



La transformation du secteur de l'assurance au Maroc à travers l'intelligence artificielle : une perspective comportementale et stratégique

Youssef MEKKAOU¹, Abderrahmane CHOUHBI², Khalid HERRADI³

1: Doctorant, Faculté Polydisciplinaire de Béni Mellal, Université Sultan Moulay Slimane, Beni Mellal, Maroc

2: Enseignant-chercheur, Faculté Polydisciplinaire de Khouribga, Université Sultan Moulay Slimane, Beni Mellal, Maroc

3 : Enseignant-chercheur, Faculté des sciences juridiques, économiques et sociales d'Ain Sebâa, Université Hassan II, Casablanca, Maroc

Résumé : Dans un contexte marqué par une incertitude économique croissante et une transformation digitale accélérée, l'intelligence artificielle (IA) apparaît comme un levier majeur d'évolution du secteur assurantiel. Cet article analyse les apports de l'IA dans la dynamique assureur–assuré au Maroc en s'appuyant sur une approche qualitative. L'analyse thématique des données met en évidence que l'IA contribue à faciliter l'accès aux services assurantiels, à renforcer la précision de l'évaluation des risques grâce aux capacités analytiques et prédictives, et à améliorer la rapidité, la qualité et la personnalisation des services. Cependant, les résultats soulignent également l'existence de limites importantes, notamment en matière de fracture numérique, de transparence des systèmes algorithmiques et de protection des données personnelles, pouvant influencer la confiance des assurés. Par ailleurs, l'étude met en évidence la nécessité de maintenir un équilibre entre automatisation et intervention humaine afin de préserver la qualité de la relation client. Ainsi, l'intégration de l'intelligence artificielle dans le secteur de l'assurance constitue à la fois une opportunité stratégique et un défi managérial, nécessitant une approche responsable, inclusive et centrée sur la confiance.

Mots clés : Intelligence artificielle, Assurance, Inclusion financière, Gestion des risques, Performance

Digital Object Identifier (DOI): <https://doi.org/10.5281/zenodo.20451834>

1 Introduction

Les mutations économiques et sociales contemporaines reconfigurent en profondeur les comportements financiers des ménages, souvent marqués par une instabilité croissante (Gade, 2022 ; Nofsinger, 2012). Ces transformations accentuent les situations de vulnérabilité (Biju & Tantia, 2025), se traduisant par une hausse du surendettement (Boulitama et al., 2022), une capacité d'épargne limitée (Tafa et al., 2022). Dans ce contexte, de nombreux ménages adoptent des stratégies financières de court terme, privilégiant la gestion des contraintes immédiates au détriment de la couverture des risques futurs, ce qui fragilise leur résilience face aux chocs.

Face à ces incertitudes croissantes, le recours à l'assurance constitue une réponse structurante en matière de gestion des risques (Butler, 1999). En permettant la mutualisation des pertes et la protection contre les aléas, l'assurance contribue à stabiliser la situation financière des individus et à préserver leur patrimoine (Mrabet, 2007). Elle joue également le rôle d'un levier de développement (Patriat, 2016).

Dans ce contexte, l'intégration de l'intelligence artificielle apparaît comme un levier majeur de transformation et d'inclusion financière (Adeoye et al., 2024 ; Yasir et al., 2022). Grâce à ses capacités d'analyse de données massives, de segmentation fine et de personnalisation des offres, l'IA permet de mieux évaluer les profils de risque et de proposer des produits plus adaptés aux besoins spécifiques des individus, en l'occurrence les assurés. Par ailleurs, l'automatisation des processus réduit les coûts opérationnels, ce qui favorise l'accessibilité des services assurantiels, notamment pour les populations traditionnellement exclues du système financier (Mhlanga, 2020 ; Sam-Bulya et al., 2023).

