

## **L'intelligence artificielle et la gestion proactive des risques dans le secteur bancaire marocain**

### **Artificial intelligence and proactive risk management in the Moroccan banking sector**

**LAHRACH Fatima Zahra**

Doctorante

Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales

Université Mohammed Premier, Oujda

Laboratoire d'Economie Sociale, Solidaire et Développement Local « ESSDL »

Maroc

**BENTAHAR Abdelghani**

Professeur de l'enseignement supérieur

Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales

Université Mohammed Premier, OUJDA

Laboratoire d'Economie Sociale, Solidaire et Développement Local « ESSDL »

Maroc

**Date de soumission :** 29/09/2025

**Date d'acceptation :** 20/11/2025

**Pour citer cet article :**

LAHRACH F. & BENTAHAR A. (2025) « L'intelligence artificielle et la gestion proactive des risques dans le secteur bancaire marocain », Revue Internationale des Sciences de Gestion « Volume 8 : Numéro 4 » pp : 1971 - 2000

## Résumé

L'IA connaît une expansion rapide dans le secteur financier, transformant profondément les pratiques de gestion et de prise de décision. Dans le domaine bancaire, son application à la gestion des risques suscite un intérêt croissant, en raison de la complexification des menaces liées au crédit, à la cybersécurité, à la fraude et à la conformité réglementaire. L'objectif de notre recherche est d'examiner dans quelle mesure l'adoption de l'IA favorise le renforcement de la gestion proactive des risques bancaires au Maroc.

Pour répondre à la problématique de recherche, une approche positiviste a été retenue, inscrite dans une démarche hypothético-déductive visant à tester empiriquement un modèle conceptuel élaboré à partir du cadre théorique. La méthodologie adoptée est quantitative, reposant sur un questionnaire structuré administré auprès de professionnels du secteur bancaire marocain.

Les résultats révèlent que la confiance perçue est le principal facteur influençant l'intention d'adopter l'IA, elle-même liée à une meilleure gestion des risques. Cette confiance dépend surtout de la qualité des données et de la robustesse technologique, tandis que l'utilité perçue n'a pas montré d'effet notable.

**Mots clés :** IA, risques bancaires, gestion proactive, utilité, facilité, qualité des données.

## Abstract

Artificial Intelligence is rapidly expanding in the financial sector, profoundly transforming management and decision-making practices. In the banking industry, its application to risk management has attracted growing interest due to the increasing complexity of threats related to credit, cybersecurity, fraud, and regulatory compliance. The objective of our research is to examine the extent to which the adoption of AI contributes to strengthening the proactive management of banking risks in Morocco.

To address this research problem, a positivist approach was adopted, following a hypothetico-deductive process aimed at empirically testing a conceptual model derived from the theoretical framework. The study relies on a quantitative methodology, based on a structured questionnaire administered to professionals in the Moroccan banking sector.

The research reveals that perceived trust is the main factor influencing the intention to adopt AI, which is itself linked to improved risk management. This trust primarily depends on data quality and technological robustness, while perceived usefulness showed no significant effect.

**Keywords :** AI, banking risks, proactive management, usefulness, ease of use, data quality.

## Introduction

À l'ère de la transformation numérique, l'IA s'impose comme l'une des innovations technologiques les plus disruptives, modifiant en profondeur les pratiques organisationnelles et décisionnelles dans de nombreux secteurs, et plus particulièrement dans la finance. Le secteur bancaire, confronté à une intensification de la concurrence, à une complexification des risques et à des exigences réglementaires accrues, se trouve aujourd'hui à un tournant où l'IA apparaît comme un levier stratégique de compétitivité et de résilience.

Dans ce contexte, la gestion proactive des risques revêt une importance capitale. Elle ne se limite plus à une approche réactive visant à corriger les effets d'événements indésirables, mais s'oriente vers des dispositifs capables d'anticiper, de détecter et de prévenir les risques avant leur matérialisation (Hopkin, 2018). Toutefois, si l'IA offre un potentiel considérable en matière de détection de fraude, d'évaluation du risque de crédit, de cybersécurité et de conformité réglementaire, son adoption soulève encore de nombreuses interrogations. Les questions de confiance, de transparence des algorithmes et d'adéquation aux cadres réglementaires restent des défis majeurs pour les institutions bancaires.

De nombreux auteurs tels que (Brynjolfsson & McAfee, 2017) ; (Chen, et al., 2021) ont étudié l'impact de l'IA sur la transformation du secteur financier. Néanmoins, peu de recherches se sont penchées sur son rôle dans la gestion proactive des risques dans un contexte spécifique comme celui du Maroc, où les banques jouent un rôle central dans le financement de l'économie, mais où les initiatives liées à l'IA demeurent encore récentes et inégalement déployées. A cet effet, la question centrale de notre recherche se présente comme suit : **Dans quelle mesure l'adoption de l'IA contribue à renforcer l'efficacité de la gestion proactive des risques bancaires au Maroc ?**

En ce sens, notre étude adopte un positionnement positiviste et s'inscrit dans une démarche hypothético-déductive. Une méthode quantitative a été retenue, avec l'administration d'un questionnaire structuré auprès de professionnels du secteur bancaire marocain afin de mesurer les perceptions relatives à l'usage de l'IA.

Pour ce faire, notre recherche est structurée comme suit : initialement, nous exposerons le cadre conceptuel de la recherche. Ensuite, nous mettrons en évidence la méthodologie de recherche adoptée. Enfin, nous procéderons à l'analyse et à la discussion des résultats.

## 1. Revue de littérature, modèle conceptuel et développement des hypothèses

Dans un contexte marqué par la digitalisation croissante des services financiers, l'IA apparaît comme un vecteur essentiel de transformation du secteur bancaire. Elle redéfinit non seulement les modes de gouvernance et les processus opérationnels, mais aussi la relation avec la clientèle et les stratégies de gestion des risques. Bien qu'elle offre des perspectives prometteuses en matière d'efficacité et de performance, l'IA demeure une technologie dont l'adoption suscite encore des questionnements majeurs, notamment autour de la confiance des utilisateurs, de la transparence des algorithmes et de la conformité réglementaire.

Au Maroc, le secteur bancaire est engagé depuis plusieurs années dans une dynamique de transformation numérique, marquée par l'intégration progressive des solutions digitales dans les processus opérationnels et dans la relation client. Cette mutation s'accompagne cependant d'une complexification des risques auxquels les établissements sont confrontés. Outre les risques traditionnels liés au crédit, à la liquidité ou au marché, de nouveaux risques émergent, notamment en matière de cybersécurité, de fraude numérique, de protection des données et de réputation (BAM, 2022). L'IA, par ses capacités d'analyse prédictive, de détection des anomalies et de traitement en temps réel de volumes massifs de données, apparaît comme une réponse prometteuse pour passer d'une logique de gestion réactive des risques à une approche véritablement proactive et anticipative.

### 1.1. L'intelligence artificielle dans le secteur bancaire

L'IA est généralement définie comme l'ensemble des systèmes informatiques capables d'exécuter des tâches qui requièrent normalement l'intelligence humaine, telles que l'apprentissage, la résolution de problèmes, la perception et la prise de décision (Russell & Norvig, 2016). En 2025, Darraz et al., indique que « *L'intelligence artificielle révolutionne les services bancaires en automatisant les processus, en améliorant la gestion des risques et en personnalisant l'expérience client* ». Dans le secteur bancaire, l'IA s'impose aujourd'hui comme un levier stratégique permettant non seulement d'améliorer l'efficacité opérationnelle, mais aussi de transformer les approches de gestion des risques grâce à ses capacités prédictives et d'automatisation (Gomber, et al., 2018). Dans le cadre de notre recherche, certaines dimensions clés de l'IA sont particulièrement pertinentes :

#### 1.1.1 Transparence de l'IA

La transparence de l'IA constitue aujourd'hui un enjeu central dans les secteurs où les décisions automatisées ont un impact critique, notamment dans la banque et la gestion des

risques. La transparence renvoie à la capacité d'un système d'IA à rendre explicites ses processus, ses critères de décision et les données mobilisées. Selon Doshi-Velez et Kim (2017), un modèle transparent permet aux utilisateurs de comprendre non seulement les résultats générés, mais aussi la logique sous-jacente à ces résultats, ce qui favorise l'appropriation et la confiance. Dans le domaine financier, Samek, Wiegand et Müller (2017) soulignent que la transparence est indispensable pour répondre aux exigences de conformité, réduire l'opacité algorithmique et limiter les risques de biais.

### **1.1.2 Qualité des données**

L'IA ne peut produire des résultats fiables que si elle s'appuie sur des données de qualité. La littérature souligne que la précision, la pertinence, la complétude et la fiabilité des données sont essentielles pour réduire les biais des algorithmes et accroître la robustesse des décisions (Wang & Strong, 1996). Dans le contexte bancaire, la qualité des données est un facteur stratégique car elle conditionne la crédibilité des analyses de risque et la conformité réglementaire.

### **1.1.3 Utilité perçue et Facilité d'utilisation perçue**

Issues du modèle TAM (Davis, 1989) et enrichies par le modèle UTAUT (Venkatesh, et al., 2003), ces dimensions reflètent la manière dont les acteurs bancaires perçoivent la valeur ajoutée de l'IA. L'utilité perçue correspond au degré selon lequel l'IA améliore l'efficacité et la performance dans la gestion des risques, tandis que la facilité d'utilisation perçue traduit la simplicité et l'intuitivité d'utilisation de ces technologies.

Plusieurs études ont montré que l'IA, grâce à ses capacités de traitement massif de données et d'apprentissage adaptatif, permet une surveillance proactive des risques financiers et opérationnels. Par exemple, Brynjolfsson et McAfee (2017) soulignent que les technologies d'IA améliorent la détection des anomalies et des signaux faibles, favorisant ainsi des réponses plus rapides face aux menaces émergentes.

Dans le domaine bancaire, des travaux tel que celui de Fernández-Rovira et al. (2021) mettent en évidence que l'IA contribue à renforcer les dispositifs de Risk management en automatisant la détection des fraudes, en affinant l'évaluation du risque de crédit et en améliorant la conformité réglementaire. De plus, des recherches institutionnelles, notamment celles de la (BRI, 2019), montrent que l'intégration de l'IA dans les systèmes bancaires permet de passer d'une approche réactive, centrée sur la gestion ex post des pertes, à une approche proactive, axée sur l'anticipation et la prévention des risques.

