). Hayes, A. F., & Preacher, K. J. (2014). Statistical mediation analysis with a multicategorical independent variable. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 67(3), 451-470.
- (18). Jöhnk, J., Weißert, M., & Wyrski, K. (2021). Ready or not, AI comes, An interview study of organizational AI readiness factors. *Business & Information Systems Engineering*, 63(1), 5–20.
- (19). MacKinnon, J. G., Nielsen, M. Ø., & Webb, M. D. (2023). Cluster-robust inference: A guide to empirical practice. *Journal of Econometrics*, 232(2), 272-299.
- (20). Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), Article 103434.
- (21). Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., & Podsakoff, N. P. (2012). Sources of method bias in social science research and recommendations on how to control it. *Annual Review of Psychology*, 63, 539-569.
- (22). Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210. <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>
- (23). Royaume du Maroc. (2009). Loi n° 09-08 relative à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel, promulguée par le dahir n° 1-09-15 du 18 février 2009. <https://www.cndp.ma/images/lois/Loi-09-08-Fr.pdf>
- (24). Sehaqui, C., & Haisoune, M. (2024). Applications de l'intelligence artificielle dans la gestion du risque de contrepartie : Défis et perspectives pour les banques participatives au Maroc. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 5(9), 301–314.

- (25). Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350.
- (26). Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478.
- (27). Verhoef, P. C., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Dong, J. Q., Fabian, N., & Haenlein, M. (2021). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. *Journal of Business Research*, 122, 889–901.
- (28). Wall, T. D., Michie, J., Patterson, M., Wood, S. J., Sheehan, M., Clegg, C. W., & West, M. (2004). On the validity of subjective measures of company performance. *Personnel Psychology*, 57(1), 95–118.

Annexe A Items du questionnaire retenus dans l'article

Échelle commune : 1 = Pas du tout d'accord ; 2 = Plutôt pas d'accord ; 3 = Neutre ; 4 = Plutôt d'accord ; 5 = Tout à fait d'accord. Libellés reproduits du questionnaire fourni, sans reconstruction. Les autres blocs de compétences, cyberrisques et protection ne sont pas analysés dans cet article.

Tableau A1. Libellés des treize items

Code	Affirmation
AD1	L'IA est intégrée dans les processus bancaires.
AD2	La banque utilise des solutions d'analyse ou de prédiction par IA.
AD3	L'IA est utilisée dans la relation et le service client.
AD4	L'IA est utilisée dans la détection de fraude et la gestion des risques.
AD5	L'IA est utilisée pour automatiser des processus internes.
AD6	L'IA est intégrée à la stratégie de transformation de la banque.
PR1	L'IA réduit les délais de traitement.
PR2	L'IA automatise les tâches répétitives et de back-office.
PR3	L'IA accélère le traitement des dossiers de crédit.
PR4	L'IA accélère les procédures KYC/AML.
PR5	L'IA contribue à réduire les erreurs humaines.
PR6	L'IA améliore la capacité d'absorption des pics d'activité.
PR7	L'IA libère du temps pour des tâches à plus forte valeur ajoutée.

Source : questionnaire issu du travail doctoral du premier auteur, fondé sur un cadre théorique et adapté aux objectifs de la thèse. Le rattachement des items à des échelles publiées et les modalités détaillées d'adaptation ne sont pas documentés.

Annexe B Structure exploratoire des mesures

Tableau B1. Saturations et communalités de l'ACP

Item	Composante adoption	Composante bénéfices	Communalité
AD1	0,769	0,132	0,608
AD2	0,737	0,216	0,589
AD3	0,778	0,237	0,661
AD4	0,799	0,253	0,703
AD5	0,657	0,291	0,517
AD6	0,741	0,239	0,606
PR1	0,371	0,666	0,582
PR2	0,187	0,727	0,563
PR3	0,280	0,669	0,526
PR4	0,241	0,725	0,584
PR5	0,114	0,826	0,696
PR6	0,254	0,725	0,591
PR7	0,356	0,665	0,569

Source : calculs des auteurs sur les 120 observations.