L'intégration de l'IA transforme également la dynamique relationnelle entre assureur et assuré (Bhattacharya et al., 2025). Elle favorise une interaction plus fluide, continue et personnalisée, reposant sur des outils IA (Kumar et al., 2019). Cette évolution marque le passage d'une relation transactionnelle à une relation plus proactive et orientée vers l'accompagnement, dans laquelle l'assureur devient un acteur de prévention et de conseil, tandis que l'assuré bénéficie d'une expérience améliorée et contextualisée (Pisoni & Díaz-Rodríguez, 2023).

Dans ce cadre, une question centrale émerge : Quels sont les avantages de l'intégration de l'intelligence artificielle dans la dynamique assureur-assuré, notamment en matière d'inclusion financière, d'optimisation de la gestion des risques et d'amélioration de la performance des services assurantiels ? Pour y répondre, cet article s'organise en plusieurs étapes. Il présente d'abord les fondements théoriques liés à la gestion des risques et à l'inclusion financière, puis analyse le rôle de l'intelligence artificielle dans la transformation du secteur de l'assurance. Il examine ensuite les évolutions de la relation assureur-assuré à l'ère de l'IA, avant de discuter des implications managériales et de proposer des perspectives de recherche futures.

2 Revue de littérature

L'assurance constitue un mécanisme fondamental de gestion des risques dans les économies modernes. Selon Outreville (1998), l'assurance peut être définie comme un dispositif contractuel permettant de transférer un risque d'un individu vers un assureur en échange d'une prime. Dans une perspective académique, elle est souvent conceptualisée comme un outil de mutualisation des risques, où les pertes individuelles sont compensées collectivement (Arrow, 1963). D'un point de vue économique, l'assurance repose sur la théorie de l'utilité espérée développée par (Von Neumann & Morgenstern, 1947), selon laquelle les individus cherchent à maximiser leur utilité en réduisant l'incertitude liée aux événements futurs. Dans ce cadre, l'achat d'une assurance s'explique par l'aversion au risque, concept central également approfondi par Arrow (1971), qui souligne que les individus préfèrent payer une prime certaine pour éviter une perte incertaine.

Le mécanisme de fonctionnement de l'assurance repose principalement sur la loi des grands nombres, permettant à l'assureur de prédire les sinistres avec une certaine précision (Mossin, 1968). Ce mécanisme s'accompagne de processus actuariels complexes visant à déterminer les primes en fonction de la probabilité de survenance du risque et du montant des pertes potentielles (Cummins & Weiss, 2009). Ainsi, l'assurance transforme l'incertitude individuelle en risque mesurable. Par ailleurs, l'assurance ne se limite pas à une fonction économique, mais joue également un rôle social important en assurant la stabilité financière des ménages et des entreprises (Outreville, 2013). Elle contribue à la résilience économique en limitant les impacts des chocs imprévus et en facilitant l'investissement. Dans les économies émergentes, elle est également considérée comme un levier de développement financier (Beck & Webb, 2003). Enfin, l'évolution des comportements des consommateurs face à l'assurance s'inscrit aujourd'hui dans un contexte marqué par la digitalisation, la complexité croissante des

produits et l'incertitude perçue. Ces transformations renforcent l'importance des facteurs psychologiques et comportementaux dans la décision de souscription, notamment la perception du risque et les déterminants cognitifs et sociaux de l'intention (H. C. Kunreuther et al., 2013).

2.1 Les fondements psychologiques de la souscription d'un contrat d'assurance : Apport de la Perceived Risk Theory

La théorie du risque perçu développée par Bauer (1960) stipule que toute décision d'adoption repose sur une évaluation subjective des conséquences négatives potentielles (Dowling, 1986). Selon Desrochers & Outreville (2020), la demande d'assurance croît avec l'ampleur des pertes anticipées et le niveau d'incertitude. Ainsi, l'acquisition d'assurance apparaît comme une réponse rationnelle visant à atténuer le risque perçu et à sécuriser la décision du consommateur. Fitriani & Basir (2025) montrent que l'introduction de systèmes algorithmiques dans les services financiers transforme la nature du risque perçu. Celui-ci ne se limite plus aux dimensions financières, mais intègre des enjeux liés à la transparence, au contrôle et à la fiabilité des décisions automatisées. Selon Agrawal et al. (2024), l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'assurance permet de renforcer la gestion des risques grâce à des solutions personnalisées et centrées sur le client. À partir d'une étude empirique menée auprès de 372 assurés, les résultats mettent en évidence trois leviers principaux : une meilleure gestion du risque, une anticipation accrue et une personnalisation des offres. L'IA facilite également la détection précoce des fraudes, contribuant à la réduction des pertes. Enfin, elle permet un ajustement dynamique des primes basé sur une évaluation en temps réel des risques.