Plus spécifiquement, plusieurs études insistent sur le rôle de la qualité des données et des algorithmes d'IA dans la construction de la confiance des acteurs bancaires. Selon Gai, et al., (2018), la performance de l'IA dans la gestion des risques dépend de la fiabilité et de la transparence des données traitées, ce qui influence directement la confiance perçue et l'intention d'utilisation des systèmes basés sur l'IA. Par ailleurs, des recherches récentes (Arner, et al., 2020) montrent que la confiance dans l'IA conditionne son adoption dans les services financiers, et qu'elle constitue un facteur clé pour exploiter pleinement son potentiel en matière de gestion proactive des risques.

Ces travaux convergent vers l'idée que l'IA représente une opportunité majeure pour renforcer la résilience bancaire, mais qu'elle soulève également des défis liés à la transparence des algorithmes, aux biais de données et à la supervision réglementaire.

### **1.2. Confiance perçue comme construit central**

La confiance constitue un élément fondamental dans l'adoption et l'acceptation des innovations technologiques, en particulier dans le secteur financier où les enjeux de sécurité, de fiabilité et de transparence sont déterminants (Gefen, et al., 2003) ; (Pavlou, 2003). Dans ce contexte, la confiance perçue peut être définie comme le degré selon lequel les utilisateurs estiment qu'un système est digne de confiance et qu'il fonctionne conformément à leurs attentes, même en situation d'incertitude. Elle joue un rôle crucial dans la réduction des perceptions de risque et dans le renforcement de la disposition des acteurs à adopter de nouvelles solutions technologiques (Mayer, et al., 1995).

Dans le domaine de la finance numérique et des fintechs, plusieurs études ont confirmé que la confiance est l'un des facteurs clés expliquant l'intention d'adopter des services basés sur l'IA, la blockchain ou le big data (Arner, et al., 2020) ; (Zhou, 2011). La spécificité du secteur bancaire réside dans le fait que les clients et les institutions doivent traiter avec des volumes importants de données sensibles, ce qui renforce l'importance de la confiance dans les technologies mises en œuvre. La perception de transparence des algorithmes, la fiabilité des données et la robustesse des mécanismes de sécurité influencent directement la confiance et, par conséquent, l'intention d'utilisation des systèmes basés sur l'IA (Gai, et al., 2018) ; (Chen, et al., 2021).

### **1.3. Adoption des technologies et intention d'utilisation**

L'intention d'utilisation constitue un concept central dans l'étude de l'adoption des technologies. Elle renvoie à la probabilité perçue qu'un individu adopte et utilise

effectivement une innovation technologique dans un futur proche (Davis, 1989) ; (Venkatesh, et al. 2003). De nombreux travaux ont confirmé que l'intention d'utilisation est l'un des meilleurs prédicteurs du comportement effectif, en particulier dans le domaine des systèmes d'information et des services financiers numériques (Venkatesh, et al., 2012) ; (Martins, et al., 2014).

Dans le contexte bancaire, l'intention d'utilisation revêt une importance particulière, car elle reflète la disposition des acteurs à intégrer des solutions d'IA dans leurs activités quotidiennes. Une forte intention d'utilisation indique une acceptation favorable des innovations technologiques et conditionne leur adoption réelle dans les pratiques organisationnelles (Zhou, 2011).

#### **1.4. Gestion proactive des risques bancaires**

La gestion proactive des risques se définit comme l'ensemble des pratiques visant à anticiper, détecter et prévenir les menaces potentielles avant qu'elles ne se matérialisent (Hopkin, 2018). Contrairement à une approche réactive, qui se limite à gérer les conséquences d'événements indésirables, une stratégie proactive repose sur l'analyse prédictive, la surveillance en temps réel et la mise en place de dispositifs de prévention adaptés. Dans le secteur bancaire, cette approche est devenue incontournable, car les institutions doivent faire face à une complexification croissante des risques, allant des risques traditionnels aux risques émergents liés à la cybersécurité, la fraude numérique, la réputation et la conformité réglementaire (BRI, 2019).

Les accords de Bâle III et les mécanismes de surveillance prudentielle ont d'ailleurs renforcé les exigences en matière de gestion des risques, en insistant sur la nécessité de disposer d'outils capables de renforcer la résilience et la stabilité du système bancaire. Dans ce contexte, l'IA représente une opportunité stratégique car elle permet d'exploiter de vastes ensembles de données, d'identifier des schémas cachés et de détecter des signaux faibles annonciateurs de risques futurs (Gai, et al., 2018).

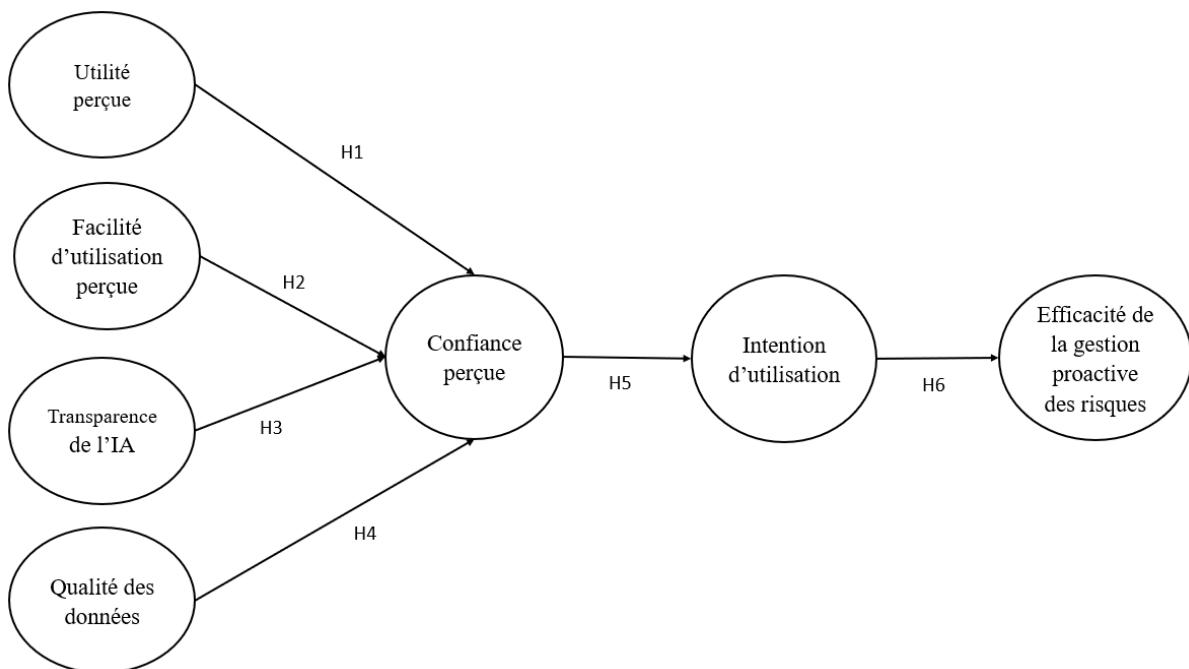
L'intention d'utilisation de ces technologies constitue un déterminant clé de leur efficacité. En effet, même si l'IA offre des capacités techniques avancées, son impact réel sur la gestion proactive des risques dépend de la volonté des acteurs bancaires à l'adopter et à l'intégrer dans les processus de décision. Plusieurs études tels que (Arner, et al., 2020 ; Chen, et al., 2021) ont montré que l'utilisation effective de l'IA améliore la performance organisationnelle, en particulier dans la détection des fraudes, l'évaluation du risque de crédit et la conformité

réglementaire. Ainsi, dans le cadre de notre étude, l'intention d'utilisation agit comme un levier direct sur l'efficacité perçue de la gestion proactive des risques. Plus les acteurs bancaires sont enclins à utiliser l'IA, plus la capacité de l'institution à anticiper, prévenir et atténuer les risques s'accroît. L'IA ne se réduit donc pas à un outil technologique, mais constitue un vecteur stratégique de résilience bancaire et de création de confiance dans un environnement incertain et digitalisé.

### 1.5. Modèle conceptuel et hypothèses de recherche

D'après le cadre théorique mobilisé, nous proposons le modèle conceptuel suivant qui traduit les relations entre les principaux construits identifiés à partir de la littérature :

**Figure N°1 : Modèle conceptuel de recherche**



**Source :** sur la base du cadre théorique

En se basant sur le cadre théorique et le modèle conceptuel de recherche, nous formulons les hypothèses suivantes :

**H.1 :** L'utilité perçue de l'IA a un effet positif sur la confiance envers l'IA.

**H.2 :** La facilité d'utilisation perçue a un effet positif sur la confiance envers l'IA.

**H.3 :** La transparence de l'IA a un effet positif sur la confiance envers l'IA.

**H.4 :** La qualité des données a un effet positif sur la confiance envers l'IA.

**H.5 :** La confiance envers l'IA a un effet positif sur l'intention d'adopter l'IA.

**H.6 :** L'intention d'adopter l'IA a un effet positif sur l'efficacité perçue de la gestion proactive des risques.

Afin de clarifier le cadre conceptuel de notre recherche, le tableau suivant présente les principaux construits latents retenus, leurs abréviations ainsi que leurs définitions synthétiques issues de la littérature :

**Tableau N°1 : Définition des dimensions du modèle conceptuel**

| Abréviation | Dimension                        | Définition synthétique                                                                                                                           |
|-------------|----------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| UP          | Utilité perçue                   | « désigne le degré selon lequel un individu croit que l'utilisation d'un système améliore sa performance » (Davis, 1989).                        |
| FUP         | Facilité d'utilisation perçue    | « est définie comme le degré selon lequel une personne estime que l'utilisation d'un système sera exempte d'effort » (Davis, 1989).              |
| TIA         | Transparence de l'IA             | « permet aux individus de mieux comprendre comment sont créés les systèmes d'IA et comment ils prennent leurs décisions. » (Jonker, & al., 2024) |
| QD          | Qualité des données              | « désigne le degré de précision, de fiabilité, de complétude et de pertinence des données utilisées par le système » (Wang & Strong, 1996).      |
| CP          | Confiance perçue                 | « correspond au degré selon lequel un utilisateur croit qu'un système est fiable, crédible et digne de confiance » (Gefen, et al., 2003).        |
| IU          | Intention d'utilisation          | « est la probabilité subjective qu'un individu adopte et utilise effectivement une technologie donnée » (Venkatesh & Davis, 2000).               |
| EGPR        | La gestion proactive des risques | « reflète la capacité d'une organisation à anticiper, détecter et atténuer les risques potentiels avant leur matérialisation » (Hopkin, 2018).   |

Source : élaboré par nous-mêmes

## 2. Méthodologie de recherche

Notre étude s'inscrit dans une démarche quantitative et adopte une approche hypothético-déductive. Ce choix se justifie par l'objectif principal de la recherche, qui consiste à examiner les relations entre les construits retenus et à évaluer l'influence de l'IA sur la gestion proactive des risques dans le secteur bancaire marocain. L'approche quantitative est en effet privilégiée lorsqu'il s'agit de mesurer des variables latentes à l'aide d'indicateurs observables et d'établir des liens de causalité entre elles (Creswell, 2014).