ACP de la matrice de corrélations, deux composantes, rotation varimax. Les communalités correspondent à la somme des carrés des saturations sur les deux composantes. Les résultats

complémentaires de l'AFC, l'oméga, la fiabilité composite, les AVE et l'intervalle du HTMT sont présentés en annexe E1 ; les communalités de l'ACP ne sont pas assimilées aux AVE.

Annexe C Répartition des niveaux de maturité par banque

Tableau C1. Banque et maturité digitale

Banque	Faible	Moyenne	Élevée	Total
Attijariwafa Bank	4	10	10	24
Banque Centrale Populaire	4	7	11	22
Bank of Africa	3	9	8	20
CIH Bank	5	7	6	18
Credit du Maroc	3	9	2	14
Umnia Bank	3	4	5	12
Bank Assafa	2	6	2	10

Source : calculs des auteurs sur les 120 observations.

Annexe D Coefficients complets du modèle contrôlé

Références : maturité faible ; fonction Clientèle/Commercial ; ancienneté 11-20 ans ; Attijariwafa Bank. Le département n'est pas ajouté au modèle en plus de la fonction. N = 120, rang = 16, ddl résiduels = 104, $R^2 = 0,417$. Les effets fixes ne remplacent pas une correction de dépendance par grappe.

Tableau D1. Modèle avec contrôles et effets fixes banque

Variable	B	SE HC3	p	IC 95 % HC3
Constante	2,241	0,352	<0,001	[1,542 ; 2,939]
Adoption	0,528	0,088	<0,001	[0,354 ; 0,702]
Maturite moyenne	0,087	0,156	0,580	[-0,223 ; 0,396]
Maturite elevee	0,061	0,154	0,694	[-0,245 ; 0,367]
FONCTION:Dirigeant	0,089	0,165	0,590	[-0,238 ; 0,415]
FONCTION:IT Data Cyber	-0,138	0,169	0,417	[-0,474 ; 0,198]
FONCTION:Manager	-0,165	0,146	0,263	[-0,454 ; 0,125]
ANCIENNETE:5 10 ans	-0,088	0,121	0,467	[-0,327 ; 0,151]
ANCIENNETE:Moins 5 ans	0,000	0,146	0,999	[-0,289 ; 0,290]
ANCIENNETE:Plus 20 ans	0,055	0,162	0,737	[-0,267 ; 0,377]
BANQUE:Bank Assafa	-0,279	0,233	0,234	[-0,742 ; 0,183]
BANQUE:Bank of Africa	-0,174	0,164	0,290	[-0,499 ; 0,151]
BANQUE:Banque Centrale Populaire	-0,103	0,132	0,437	[-0,365 ; 0,159]
BANQUE:CIH Bank	0,043	0,165	0,797	[-0,285 ; 0,371]
BANQUE:Credit du Maroc	-0,150	0,168	0,375	[-0,484 ; 0,184]
BANQUE:Umnia Bank	0,026	0,178	0,884	[-0,326 ; 0,379]

Source : calculs des auteurs sur les 120 observations.

Annexe E Analyses statistiques complémentaires

Cette annexe complète les résultats des sections 4.1 à 4.7. Les distributions des items figurent au tableau 11, le croisement banque-fonction au tableau 12, les saturations de l'ACP en annexe B et les coefficients contrôlés en annexe D. Les tableaux ci-dessous apportent les analyses supplémentaires sans reproduire ces résultats.