### 2.1. Méthode, taille et sélection d'échantillon d'étude

L'échantillon de notre étude est constitué des professionnels du secteur bancaire marocain, incluant notamment les responsables de la gestion des risques, les cadres dirigeants, les analystes financiers et les gestionnaires impliqués dans les processus de décision liés à

l'intégration des technologies numériques. La sélection de l'échantillon se justifie par sa proximité directe avec les problématiques de gestion proactive des risques et par son rôle déterminant dans l'adoption et l'utilisation des solutions d'IA.

Concernant la sélection des répondants, notre recherche a recours à une méthode d'échantillonnage non probabiliste de type raisonné (Gavard-Perret, et al., 2012 : p. 126). Ce choix est justifié par la nécessité de cibler spécifiquement les individus disposant d'une expérience et de connaissances pertinentes en matière de gestion des risques et d'adoption de technologies financières. La taille de l'échantillon a été déterminée en tenant compte de la règle dite du « *10 times rule* », selon laquelle le nombre minimal d'observations doit être au moins dix fois supérieur au nombre de relations causales les plus importantes ciblant un même construit dans le modèle structurel (Chin, 1998). Les tableaux 2,3 et 4 présentent les caractéristiques des répondants à notre enquête :

**Tableau N°2 : Répartition de la fonction des répondants**

|        |                                           | Fréquence | Pourcentage | Pourcentage cumulé |
|--------|-------------------------------------------|-----------|-------------|--------------------|
| Valide | <b>Analyste Big Data</b>                  | 20        | 7,4         | 7,4                |
|        | <b>Analyste des risques de crédit</b>     | 50        | 18,5        | 25,9               |
|        | <b>Directeur d'agence</b>                 | 30        | 11,1        | 37,0               |
|        | <b>Responsable des SI</b>                 | 136       | 50,4        | 87,4               |
|        | <b>Responsable en gestion des risques</b> | 34        | 12,6        | 100,0              |
|        | <b>Total</b>                              | 270       | 100,0       |                    |

Source : Sur la base du logiciel SPSS

**Tableau N°3 : Répartition de l'expérience des interrogés**

|        |                           | Fréquence | Pourcentage | Pourcentage cumulé |
|--------|---------------------------|-----------|-------------|--------------------|
| Valide | <b>Entre 25 et 35 ans</b> | 182       | 67,4        | 67,4               |
|        | <b>Moins de 25 ans</b>    | 64        | 23,7        | 91,1               |
|        | <b>Plus de 35 ans</b>     | 24        | 8,9         | 100,0              |
|        | <b>Total</b>              | 270       | 100,0       |                    |

Source : Sur la base du logiciel SPSS

**Tableau N°4 : Répartition de la fonction des répondants**

|        |                              | Fréquence | Pourcentage | Pourcentage cumulé |
|--------|------------------------------|-----------|-------------|--------------------|
| Valide | <b>Entre 5 ans et 10 ans</b> | 160       | 59,3        | 59,3               |
|        | <b>Moins de 5 ans</b>        | 82        | 30,4        | 89,6               |
|        | <b>Plus de 10 ans</b>        | 28        | 10,4        | 100,0              |
|        | <b>Total</b>                 | 270       | 100,0       |                    |

Source : Sur la base du logiciel SPSS

D'après les tableaux 2,3 et 4 notre échantillon se compose majoritairement de professionnels issus des fonctions technologiques et analytiques, notamment les responsables des systèmes d'information (50,4 %), suivis des analystes des risques de crédit (18,5 %) et des responsables en gestion des risques (12,6 %). La population est relativement jeune, avec 67,4 % des répondants âgés de 25 à 35 ans, et présente une ancienneté professionnelle intermédiaire, puisque près de 60 % disposent de 5 à 10 ans d'expérience. Cette structure reflète un échantillon directement impliqué dans la transformation digitale des banques marocaines, et donc particulièrement pertinent pour notre étude.

## **2.2. Collecte et analyse des données**

Les données empiriques nécessaires à notre recherche ont été collectées à l'aide d'un questionnaire structuré, administré auprès des professionnels du secteur bancaire marocain. Cet outil a été conçu sur la base d'échelles validées dans la littérature, adaptées au contexte de l'étude. Le questionnaire, composé d'items mesurés sur une échelle de Likert à cinq points, visait à capter les perceptions des répondants concernant l'intention d'utilisation des technologies d'IA et leur contribution à la gestion proactive des risques bancaires.

Pour l'analyse des données, la méthode des équations structurelles par les moindres carrés partiels (PLS-SEM) a été retenue, à travers le logiciel Smart PLS 4. Ce choix méthodologique se justifie par la capacité du PLS-SEM à traiter des modèles complexes incluant plusieurs variables latentes et relations causales, tout en restant adapté aux échantillons de taille modérée (Hair, et al., 2017).

## **3. Analyse des résultats**

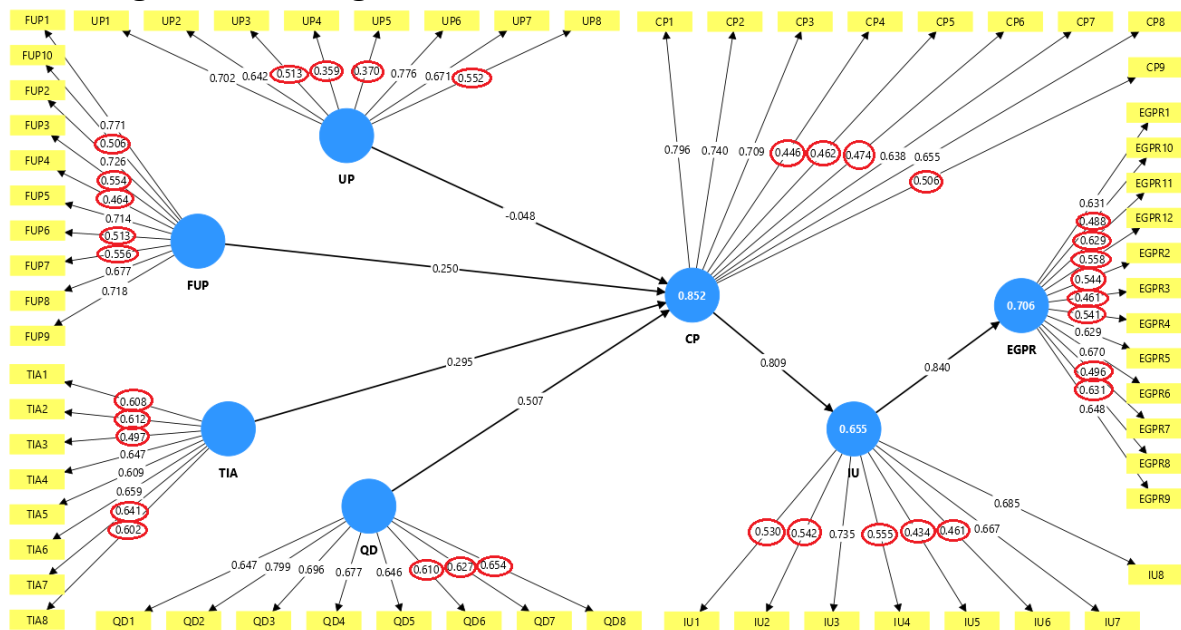
Afin de vérifier la validité empirique de notre modèle conceptuel, une série d'analyses a été réalisée à l'aide de la méthode des moindres carrés partiels en équations structurelles via le logiciel Smart PLS 4. Nous avons choisi cette méthode en raison de sa robustesse pour l'analyse de modèles complexes intégrant plusieurs relations causales et de sa pertinence dans un cadre de recherche exploratoire (Hair et al., 2017).

### **3.1. Charges factorielles**

Dans le cadre de notre analyse, nous commençons par le contrôle de la fiabilité des indicateurs à travers l'examen des charges factorielles (*factor loadings*). Ces dernières traduisent l'intensité de la corrélation entre chaque variable observable et son construit latent, et indiquent la contribution effective de chaque item à la mesure du facteur théorique sous-

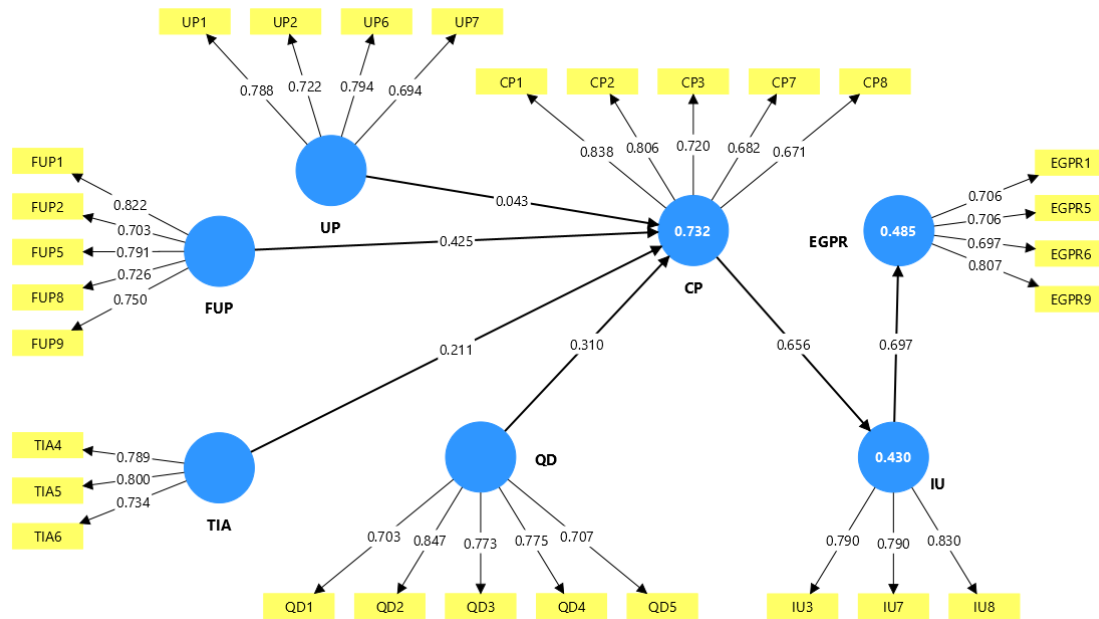
jacent (Chin, 1998 ; Hair, et al., 2017). Smart PLS 4 permet d'estimer automatiquement ces charges et leur interprétation s'appuie sur des seuils couramment admis dans la littérature. Ainsi, une charge factorielle supérieure à 0,70 est considérée comme satisfaisante. Les valeurs comprises entre 0,40 et 0,70 peuvent néanmoins être retenues si la fiabilité composite et la variance moyenne extraite restent acceptables, tandis que les charges inférieures à 0,40 sont en principe exclues en raison de leur faible contribution au construit mesuré (Fornell & Larcker, 1981 ; Hair, et al., 2017).

**Figure N°2 : Charges factorielles avant élimination des items non fiables**



Source : sur la base du logiciel Smart PLS

Suite à l'examen des charges factorielles, les indicateurs entourés en rouge présentent des valeurs inférieures au seuil recommandé de 0,40 et ont été écartés de l'analyse afin d'améliorer la qualité du modèle de mesure. Cette étape de purification des items permet de garantir que chaque variable retenue contribue de manière significative et fiable à la construction de son construit latent (Hair, et al., 2017 ; Fornell & Larcker, 1981).

**Figure N°3 : Charges factorielles après élimination des items non fiables**

Source : sur la base du logiciel Smart PLS

**3.2. Test de fiabilité et de validité convergente**

La qualité du modèle de mesure est évaluée à travers le test de fiabilité et le test de validité. La fiabilité est examinée à l'aide de l'alpha de Cronbach qui mesure la cohérence des items associés à un même construit latent (Cronbach, 1951). Des valeurs supérieures à 0,70 sont généralement jugées satisfaisantes, indiquant une bonne homogénéité des indicateurs (Nunnally, 1978 ; Hair et al., 2017). Ensuite, la validité convergente est évaluée à partir de l'AVE (Fornell & Larcker, 1981). Une valeur d'AVE supérieure à 0,50 confirme que les indicateurs partagent davantage de variance avec leur construit qu'avec l'erreur de mesure, garantissant ainsi la validité convergente (Henseler, et al., 2015).

**Tableau N°5 : Test de fiabilité de Cronbach et de validité convergente**

|                                       | CP    | EGPR  | FUP   | IU    | QD    | TIA   | UP    |
|---------------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Alpha de Cronbach ( $\alpha > 0,7$ )  | 0.800 | 0.710 | 0.816 | 0.727 | 0.820 | 0.672 | 0.743 |
| Fiabilité composite (rho_a)           | 0.815 | 0.730 | 0.828 | 0.731 | 0.827 | 0.674 | 0.754 |
| Fiabilité composite (rho_c)           | 0.887 | 0.839 | 0.872 | 0.846 | 0.874 | 0.820 | 0.844 |
| Variance moyenne extraite (AVE) > 0,5 | 0.557 | 0.533 | 0.577 | 0.645 | 0.582 | 0.600 | 0.564 |

Source : sur la base du logiciel Smart PLS

L'évaluation de la fiabilité interne à travers l'alpha de Cronbach montre que presque la totalité des construits dépassent le seuil recommandé de 0,70. Seul le construit Transparence de l'IA (0,672) présente une valeur légèrement inférieure à 0,70, mais reste acceptable. En outre la validité convergente, toutes les valeurs sont supérieures au seuil de 0,50 confirmant que plus de la moitié de la variance des indicateurs est expliquée par leurs construits respectifs.

### 3.3. Test de validité discriminante et matrice des charges croisées

La validité discriminante est l'un des tests les plus couramment utilisés dans le cadre de l'analyse PLS-SEM. Selon ce critère, la racine carrée de l'AVE de chaque construit doit être supérieure aux corrélations qu'il entretient avec les autres construits du modèle. Cette condition traduit la capacité d'un construit latent à partager davantage de variance avec ses propres indicateurs qu'avec ceux des autres construits, garantissant ainsi que les dimensions du modèle sont empiriquement distinctes (Hair, et al., 2017). Le tableau 6 résume les résultats de l'analyse.

**Tableau N°6 : Test de validité discriminante (*Fornell-Larcker*)**

|          | CP           | EGPR         | FUP          | IU           | QD           | TIA          | UP           |
|----------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| CP       | <b>0.850</b> |              |              |              |              |              |              |
| EGPR     | 0.521        | <b>0.797</b> |              |              |              |              |              |
| FUP      | 0.783        | 0.544        | <b>0.760</b> |              |              |              |              |
| IU       | 0.611        | 0.587        | 0.617        | <b>0.804</b> |              |              |              |
| QD       | 0.723        | 0.553        | 0.803        | 0.530        | <b>0.764</b> |              |              |
| TIA      | 0.565        | 0.429        | 0.453        | 0.319        | 0.442        | <b>0.777</b> |              |
| UP       | 0.664        | 0.436        | 0.668        | 0.412        | 0.704        | 0.579        | <b>0.802</b> |
| Décision | Acceptée     | Acceptée     | Rejetée      | Acceptée     | Rejetée      | Acceptée     | Acceptée     |

Source : sur la base du logiciel Smart PLS

Le critère de Fornell-Larcker montre que la validité discriminante est globalement respectée : pour la plupart des construits, la racine carrée de l'AVE est supérieure aux corrélations inter-construits (CP, EGPR, IU, TIA, UP). Toutefois, les dimensions FUP et QD présentent des corrélations plus élevées que leur AVE.

En outre, la matrice des charges croisées (*cross loadings*) permet d'évaluer la validité discriminante en vérifiant que chaque item charge davantage sur son propre construit que sur les autres dimensions. Conformément aux recommandations de Chin (1998) et Hair, et al.

(2022), des charges principales supérieures aux charges croisées indiquent une bonne distinction empirique entre les construits. Le tableau 7 résume les résultats de l'analyse.

**Tableau N°7 : Test de validité discriminante (*cross loadings*)**

|              | CP    | EGPR  | FUP   | IU    | QD    | TIA   | UP    |
|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| <b>CP1</b>   | 0.857 | 0.502 | 0.764 | 0.558 | 0.708 | 0.531 | 0.572 |
| <b>CP2</b>   | 0.877 | 0.454 | 0.651 | 0.389 | 0.634 | 0.509 | 0.607 |
| <b>CP3</b>   | 0.817 | 0.363 | 0.566 | 0.601 | 0.488 | 0.394 | 0.515 |
| <b>EGPR1</b> | 0.505 | 0.814 | 0.608 | 0.539 | 0.541 | 0.306 | 0.334 |
| <b>EGPR5</b> | 0.285 | 0.730 | 0.313 | 0.393 | 0.346 | 0.407 | 0.459 |
| <b>EGPR9</b> | 0.428 | 0.844 | 0.336 | 0.453 | 0.410 | 0.330 | 0.272 |
| <b>FUP1</b>  | 0.719 | 0.457 | 0.826 | 0.475 | 0.597 | 0.408 | 0.523 |
| <b>FUP2</b>  | 0.517 | 0.532 | 0.689 | 0.522 | 0.643 | 0.270 | 0.386 |
| <b>FUP5</b>  | 0.606 | 0.328 | 0.799 | 0.425 | 0.533 | 0.465 | 0.524 |
| <b>FUP8</b>  | 0.565 | 0.233 | 0.739 | 0.334 | 0.646 | 0.330 | 0.596 |
| <b>FUP9</b>  | 0.540 | 0.538 | 0.738 | 0.610 | 0.660 | 0.220 | 0.506 |
| <b>IU3</b>   | 0.512 | 0.377 | 0.530 | 0.796 | 0.528 | 0.226 | 0.515 |
| <b>IU7</b>   | 0.381 | 0.557 | 0.478 | 0.794 | 0.295 | 0.310 | 0.216 |
| <b>IU8</b>   | 0.573 | 0.478 | 0.484 | 0.821 | 0.459 | 0.237 | 0.279 |
| <b>QD1</b>   | 0.538 | 0.502 | 0.651 | 0.499 | 0.679 | 0.332 | 0.555 |
| <b>QD2</b>   | 0.653 | 0.505 | 0.739 | 0.494 | 0.848 | 0.355 | 0.598 |
| <b>QD3</b>   | 0.529 | 0.277 | 0.623 | 0.313 | 0.781 | 0.088 | 0.427 |
| <b>QD4</b>   | 0.477 | 0.327 | 0.539 | 0.223 | 0.784 | 0.518 | 0.576 |
| <b>QD5</b>   | 0.537 | 0.473 | 0.480 | 0.458 | 0.715 | 0.412 | 0.525 |
| <b>TIA4</b>  | 0.438 | 0.293 | 0.276 | 0.246 | 0.364 | 0.773 | 0.365 |
| <b>TIA5</b>  | 0.473 | 0.440 | 0.498 | 0.271 | 0.392 | 0.787 | 0.509 |
| <b>TIA6</b>  | 0.402 | 0.251 | 0.263 | 0.224 | 0.266 | 0.770 | 0.474 |
| <b>UP1</b>   | 0.465 | 0.446 | 0.500 | 0.415 | 0.659 | 0.450 | 0.811 |
| <b>UP2</b>   | 0.439 | 0.324 | 0.444 | 0.358 | 0.431 | 0.280 | 0.775 |
| <b>UP6</b>   | 0.648 | 0.301 | 0.628 | 0.254 | 0.592 | 0.604 | 0.820 |

**Source :** sur la base du logiciel Smart PLS

L'examen des charges croisées montre que, pour la plupart des items, les charges sont systématiquement plus élevées sur leur construit d'appartenance que sur les autres dimensions, ce qui constitue un premier indicateur satisfaisant de validité discriminante. Les construits tels que (CP), (QD) et (UP) présentent des charges principales nettement supérieures à leurs charges, traduisant une bonne cohérence interne des échelles mobilisées.

Toutefois, certaines proximités conceptuelles apparaissent entre les construits, en particulier entre la (CP) et la (FUP), ainsi qu'entre la (QD) et (IU). Plusieurs items présentent en effet des charges relativement élevées sur ces dimensions corrélées, suggérant un chevauchement

partiel dans la perception des répondants. Ce phénomène est courant dans les recherches portant sur l'adoption des technologies, où des variables comme l'utilité, la confiance et la qualité des données sont intrinsèquement liées.