E1 Modèle de mesure et validité

Les analyses initiales sont reproduites avant les compléments demandés lors de l'évaluation. Les alphas, l'ACP à deux composantes avec rotation varimax et les corrélations sont complétés par une analyse factorielle confirmatoire (AFC) à deux facteurs corrélés, sans corrélation résiduelle ajoutée à partir des résultats. L'estimation MLW traite les items à cinq modalités comme approximativement continus. Les erreurs des paramètres sont calculées par sandwich ; les indices globaux restent conventionnels et non corrigés pour les banques. L'AVE et la fiabilité composite standardisée suivent le modèle congénérique ; l'oméga est calculé pour la somme non standardisée des items (Fornell & Larcker, 1981 ; Dunn et al., 2014). Le HTMT

reçoit un IC percentile individuel de 5 000 réplifications, graine 20261022. Cette AFC sur le même échantillon ne vaut pas validation externe.

L'AFC à deux facteurs converge sans variance résiduelle négative : $\chi^2(64) = 67,156$, $p = 0,369$, CFI = 0,995, TLI = 0,994, RMSEA = 0,020 et SRMR = 0,047. Les saturations standardisées sont comprises entre 0,669 et 0,817 pour AD, et entre 0,678 et 0,749 pour PR. Les paramètres complets sont présentés dans la présente annexe.

Tableau E1. Fiabilité et variance extraite

Construit	Alpha	Oméga	Fiabilité composite	AVE
AD	0,873	0,875	0,874	0,538
PR	0,878	0,879	0,879	0,510

Source : calculs des auteurs sur les 120 réponses.

La corrélation latente AD-PR est de 0,672 (carré = 0,452), inférieur aux deux AVE. Le HTMT vaut 0,678, IC individuel à 95 % [0,534 ; 0,794]. Le modèle à facteur unique ajuste moins bien les covariances : $\chi^2(65) = 177,320$, CFI = 0,839, RMSEA = 0,121. Ces diagnostics apportent des éléments favorables à la distinction AD-PR, sans valider la catégorie unique de maturité ni exclure un biais de méthode commune. Aucune variable marqueur ni séparation temporelle n'était disponible ; un facteur unique mal ajusté n'est pas un test d'absence de biais (Podsakoff et al., 2012).

Tableau E2. Paramètres du modèle de mesure à deux facteurs

Item	Facteur	B	Charge standardisée	SE sandwich
AD1	AD	1,000	0,692	Fixé à 1
AD2	AD	1,021	0,705	0,155
AD3	AD	1,074	0,781	0,138
AD4	AD	1,162	0,817	0,143
AD5	AD	0,869	0,669	0,116
AD6	AD	0,975	0,724	0,104
PR1	PR	1,000	0,731	Fixé à 1
PR2	PR	1,009	0,684	0,129
PR3	PR	0,989	0,678	0,130
PR4	PR	1,140	0,711	0,134
PR5	PR	1,144	0,749	0,139
PR6	PR	1,060	0,721	0,110
PR7	PR	1,053	0,720	0,094

Source : Calculs des auteurs sur les 120 réponses.

MLW, SLSQP ; aucun résidu corrélé ajouté. Première charge fixée à 1 dans chaque facteur pour l'identification. Les erreurs sandwich concernent les paramètres, pas une correction des indices globaux ni des grappes.

E2 Comparaisons globales et tailles d'effet

Tableau E3. Comparaisons globales entre banques et fonctions

Comparaison	F Welch	ddl	p brute	p Holm	p KW Holm
Banque / adoption	0,408	6 ; 44,51	0,869	1,000	1,000
Banque / productivité	0,773	6 ; 43,78	0,595	1,000	1,000
Fonction / adoption	1,218	3 ; 51,34	0,312	0,937	1,000
Fonction / productivité	1,724	3 ; 54,03	0,173	0,692	0,524

Source : calculs des auteurs sur les 120 réponses.

Aucun de ces tests ne permet de distinguer les moyennes au seuil de 5 % après correction. Ce résultat n'établit pas leur équivalence. Les descriptifs et comparaisons par paires figurent dans la présente annexe ; ces analyses descriptives ne remplacent pas l'inférence par grappes.