### 3.4. Test de multi colinéarité

La Variance Inflation Factor (VIF) est un indicateur statistique utilisé pour détecter et évaluer la multi colinéarité entre les variables explicatives d'un modèle structurel. Il mesure dans quelle proportion la variance estimée d'un coefficient de régression est amplifiée en raison des corrélations linéaires existantes entre les prédicteurs (Hair, et al., 2017). Plus la valeur du VIF est élevée, plus le niveau de redondance entre variables indépendantes est important, ce qui peut biaiser les estimations et réduire la précision du modèle. En pratique, un VIF égal à 1 indique l'absence de colinéarité, des valeurs comprises entre 1 et 5 reflètent une colinéarité modérée mais acceptable, tandis que des valeurs supérieures à 5 signalent un problème sérieux de multi colinéarité (Diamantopoulos & Siguaw, 2006).

**Tableau N°8 : Test de colinéarité du construit**

| Variables | VIF   | Variables | VIF   |
|-----------|-------|-----------|-------|
| CP1       | 1.746 | IU3       | 1.463 |
| CP2       | 2.142 | IU7       | 1.420 |
| CP3       | 1.667 | IU8       | 1.413 |
| EGPR1     | 1.368 | QD1       | 1.398 |
| EGPR5     | 1.386 | QD2       | 2.142 |
| EGPR9     | 1.674 | QD3       | 2.099 |
| FUP1      | 1.944 | QD4       | 2.085 |
| FUP2      | 1.519 | QD5       | 1.621 |
| FUP5      | 1.945 | TIA4      | 1.304 |
| FUP8      | 1.561 | TIA5      | 1.278 |
| FUP9      | 1.663 | TIA6      | 1.350 |
|           |       | UP1       | 1.682 |
|           |       | UP2       | 1.596 |
|           |       | UP6       | 1.283 |

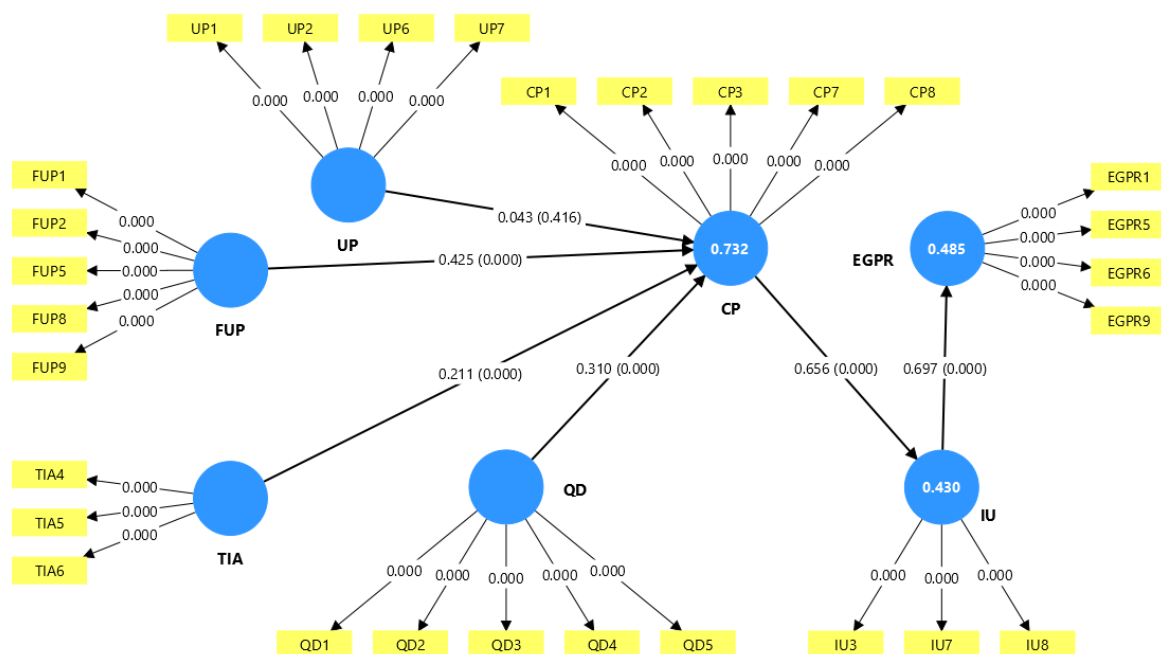
**Source :** sur la base du logiciel Smart PLS

L'analyse du VIF au niveau des indicateurs montre que l'ensemble des valeurs se situe largement en dessous du seuil critique de 5, recommandé par Hair, et al. (2022) pour exclure la présence d'une multi colinéarité problématique. Les VIF observés varient globalement entre 1,28 et 2,14, ce qui indique une colinéarité faible à modérée et confirme que les items contribuent de manière distincte à leurs construits respectifs.

### 3.5. Modèle d'équations structurelles et estimation des paramètres du modèle

Pour tester la significativité des relations du modèle, nous avons utilisé la procédure de Bootstrap de Smart PLS 4 avec 10 000 rééchantillonnages, conformément aux recommandations de Hair, et al. (2022), afin d'assurer la stabilité et la précision des estimations. L'analyse repose sur la méthode du Percentile Bootstrap, appropriée pour générer des intervalles de confiance non paramétriques en PLS-SEM. Bien que Smart PLS applique par défaut des tests bilatéraux, nous le précisons explicitement : les coefficients ont été évalués à l'aide de tests bilatéraux au seuil de 5 % et interprétés sur la base des intervalles de confiance à 95 % issus du Bootstrap.

**Figure N°4 : Modélisation par les équations structurelles**



Source : sur la base du logiciel Smart PLS

**Tableau N°9 : Estimation des paramètres du modèle d'équations structurelles**

|           | Échantillon original | Moyenne de l'échantillon | Écart-type | Statistiques T | Valeurs P |
|-----------|----------------------|--------------------------|------------|----------------|-----------|
| CP → IU   | 0.656                | 0.655                    | 0.045      | 14.576         | 0.000     |
| FUP → CP  | 0.425                | 0.422                    | 0.059      | 7.258          | 0.000     |
| IU → EGPR | 0.697                | 0.699                    | 0.033      | 21.253         | 0.000     |
| QD → CP   | 0.310                | 0.311                    | 0.067      | 4.658          | 0.000     |
| TIA → CP  | 0.211                | 0.210                    | 0.037      | 5.692          | 0.000     |
| UP → CP   | 0.043                | 0.045                    | 0.053      | 0.814          | 0.416     |

Source : sur la base du logiciel Smart PLS

L'analyse des résultats montre que la majorité des relations hypothétiques sont statistiquement significatives au seuil de 5 %. En effet, les relations sont toutes significatives et soutiennent les hypothèses formulées. En revanche, la relation (Utilité Perçue → Confiance Perçue) n'est pas significative, ce qui conduit au rejet de cette hypothèse.

### 3.6. Qualité d'ajustement du modèle

L'évaluation du modèle structurel repose sur trois indicateurs clés. Le  $R^2$  mesure la proportion de variance expliquée des construits endogènes et renseigne sur le pouvoir explicatif global du modèle. Le  $f^2$  permet d'apprécier l'importance relative de chaque lien structurel, en indiquant dans quelle mesure la suppression d'un prédicteur affecterait la variance expliquée du construit cible. Enfin, le  $Q^2$ predict, obtenu via la procédure PLS *predict*, évalue la capacité prédictive du modèle sur des données nouvelles ; des valeurs positives attestent d'une pertinence prédictive satisfaisante. Ensemble, ces indicateurs permettent de juger la performance explicative et prédictive du modèle en PLS-SEM. Les tableaux 10,11 et 12 résument les résultats de l'analyse.

**Tableau N°10 : Coefficient d'ajustement  $R^2$**

|             | $R^2$ | $R^2$ ajusté |
|-------------|-------|--------------|
| <b>CP</b>   | 0.732 | 0.728        |
| <b>IU</b>   | 0.430 | 0.428        |
| <b>EGPR</b> | 0.485 | 0.483        |

Source : sur la base du logiciel Smart PLS

**Tableau N°11 : Coefficient d'ajustement  $f^2$**

|                  | $f^2$ |
|------------------|-------|
| <b>CP → IU</b>   | 0.597 |
| <b>FUP → CP</b>  | 0.248 |
| <b>IU → EGPR</b> | 0.525 |
| <b>QD → CP</b>   | 0.030 |
| <b>TIA → CP</b>  | 0.097 |
| <b>UP → CP</b>   | 0.011 |

Source : sur la base du logiciel Smart PLS

**Tableau N°12 : Coefficient  $Q^2$ predict**

|                                | CP1          | CP2          | CP3          | EGPR1        | EGPR5        | EGPR9        | IU3          | IU7          | IU8          |
|--------------------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| <b><math>Q^2</math>predict</b> | <b>0.610</b> | <b>0.494</b> | <b>0.333</b> | <b>0.218</b> | <b>0.130</b> | <b>0.133</b> | <b>0.265</b> | <b>0.195</b> | <b>0.215</b> |

Source : sur la base du logiciel Smart PLS

Les coefficients  $R^2$  indiquent un pouvoir explicatif solide du modèle, avec des niveaux élevés pour la CP (0,732) et EGPR (0,485), ainsi qu'un  $R^2$  modéré pour l'IU (0,430). Les tailles d'effet  $f^2$  confirment la contribution déterminante de la CP sur l'IU (0,597) et de l'IU sur l'EGPR (0,525), tandis que les autres relations présentent des effets faibles à moyens. Les valeurs positives du  $Q^2$  predict pour l'ensemble des indicateurs démontrent une bonne capacité prédictive du modèle, soutenant sa pertinence tant explicative que prédictive dans le contexte de notre étude.

#### 4. Discussion des résultats

L'analyse empirique réalisée à l'aide du modèle d'équations structurelles a permis de mettre en évidence plusieurs résultats significatifs. Dans un premier temps, il ressort que la confiance perçue est largement expliquée par trois facteurs clés : la facilité d'utilisation perçue, la transparence de l'IA et la qualité des données confirmant ainsi les hypothèses H2, H3 et H4. Ces résultats soulignent que la perception positive des utilisateurs quant à la simplicité d'usage, la fiabilité des données et la transparence constitue un levier majeur pour renforcer la confiance dans l'IA appliquée au secteur bancaire. En revanche, l'hypothèse relative à l'utilité perçue (H1) n'a pas été validée, ce qui suggère que, dans le contexte étudié, l'utilité fonctionnelle de l'IA ne suffit pas à elle seule à renforcer la confiance des utilisateurs.