La différence de productivité selon la maturité correspond à $\eta^2 = 0,114$, IC 95 % percentile [0,037 ; 0,241]. Brown-Forsythe donne $p = 0,499$ et Kruskal-Wallis $p = 0,002$. Les comparaisons de Welch corrigées par Holm donnent $p = 0,115$ (faible-moyenne), 0,003 (faible-élevée) et 0,019 (moyenne-élevée). Les g de Hedges, calculés dans cet ordre, sont -0,410 [-0,928 ; 0,066], -0,961 [-1,550 ; -0,465], -0,530 [-0,928 ; -0,146]. Ces IC individuels ne sont pas simultanés et ne corrigent pas la dépendance intrabanque.

E3 Descriptifs et comparaisons par paires

BANQUE

Tableau E4. Statistiques descriptives par banque

Groupe	N	M AD	É.-t. AD	M PR	É.-t. PR
Attijariwafa Bank	24	3,778	0,640	4,190	0,550
Bank Assafa	10	3,650	0,434	3,843	0,585
Bank of Africa	20	3,775	0,588	4,007	0,574
Banque Centrale Populaire	22	3,894	0,732	4,143	0,601
CIH Bank	18	3,630	0,656	4,135	0,755
Credit du Maroc	14	3,619	0,812	3,959	0,553
Umnia Bank	12	3,847	0,730	4,250	0,562

Source : Calculs des auteurs sur les 120 réponses.

FONCTION

Tableau E5. Statistiques descriptives par fonction

Groupe	N	M AD	É.-t. AD	M PR	É.-t. PR
Clientele_Commercial	20	3,783	0,718	4,200	0,504
Dirigeant	22	3,712	0,747	4,266	0,613
IT_Data_Cyber	32	3,917	0,597	4,107	0,643
Manager	46	3,649	0,631	3,953	0,584

Source : Calculs des auteurs sur les 120 réponses.

Comparaisons par paires

Tests bilatéraux de Welch et correction de Holm dans chaque famille de comparaisons pour un score et un regroupement. La différence est calculée premier groupe moins second. Ces analyses descriptives supposent l'indépendance individuelle.

BANQUE AD

Tableau E6. Comparaisons de l'adoption entre banques

Premier groupe	Second groupe	Différence	p brute	p Holm
Attijariwafa Bank	Bank Assafa	0,128	0,506	1,000
Attijariwafa Bank	Bank of Africa	0,003	0,988	1,000
Attijariwafa Bank	Banque Centrale Populaire	-0,116	0,571	1,000
Attijariwafa Bank	CIH Bank	0,148	0,469	1,000
Attijariwafa Bank	Credit du Maroc	0,159	0,537	1,000
Attijariwafa Bank	Umnia Bank	-0,069	0,782	1,000
Bank Assafa	Bank of Africa	-0,125	0,517	1,000
Bank Assafa	Banque Centrale Populaire	-0,244	0,250	1,000
Bank Assafa	CIH Bank	0,020	0,922	1,000
Bank Assafa	Credit du Maroc	0,031	0,905	1,000
Bank Assafa	Umnia Bank	-0,197	0,443	1,000
Bank of Africa	Banque Centrale Populaire	-0,119	0,563	1,000
Bank of Africa	CIH Bank	0,145	0,479	1,000
Bank of Africa	Credit du Maroc	0,156	0,545	1,000
Bank of Africa	Umnia Bank	-0,072	0,774	1,000
Banque Centrale Populaire	CIH Bank	0,264	0,236	1,000
Banque Centrale Populaire	Credit du Maroc	0,275	0,314	1,000
Banque Centrale Populaire	Umnia Bank	0,047	0,860	1,000
CIH Bank	Credit du Maroc	0,011	0,969	1,000
CIH Bank	Umnia Bank	-0,218	0,414	1,000
Credit du Maroc	Umnia Bank	-0,228	0,458	1,000

Source : Calculs des auteurs sur les 120 réponses.