Par ailleurs, les résultats confirment le rôle central de la confiance perçue dans l'intention d'utilisation (H5), mettant en évidence qu'une confiance accrue accroît de manière significative la disposition des acteurs bancaires à adopter l'IA. Enfin, l'intention d'utilisation exerce un effet positif et significatif sur l'efficacité de la gestion proactive des risques (H6), validant ainsi la dernière hypothèse de notre modèle conceptuel. En somme, la validation des hypothèses se résume dans le tableau suivant :

**Tableau N°13 : Validation des hypothèses de départ**

| Hypothèses                                                                                                             | Validation      |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------|
| <b>H1</b> : L'utilité perçue de l'IA a un effet positif sur la confiance envers l'IA.                                  | <b>Refusée</b>  |
| <b>H2</b> : La facilité d'utilisation perçue a un effet positif sur la confiance envers l'IA.                          | <b>Acceptée</b> |
| <b>H3</b> : La transparence de l'IA a un effet positif sur la confiance envers l'IA.                                   | <b>Acceptée</b> |
| <b>H4</b> : La qualité des données a un effet positif sur la confiance envers l'IA.                                    | <b>Acceptée</b> |
| <b>H5</b> : La confiance envers l'IA a un effet positif sur l'intention d'adopter l'IA.                                | <b>Acceptée</b> |
| <b>H6</b> : L'intention d'adopter l'IA a un effet positif sur l'efficacité perçue de la gestion proactive des risques. | <b>Acceptée</b> |

Source : par nous-mêmes

#### **4.1. Interprétation des résultats obtenus**

Au-delà de leur portée statistique, les résultats obtenus apportent plusieurs éclairages significatifs sur la problématique de recherche. Ils montrent d'abord que la confiance perçue occupe une place centrale dans le processus d'adoption de l'IA par les acteurs bancaires. Autrement dit, même si les technologies d'IA se caractérisent par leur sophistication et leurs performances analytiques, leur intégration effective dans les pratiques bancaires dépend avant tout de la perception qu'en ont les utilisateurs en termes de fiabilité et de crédibilité. Ce constat rejoint les travaux antérieurs qui considèrent la confiance comme un déterminant incontournable de l'adoption des innovations financières, en particulier lorsqu'il s'agit de systèmes reposant sur des algorithmes complexes et souvent perçus comme opaques.

Ensuite, les résultats mettent en évidence le rôle crucial de l'intention d'utilisation comme variable médiatrice reliant la confiance à l'efficacité de la gestion proactive des risques. En effet, ce n'est pas seulement la disponibilité technologique ou la qualité des données qui améliore la gestion des risques, mais bien la volonté effective des acteurs de recourir à l'IA dans leurs décisions quotidiennes. Cette intention traduit une disposition psychologique et organisationnelle qui conditionne le passage de la technologie au résultat opérationnel. Ainsi, plus les utilisateurs sont enclins à utiliser les outils d'IA, plus les banques sont capables d'anticiper et de prévenir les risques liés au crédit, à la fraude ou à la cybersécurité.

Enfin, le rejet de l'hypothèse relative à l'utilité perçue, apporte un enseignement important. Il suggère que, dans le contexte bancaire marocain, l'adoption de l'IA ne repose pas uniquement sur sa valeur fonctionnelle ou son potentiel d'amélioration des performances. Les dimensions de confiance, de qualité des données et de transparence apparaissent davantage décisives pour lever les réticences des utilisateurs. Cela confirme que l'intégration de l'IA dans la gestion proactive des risques ne peut être réduite à une simple logique technologique ; elle doit être envisagée comme un processus global qui combine facteurs techniques, organisationnels et comportementaux.

#### **4.2. Comparaison des résultats obtenus avec les travaux antérieurs**

Les résultats obtenus au niveau de notre recherche s'inscrivent globalement dans la continuité des travaux antérieurs consacrés à l'adoption des technologies financières et à la gestion des risques bancaires, tout en apportant certaines nuances liées au contexte marocain. D'une part, la confirmation du rôle central de la confiance perçue comme déterminant de l'intention d'utilisation corrobore les conclusions de Gefen, et al. (2003), Pavlou (2003) et Zhou (2011),

qui avaient déjà montré que la confiance constitue un levier majeur d'adoption des technologies numériques en contexte d'incertitude. De même, l'influence positive de l'utilité, la transparence et la qualité des données sur la confiance rejoint les observations de Gai et al., (2018) et de Chen et al. (2021), selon lesquelles la fiabilité des données et la robustesse des algorithmes sont des conditions essentielles pour renforcer la crédibilité des systèmes intelligents dans le domaine bancaire.

D'autre part, la relation significative entre l'intention d'utilisation et l'efficacité de la gestion proactive des risques confirme les résultats de Hopkin (2018) et de Fernández-Rovira et al., (2021), qui soulignent que l'adoption effective des outils numériques permet de renforcer la résilience organisationnelle et d'améliorer les capacités d'anticipation des institutions financières. Cette convergence avec la littérature internationale témoigne de la pertinence de l'IA comme levier stratégique de Risk management, même dans un contexte émergent tel que le secteur bancaire marocain.

Cependant, certaines divergences méritent d'être soulignées. Contrairement aux résultats largement rapportés par Davis (1989) ou Venkatesh et Davis (2000), l'utilité perçue n'a pas exercé d'effet significatif sur la confiance perçue dans notre étude. Cela peut s'expliquer par des spécificités contextuelles : au Maroc, l'adoption de l'IA en milieu bancaire reste encore récente, et les utilisateurs accordent davantage d'importance à la sécurité, à la transparence et à la qualité des données qu'aux gains de performance immédiats. Ce constat rejoint en partie les travaux d'Arner, Barberis et Buckley (2020), qui insistent sur l'importance des conditions institutionnelles et réglementaires dans l'adoption des innovations financières.

#### **4.3. Contributions théoriques de la recherche**

Notre recherche apporte plusieurs contributions théoriques importantes à la littérature sur l'adoption des technologies et la gestion des risques bancaires. Tout d'abord, elle enrichit les modèles classiques d'acceptation des technologies, tels que le modèle TAM de (Davis, 1989) et le modèle UTAUT de (Venkatesh et al., 2003). Alors que ces modèles mettent principalement en avant l'utilité perçue et la facilité d'utilisation comme déterminants de l'intention d'adoption, nos résultats montrent que, dans le contexte bancaire, la confiance perçue joue un rôle central et prédominant. Ainsi, le modèle proposé nuance et complète les approches traditionnelles en confirmant que la confiance constitue un préalable incontournable à l'acceptation de l'IA, en particulier dans un secteur où les enjeux de sécurité et de fiabilité sont cruciaux.

En outre, notre étude contribue à la littérature sur la gestion des risques bancaires en introduisant l'intention d'utilisation de l'IA comme variable explicative de l'efficacité de la gestion proactive des risques. Alors que les travaux classiques en gestion des risques mettent l'accent sur les dispositifs réglementaires ou sur les approches quantitatives de mesure du risque, le modèle conceptuel développé dans notre recherche propose une perspective complémentaire centrée sur les comportements organisationnels et individuels. Il montre que l'efficacité de la gestion proactive des risques ne dépend pas uniquement des outils technologiques disponibles, mais aussi de la volonté réelle des acteurs bancaires à les adopter et à les intégrer dans leurs pratiques quotidiennes.

Enfin, notre recherche contribue à une meilleure compréhension du rôle stratégique de l'IA dans le secteur bancaire marocain. Elle démontre que l'adoption de l'IA peut être interprétée à travers un cadre conceptuel intégratif qui combine les apports des modèles d'acceptation des technologies et des théories de la gestion des risques. Ce positionnement théorique original permet d'ouvrir de nouvelles perspectives pour analyser l'interaction entre innovation technologique et résilience organisationnelle dans les institutions financières.

#### **4.4. Implications managériales de la recherche**

Les résultats de notre recherche offrent plusieurs enseignements pratiques pour les banques marocaines et leurs décideurs. Ils soulignent en premier lieu que l'intention d'utilisation de l'IA est un levier déterminant de la gestion proactive des risques. Dès lors, l'enjeu ne réside pas seulement dans le déploiement de technologies avancées, mais surtout dans la capacité des institutions à encourager et à soutenir leur adoption par les acteurs bancaires. Cela implique de créer un environnement organisationnel favorable, dans lequel les utilisateurs perçoivent l'IA comme un outil fiable et bénéfique pour leur activité quotidienne.

Ensuite, les résultats mettent en évidence l'importance de la transparence, la qualité des données et de la confiance perçue dans le processus d'appropriation des solutions d'IA. Pour les banques marocaines, il est donc crucial d'investir dans des systèmes robustes de gestion et de gouvernance des données afin de garantir leur fiabilité, leur exactitude et leur sécurité. Une meilleure qualité des données contribuera à renforcer la crédibilité des modèles prédictifs et, par conséquent, la confiance des utilisateurs dans les décisions qui en découlent.

Par ailleurs, le développement de l'IA dans la gestion des risques nécessite un accompagnement organisationnel. Il s'agit notamment de renforcer les compétences des équipes par des programmes de formation adaptés, visant à améliorer non seulement la

maîtrise technique des outils, mais aussi la compréhension des logiques décisionnelles propres aux algorithmes d'IA. La sensibilisation à la transparence, à l'explicabilité des modèles et à leurs limites constitue un facteur clé pour renforcer la confiance et réduire les réticences face à l'adoption.

A ce stade, les décideurs bancaires doivent inscrire l'adoption de l'IA dans une stratégie plus large de résilience organisationnelle. Cela suppose de positionner l'IA comme un outil au service de la conformité réglementaire, de la cybersécurité et de la lutte contre la fraude, tout en veillant à instaurer des mécanismes de supervision interne garantissant un usage éthique et responsable des données. En combinant investissements technologiques, gouvernance des données, formation et stratégie de confiance, les banques marocaines pourront tirer pleinement profit de l'IA pour renforcer leur capacité à anticiper et à prévenir les risques dans un environnement de plus en plus incertain et digitalisé.

#### **4.5. Limites et pistes pour des recherches futures**

Notre recherche comporte certaines limites qu'il convient de citer. Sur le plan méthodologique, l'échantillon mobilisé, bien que suffisant pour l'analyse par PLS-SEM, reste de taille modeste et issu d'un échantillonnage non probabiliste, ce qui limite la généralisation des résultats. De plus, l'étude se concentre exclusivement sur le contexte bancaire marocain, marqué par des spécificités institutionnelles et réglementaires qui peuvent expliquer certaines divergences par rapport aux conclusions de la littérature internationale.

Des limites tiennent également aux instruments de mesure et à l'approche analytique retenue. Le recours à des questionnaires auto-administrés peut introduire des biais de subjectivité, tandis que l'utilisation du PLS-SEM, bien qu'adaptée aux modèles complexes et exploratoires, présente des contraintes, notamment en matière d'évaluation de l'ajustement global du modèle.

Ces constats ouvrent plusieurs perspectives de recherche. Il serait pertinent de répliquer l'étude dans d'autres pays ou secteurs financiers afin d'examiner la transférabilité du modèle et d'élargir sa portée. L'intégration de nouvelles variables, telles que l'influence sociale, les facteurs organisationnels, la culture du risque ou le cadre réglementaire, pourrait également enrichir l'analyse. Enfin, des approches complémentaires, qu'elles soient longitudinales ou qualitatives, offriraient une compréhension plus fine des dynamiques de confiance et d'acceptation de l'IA dans le secteur bancaire.

## Conclusion

L'objectif de notre recherche était d'analyser l'influence de l'IA sur la gestion proactive des risques bancaires au Maroc, en s'appuyant sur un modèle conceptuel et des hypothèses de la littérature. Dans un contexte où la transformation numérique bouleverse profondément les pratiques financières et où les risques bancaires se complexifient, il était essentiel de comprendre les mécanismes qui conditionnent l'adoption effective des technologies d'IA et leur contribution à la résilience organisationnelle.

Les résultats empiriques de notre recherche ont montré que la confiance perçue constitue un déterminant essentiel de l'intention d'utilisation des solutions d'IA, elle-même directement liée à l'efficacité de la gestion proactive des risques. Ils ont également confirmé que la facilité d'utilisation perçue, la transparence de l'IA et la qualité des données sont des leviers majeurs pour renforcer cette confiance, tandis que l'utilité perçue n'a pas joué un rôle significatif dans le contexte de notre étude.

Sur le plan théorique, notre étude enrichit les modèles classiques d'adoption des technologies (TAM, UTAUT) en soulignant le rôle central de la confiance et de l'intention d'utilisation dans un secteur hautement sensible comme la banque. Sur le plan pratique, notre recherche fournit des recommandations aux décideurs bancaires, telles que l'investissement dans la qualité et la gouvernance des données, la transparence des algorithmes, ainsi que la formation et l'accompagnement afin de renforcer la confiance et l'acceptation des solutions d'IA.

Toutefois, notre recherche présente certaines limites, notamment la taille modérée de l'échantillon et le recours à un échantillonnage non probabiliste ce qui réduit la généralisation des résultats. De futures études gagneraient à être conduites dans d'autres contextes géographiques et sectoriels, à intégrer de nouvelles variables explicatives, et à mobiliser des approches qualitatives ou mixtes pour approfondir la compréhension du phénomène.

En définitive, notre recherche confirme que l'IA représente une opportunité stratégique pour renforcer la gestion proactive des risques bancaires, à condition que son adoption soit accompagnée d'un climat de confiance et d'un cadre organisationnel et réglementaire adapté. Elle ouvre ainsi la voie à de nouvelles investigations sur l'interaction entre innovation technologique et résilience financière dans un environnement bancaire en mutation.

## Annexe

| Utilité perçue                    |                                                                                                                         |                                           |
|-----------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------|
| Item                              | Contenu                                                                                                                 | Référence                                 |
| Item 1                            | Grâce à l'IA, je prends des décisions plus pertinentes.                                                                 | (Venkatesh & Davis, 2000)                 |
| Item 2                            | L'intégration des solutions d'IA augmente la productivité de mon travail.                                               | (Davis, 1989 ; Venkatesh & Davis, 2000)   |
| Item 3                            | Les outils d'IA sont utiles pour anticiper les risques.                                                                 | (Davis et al., 1989 ; Gefen et al., 2003) |
| Item 4                            | L'utilisation des outils d'IA me permet de réduire le temps nécessaire à mon activité quotidienne.                      | (Venkatesh & Davis, 2000)                 |
| Item 5                            | L'usage de l'IA améliore ma capacité à identifier les risques avant qu'ils ne surviennent.                              | (Davis, 1989 ; Venkatesh & Bala, 2008)    |
| Item 6                            | Grâce aux systèmes d'IA, je suis capable d'effectuer des analyses plus approfondies qu'auparavant.                      | (Gefen et al., 2003)                      |
| Item 7                            | Les outils basés sur l'IA facilitent l'exécution de mes tâches.                                                         | (Davis, 1989)                             |
| Item 8                            | Intégrer l'IA permet de mieux répondre aux exigences réglementaires.                                                    | (Venkatesh et Bala, 2008)                 |
| « Facilité d'utilisation perçue » |                                                                                                                         |                                           |
| Item 1                            | Je trouve les outils d'IA faciles à maîtriser.                                                                          | (Davis, 1989)                             |
| Item 2                            | Interagir avec les systèmes d'IA utilisés par ma banque est simple et clair.                                            | (Venkatesh & Davis, 2000)                 |
| Item 3                            | L'apprentissage des fonctions des outils d'IA se fait rapidement et sans effort majeur.                                 | (Davis, 1989 ; Gefen et al., 2003)        |
| Item 4                            | Je me sens à l'aise pour utiliser l'IA dans mes tâches quotidiennes.                                                    | (Venkatesh & Bala, 2008)                  |
| Item 5                            | Les interfaces des systèmes d'IA sont conviviales et intuitives.                                                        | (Venkatesh & Bala, 2008)                  |
| Item 6                            | Je considère que les outils basés sur l'IA sont faciles à utiliser même sans formation approfondie préalable.           | (Venkatesh, Morris, Davis & Davis, 2003)  |
| Item 7                            | Je trouve que naviguer dans les différentes fonctionnalités des outils d'IA est intuitif.                               | (Venkatesh & Bala, 2008)                  |
| Item 8                            | Je n'ai pas besoin d'assistance constante pour utiliser efficacement les outils d'IA dans mes tâches.                   | (Venkatesh & Davis, 2000)                 |
| Item 9                            | Je peux facilement intégrer les outils d'IA dans mes routines professionnelles sans perturber mes habitudes de travail. | (Davis, Bagozzi & Warshaw, 1989)          |
| Item 10                           | Je considère que le temps nécessaire pour apprendre à maîtriser les outils d'IA est court.                              | (Venkatesh et al., 2003)                  |

| Transparence de l'IA         |                                                                                                         |                                               |
|------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------|
| Item 1                       | Je comprends facilement comment les outils d'IA génèrent les recommandations.                           | (Wang & Benbasat, 2008)                       |
| Item 2                       | Les décisions proposées par les systèmes d'IA utilisés sont suffisamment transparentes et explicites.   | (Shin, 2021)                                  |
| Item 3                       | Je peux facilement vérifier les résultats fournis par les outils d'IA dans mon activité.                | (Shin, 2021 ; Markus et al., 2021)            |
| Item 4                       | Je considère que la transparence des systèmes d'IA renforce ma confiance dans leurs recommandations.    | (Wang & Benbasat, 2008 ; Rai, 2020)           |
| Item 5                       | Les systèmes d'IA rendent clairs les critères sur lesquels reposent leurs analyses.                     | (Shin, 2021)                                  |
| Item 6                       | Je peux facilement expliquer les décisions prises par les systèmes d'IA utilisés dans notre banque.     | (Rai, 2020)                                   |
| Item 7                       | Les résultats proposés par l'IA sont facilement compréhensibles même sans expertise technique avancée.  | (Markus et al., 2021)                         |
| Item 8                       | Je suis satisfait(e) du degré de détail et de clarté des informations fournies par l'IA.                | (Shin, 2021 ; Wang & Benbasat, 2008)          |
| Qualité des données          |                                                                                                         |                                               |
| Item 1                       | Les données utilisées par les outils d'IA sont précises et fiables.                                     | (Nelson et al., 2005 ; Wixom & Todd, 2005)    |
| Item 2                       | Je considère que les données alimentant les systèmes d'IA sont suffisamment complètes.                  | (Wixom & Watson, 2001)                        |
| Item 3                       | Les données fournies aux systèmes d'IA sont régulièrement mises à jour et actualisées.                  | (Nelson et al., 2005 ; Delone & McLean, 2003) |
| Item 4                       | Les informations utilisées par l'IA sont pertinentes et adaptées à mes besoins professionnels.          | (Wixom & Todd, 2005)                          |
| Item 5                       | Les données utilisées dans notre système d'IA ne contiennent généralement pas d'erreurs significatives. | (Nelson et al., 2005 ; Lee & Strong, 2003)    |
| Item 6                       | Les données utilisées par les systèmes d'IA sont cohérentes et bien structurées.                        | (Nelson, Todd & Wixom, 2005)                  |
| Item 7                       | Les données disponibles pour les outils d'IA sont suffisamment détaillées.                              | (Wixom & Watson, 2001)                        |
| Item 8                       | Les sources des données utilisées par l'IA sont clairement identifiées et fiables à mes yeux.           | (Wixom & Watson, 2001)                        |
| Confiance perçue envers l'IA |                                                                                                         |                                               |
| Item 1                       | Je fais confiance aux recommandations produites par les systèmes d'IA.                                  | (McKnight et al., 2002)                       |
| Item 2                       | Les outils d'IA que j'utilise sont fiables.                                                             | (Gefen et al., 2003)                          |
| Item 3                       | J'ai confiance dans la capacité des systèmes d'IA à prendre des décisions cohérentes.                   | (Wang & Benbasat, 2008)                       |