BANQUE PR

Tableau E7. Comparaisons de la productivité entre banques

Premier groupe	Second groupe	Différence	p brute	p Holm
Attijariwafa Bank	Bank Assafa	0,348	0,128	1,000
Attijariwafa Bank	Bank of Africa	0,183	0,289	1,000
Attijariwafa Bank	Banque Centrale Populaire	0,048	0,781	1,000
Attijariwafa Bank	CIH Bank	0,056	0,794	1,000
Attijariwafa Bank	Credit du Maroc	0,231	0,223	1,000
Attijariwafa Bank	Umnia Bank	-0,060	0,766	1,000
Bank Assafa	Bank of Africa	-0,164	0,475	1,000
Bank Assafa	Banque Centrale Populaire	-0,300	0,199	1,000
Bank Assafa	CIH Bank	-0,292	0,267	1,000
Bank Assafa	Credit du Maroc	-0,116	0,629	1,000
Bank Assafa	Umnia Bank	-0,407	0,114	1,000
Bank of Africa	Banque Centrale Populaire	-0,136	0,459	1,000
Bank of Africa	CIH Bank	-0,128	0,565	1,000
Bank of Africa	Credit du Maroc	0,048	0,808	1,000
Bank of Africa	Umnia Bank	-0,243	0,252	1,000
Banque Centrale Populaire	CIH Bank	0,008	0,971	1,000
Banque Centrale Populaire	Credit du Maroc	0,184	0,355	1,000
Banque Centrale Populaire	Umnia Bank	-0,107	0,609	1,000
CIH Bank	Credit du Maroc	0,176	0,453	1,000
CIH Bank	Umnia Bank	-0,115	0,637	1,000
Credit du Maroc	Umnia Bank	-0,291	0,198	1,000

Source : Calculs des auteurs sur les 120 réponses.

FONCTION AD

Tableau E8. Comparaisons de l'adoption entre fonctions

Premier groupe	Second groupe	Différence	p brute	p Holm
Clientele_Commercial	Dirigeant	0,071	0,754	1,000
Clientele_Commercial	IT_Data_Cyber	-0,133	0,492	1,000
Clientele_Commercial	Manager	0,135	0,473	1,000
Dirigeant	IT_Data_Cyber	-0,205	0,291	1,000
Dirigeant	Manager	0,064	0,732	1,000
IT_Data_Cyber	Manager	0,268	0,061	0,365

Source : Calculs des auteurs sur les 120 réponses.

FONCTION PR

Tableau E9. Comparaisons de la productivité entre fonctions

Premier groupe	Second groupe	Différence	p brute	p Holm
Clientele_Commercial	Dirigeant	-0,066	0,703	1,000
Clientele_Commercial	IT_Data_Cyber	0,093	0,565	1,000
Clientele_Commercial	Manager	0,247	0,090	0,448
Dirigeant	IT_Data_Cyber	0,159	0,363	1,000
Dirigeant	Manager	0,313	0,053	0,315
IT_Data_Cyber	Manager	0,154	0,285	1,000

Source : Calculs des auteurs sur les 120 réponses.

E4 Inférence tenant compte des banques

Les effets fixes banque, fonction et ancienneté sont estimés en sensibilité. Pour tenir compte de la dépendance intrabanque, un wild cluster bootstrap-t restreint sous l'hypothèse nulle utilise les résidus restreints ordinaires et une studentisation CR1 : énumération des 128 configurations de signes de Rademacher et 9 999 tirages de poids de Webb à six valeurs, graine 20261023. Les deux distributions sont rapportées ; le faible nombre de banques reste une limite (Cameron & Miller, 2015 ; MacKinnon et al., 2023).

Tableau E10. Inférence tenant compte des sept banques

Modèle et coefficient	B	SE CR1	p Rademacher	p Webb
Direct : adoption	0,512	0,072	0,0312	0,0125
Direct : maturité	0,042	0,066	0,5469	0,5323
Interaction	-0,098	0,085	0,3125	0,3004
Contrôlé : adoption	0,528	0,094	0,0312	0,0138

Source : calculs des auteurs sur les 120 réponses.