|                                                       |                                                                                                                            |                                                       |
|-------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------|
| <b>Item 4</b>                                         | J'ai confiance dans les capacités prédictives des outils d'IA.                                                             | (Lee & See, 2004 ; Wang & Benbasat, 2008)             |
| <b>Item 5</b>                                         | Je me sens en sécurité en utilisant les systèmes d'IA.                                                                     | (McKnight et al., 2002)                               |
| <b>Item 6</b>                                         | J'ai confiance dans la capacité des systèmes d'IA à protéger les informations confidentielles.                             | (McKnight et al., 2002 ; Lee & See, 2004)             |
| <b>Item 7</b>                                         | Je considère que les outils d'IA sont conçus pour agir dans l'intérêt de mon établissement bancaire.                       | (Gefen et al., 2003)                                  |
| <b>Item 8</b>                                         | Je pense que les recommandations proposées par les systèmes d'IA sont généralement exemptes de biais.                      | (Wang & Benbasat, 2008 ; Lee & See, 2004)             |
| <b>Item 9</b>                                         | J'ai confiance dans le fait que les systèmes d'IA continueront à fournir des résultats fiables dans le futur.              | (McKnight et al., 2002)                               |
| <b>Intention d'utilisation</b>                        |                                                                                                                            |                                                       |
| <b>Item 1</b>                                         | J'ai l'intention d'utiliser régulièrement les outils d'IA.                                                                 | (Davis, 1989 ; Venkatesh & Davis, 2000)               |
| <b>Item 2</b>                                         | Je prévois d'augmenter mon utilisation des systèmes d'IA dans mes futures tâches professionnelles.                         | (Venkatesh et al., 2003)                              |
| <b>Item 3</b>                                         | Je continuerai à utiliser activement les solutions d'IA, chaque fois que cela sera possible.                               | (Davis, Bagozzi & Warshaw, 1989 ; Gefen et al., 2003) |
| <b>Item 4</b>                                         | Je suis prêt(e) à recommander d'utiliser l'IA.                                                                             | (Venkatesh et al., 2003 ; Davis, 1989)                |
| <b>Item 5</b>                                         | Je prévois d'utiliser l'IA comme principal outil d'aide à la décision.                                                     | (Venkatesh & Davis, 2000)                             |
| <b>Item 6</b>                                         | Je suis déterminé(e) à intégrer davantage l'IA dans mes pratiques quotidiennes.                                            | (Ajzen, 1991 ; Venkatesh et al., 2003)                |
| <b>Item 7</b>                                         | Je suis favorable à l'utilisation systématique des systèmes d'IA dans toutes les activités liées à la gestion des risques. | (Davis et al., 1989)                                  |
| <b>Item 8</b>                                         | J'ai l'intention de soutenir l'usage des solutions d'IA auprès de mes collègues et de ma hiérarchie.                       | (Venkatesh & Bala, 2008)                              |
| <b>Efficacité de la gestion proactive des risques</b> |                                                                                                                            |                                                       |
| <b>Item 1</b>                                         | Mon établissement identifie les risques potentiels avant qu'ils n'affectent nos activités.                                 | (Moormann & van den Heuvel, 2008 ; ISO 31000)         |
| <b>Item 2</b>                                         | L'utilisation de l'IA a amélioré la rapidité de détection des risques émergents dans mon service.                          | (DeLone & McLean, 2003 ; COSO, 2017)                  |
| <b>Item 3</b>                                         | Les systèmes d'IA facilitent la prise de décisions préventives pour atténuer les risques bancaires.                        | (Moormann & van den Heuvel, 2008 ; COSO, 2017)        |
| <b>Item 4</b>                                         | L'intégration de l'IA permet de mieux anticiper les menaces qui pourraient impacter la performance de notre banque.        | (DeLone & McLean, 2003)                               |

|                              |                                                                                                                                  |                                                |
|------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------|
| <b>Item 5</b>                | La gestion proactive des risques est devenue plus efficace depuis l'adoption des outils d'IA.                                    | (COSO, 2017 ; ISO 31000)                       |
| <b>Item 6</b>                | Les recommandations produites par les systèmes d'IA contribuent à réduire la survenue d'incidents ou de pertes liés aux risques. | (ISO 31000 ; DeLone & McLean, 2003)            |
| <b>Item 7</b>                | L'utilisation de l'IA améliore la qualité des plans d'action mis en place pour prévenir les risques.                             | (Moormann & van den Heuvel, 2008)              |
| <b>Item 8</b>                | L'IA permet d'avoir une vue d'ensemble plus précise des risques auxquels la banque est exposée.                                  | (DeLone & McLean, 2003 ; COSO, 2017)           |
| <b>Item 9</b>                | L'IA contribue à réduire la fréquence des incidents liés aux risques dans mon établissement.                                     | (COSO, 2017 ; ISO 31000)                       |
| <b>Item 10</b>               | Grâce à l'IA, la communication et le partage d'informations sur les risques au sein de la banque sont améliorés.                 | (Moormann & van den Heuvel, 2008)              |
| <b>Item 11</b>               | L'utilisation de l'IA facilite l'adaptation en temps réel de nos stratégies face à l'évolution des risques.                      | (ISO 31000 ; DeLone & McLean, 2003)            |
| <b>Item 12</b>               | L'IA permet d'optimiser l'allocation des ressources pour la gestion des risques.                                                 | (COSO, 2017 ; Moormann & van den Heuvel, 2008) |
| <b>Prise de connaissance</b> |                                                                                                                                  |                                                |
|                              | <b>Vous êtes de sexe :</b>                                                                                                       | Homme                                          |
|                              |                                                                                                                                  | Femme                                          |
|                              | <b>Votre âge est de :</b>                                                                                                        | Moins de 25 ans                                |
|                              |                                                                                                                                  | Entre 25 et 35 ans                             |
|                              |                                                                                                                                  | Plus de 35 ans                                 |
|                              | <b>Vous justifiez une expérience de :</b>                                                                                        | Moins de 5 ans                                 |
|                              |                                                                                                                                  | Entre 5 ans et 10 ans                          |
|                              |                                                                                                                                  | Plus de 10 ans                                 |
|                              | <b>Vous occupez le poste de :</b>                                                                                                | Responsables en gestion des risques            |
|                              |                                                                                                                                  | Analystes des risques de crédit                |
|                              |                                                                                                                                  | Responsables des systèmes d'information        |
|                              |                                                                                                                                  | Analystes Big Data                             |
|                              |                                                                                                                                  | Directeurs d'agences                           |
|                              |                                                                                                                                  | Autres                                         |

## Bibliographie

- Amer, M., Hilmi, Y., & El Kezazy, H. (2024, April). Big Data and Artificial Intelligence at the Heart of Management Control: Towards an Era of Renewed Strategic Steering. In *The International Workshop on Big Data and Business Intelligence* (pp. 303-316). Cham: Springer Nature Switzerland.
- Arner, D. W., Barberis, J., & Buckley, R. P. (2020). The evolution of fintech: A new post-crisis paradigm? *Georgetown Journal of International Law*, 47(4), 1271–1319.
- Bank Al-Maghrib. (2022). *Rapport annuel sur la supervision bancaire*.
- Bank for International Settlements. (2019). *Big tech in finance: Opportunities and risks*. In *BIS Annual Economic Report 2019*.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). Artificial intelligence, for real. *Harvard Business Review*, 95(4), 1–31.
- Chen, J., Li, Y., Wu, J., & Luo, X. (2021). Enhancing fintech adoption: Examining the roles of trust and risk. *Journal of Business Research*, 124, 447–459.
- Chin, W. W. (1998). Commentary: Issues and opinion on structural equation modeling. *MIS Quarterly*, vii–xvi.
- Creswell, J. W. (2014). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (4th ed.). Sage Publications.
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297–334.
- Darraz, S., Khaddouj, K. et Ktiri, F. 2025. L'intelligence artificielle au service des banques : Étude comparative Maroc-Afrique. *Revue Française d'Economie et de Gestion*. 6, 9 (sept. 2025).
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.
- Diamantopoulos, A., & Siguaw, J. A. (2006). Formative versus reflective indicators in organizational measure development: A comparison and empirical illustration. *British Journal of Management*, 17(4), 263–282.
- Dounia, G., Chaimae, K., Yassine, H., & Houda, B. (2025). ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND BIG DATA IN MANAGEMENT CONTROL OF MOROCCAN COMPANIES: CASE OF THE RABAT-SALE-KENITRA REGION. *Proceedings on Engineering*, 7(2), 925-938.
- Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). *Towards a rigorous science of interpretable machine learning*. arXiv:1702.08608.
- Fernández-Rovira, C., Álvarez Valdés, J., Molleví, G., & Nicolas-Sans, R. (2021). The digital transformation of business: Towards the datafication of organizations. *Technological Forecasting and Social Change*, 162, 120381.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50.
- Gai, K., Qiu, M., & Sun, X. (2018). A survey on fintech. *Journal of Network and Computer Applications*, 103, 262–273.
- Gavard-Perret, M.-L., Gotteland, D., Haon, C., & Jolibert, A. (2012). *Méthodologie de la recherche en sciences de gestion : Réussir son mémoire ou sa thèse*. Pearson.

Gefen, D., Karahanna, E., & Straub, D. W. (2003). Trust and TAM in online shopping: An integrated model. *MIS Quarterly*, 27(1), 51–90.

Gomber, P., Kauffman, R. J., Parker, C., & Weber, B. W. (2018). On the fintech revolution: Interpreting the forces of innovation, disruption, and transformation in financial services. *Journal of Management Information Systems*, 35(1), 220–265.

Hair, J. F., Matthews, L. M., Matthews, R. L., & Sarstedt, M. (2017). PLS-SEM or CB-SEM: Updated guidelines on which method to use. *International Journal of Multivariate Data Analysis*, 1(2), 107–123.

Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135.

Hopkin, P. (2018). *Fundamentals of risk management: Understanding, evaluating and implementing effective risk management* (5th ed.). Kogan Page.

Jonker, A., Gomstyn, A., & McGrath, A. (2024). *Qu'est-ce que la transparence de l'IA ?* IBM Think

Martins, C., Oliveira, T., & Popovič, A. (2014). Understanding internet banking adoption: A unified theory of acceptance and use of technology and perceived risk application. *International Journal of Information Management*, 34(1), 1–13.

Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of Management Review*, 20(3), 709–734.

Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric theory* (2nd ed.). McGraw-Hill.

Pavlou, P. A. (2003). Consumer acceptance of electronic commerce: Integrating trust and risk with the technology acceptance model. *International Journal of Electronic Commerce*, 7(3), 101–134.

Russell, S., & Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: A modern approach* (3rd ed.). Pearson.

Samek, W., Wiegand, T., & Müller, K.-R. (2017). Explainable artificial intelligence: Understanding, visualizing and interpreting deep learning models. *IT Professional*, 19(1), 41–46. <https://doi.org/10.1109/MITP.2017.52>

Urbach, N., & Ahlemann, F. (2010). Structural equation modeling in information systems research using partial least squares. *Journal of Information Technology Theory and Application*, 11(2), 5–40.

Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186–204.

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.

Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly*, 36(1), 157–178.

Wang, R. Y., & Strong, D. M. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *Journal of Management Information Systems*, 12(4), 5–33.

Zhou, T. (2011). An empirical examination of initial trust in mobile banking. *Internet Research*, 21(5), 527–540.