Les tests wild donnent pour l'adoption $p = 0,0313$ avec Rademacher et $p = 0,0125$ avec Webb dans le modèle direct ; ils restent non significatifs pour la maturité et l'interaction. Le modèle contrôlé (fonction, ancienneté, banque et maturité par indicatrices) estime $B_{\text{adoption}} = 0,528$, $R^2 = 0,417$, $p_{\text{wild}} = 0,0313$ et $0,0138$. Ces sensibilités soutiennent l'association positive, avec une inférence plus prudente que les tests individuels. La faible granularité des 128 configurations et le nombre limité de banques interdisent d'y voir une garantie de validité.

E5 Décomposition indirecte et sensibilité aux facteurs omis

L'effet indirect ordinal utilise un bootstrap percentile individuel de 5 000 réplifications, graine 20261020 ; les contrastes multicatégoriels utilisent la graine 20261021. Une sensibilité rééchantillonne sept banques entières avec remise, 5 000 fois, graine 20261024. Les ordres alternatifs et une sensibilité aux variables omises sont examinés sans identifier une causalité (Hayes, 2022 ; Cinelli & Hazlett, 2020). Les intervalles de tailles d'effet utilisent 5 000 tirages individuels stratifiés par maturité, graine 20261026.

Le bootstrap de banques entières donne pour ab ordinal un IC $[0,132 ; 0,325]$, et pour les deux contrastes $[0,045 ; 0,430]$ et $[0,259 ; 0,666]$. Ce contrôle conserve la structure intrabanque mais repose sur seulement sept établissements ; il ne supprime pas la fragilité de l'inférence ni les facteurs omis.

Les ordres alternatifs illustrent l'indétermination temporelle. Le chemin adoption, maturité, productivité donne un produit de 0,024, IC $[-0,048 ; 0,093]$; le chemin maturité, productivité, adoption donne 0,143, IC $[0,061 ; 0,243]$. Ces produits ont des unités différentes. Leur significativité ou leur taille ne sélectionne pas l'ordre causal ; notamment, un chemin où la productivité précède l'adoption est aussi compatible avec les covariances.

Les intervalles des ordres alternatifs reposent sur 5 000 réplifications individuelles percentiles, graine 20261025 ; ils ne corrigent pas la dépendance intrabanque.

La sensibilité aux variables omises utilise les R^2 partiels de Cinelli et Hazlett (2020), sur les régressions linéaires non contrôlées initiales. Pour annuler le coefficient ponctuel du chemin b, un facteur omis de force égale devrait expliquer 44,9 % de la variance résiduelle de l'adoption et de PR conditionnellement aux variables incluses ; la valeur correspondante du chemin a est de 43,8 %. Il ne s'agit ni de seuils de significativité ni d'une correction par banque, et rien ne permet d'exclure l'existence de facteurs communs. Les chemins sont examinés séparément : ces valeurs ne constituent pas une analyse conjointe de sensibilité du produit ab.

Tableau E11. Sensibilité des chemins à un facteur omis

R^2 partiel supposé	Chemin a ajusté	Chemin b ajusté
0.05	0,413	0,469
0.1	0,371	0,423
0.2	0,279	0,323
0.3	0,175	0,209

Source : Calculs des auteurs sur les 120 réponses.

E6 Rééchantillonnages et reproductibilité

Les compléments sont calculés en Python 3.12.14 avec NumPy 2.5.4, SciPy 1.18.1 et semopy 2.3.11. Les coefficients initiaux ont été vérifiés sur les moyennes exactes ; les scripts de calcul sont conservés avec les résultats de travail. La présente annexe présente les matrices, distributions, coefficients détaillés et comparaisons, sans données individuelles identifiantes.