Dans cette perspective, la typologie multidimensionnelle du risque perçu proposée par Jacoby & Kaplan (1972) reste pertinente, mais son contenu évolue avec l'essor de l'IA. Pandieswari & Arumugam (2026) affirment que l'amélioration de l'évaluation des risques grâce à l'IA apparaît centrale, car elle permet une tarification plus précise et renforce la perception d'équité. Ensuite, la gestion automatisée des sinistres constitue un levier majeur, en réduisant les délais et en améliorant la transparence, ce qui diminue l'incertitude ressentie par les clients. Leidman (2025) a mené une étude afin d'analyser l'impact de l'intelligence artificielle sur l'évaluation des risques dans le secteur de l'assurance, en s'appuyant sur une enquête menée auprès de 320 experts dans 10 pays. Les résultats montrent que l'adoption de l'IA améliore significativement la précision de l'évaluation des risques, avec une réduction des erreurs pouvant atteindre jusqu'à 74–78 % dans les environnements disposant d'infrastructures numériques avancées. Cette amélioration renforce indirectement la perception de fiabilité du système assurantiel, réduisant ainsi le risque perçu par les assurés. Cependant, l'étude met en évidence plusieurs limites qui influencent directement le risque perçu lié à l'IA. D'une part, les biais algorithmiques constituent une préoccupation majeure (mentionnés par 43 % des experts), notamment lorsqu'ils pénalisent certaines catégories de clients (ex. populations rurales). D'autre part, les enjeux de confidentialité des données et les contraintes réglementaires peuvent freiner l'adoption de l'IA et générer une méfiance chez les utilisateurs.

Enfin, les résultats soulignent que l'efficacité de l'IA dépend fortement de facteurs contextuels tels que la qualité des infrastructures digitales et les compétences des employés. Ainsi, bien que l'IA contribue à améliorer la performance et la transparence des services d'assurance, elle peut simultanément accroître le risque perçu si les questions d'éthique, de biais et de protection des données ne sont pas correctement maîtrisées.

2.2 Les fondements comportementaux de la souscription d'un contrat d'assurance : Apport de la Théorie du comportement planifié

La souscription d'un contrat d'assurance par les assurés peut être analysée à travers le cadre de la théorie du comportement planifié développée par Ajzen (1991). Cette théorie constitue un modèle explicatif central de l'intention comportementale, en mettant en évidence trois déterminants majeurs : l'attitude envers le comportement, les normes subjectives et le contrôle comportemental perçu (Conner, 2020). Dans le contexte de l'assurance, elle permet d'appréhender les mécanismes qui influencent l'intention de souscrire un contrat d'assurance (Chen et al., 2020 ; Dzulkipli et al., 2017).

Selon Ajzen, l'intention représente le facteur immédiat qui précède l'adoption effective d'un comportement. Ainsi, l'utilisation des solutions d'assurance basées sur l'IA dépend directement de la formation d'une intention favorable chez les assurés. Les travaux récents en assurance confirment que l'intention constitue un déterminant clé de

l'adoption des innovations numériques, notamment dans le contexte de l'insurtech, où les technologies transforment les interactions entre assureurs et clients (Eckert & Osterrieder, 2020).

L'attitude envers l'utilisation de l'IA en assurance reflète l'évaluation globale des bénéfices associés à ces technologies. Elle est influencée par la perception de valeur, notamment en termes de rapidité, de personnalisation et d'efficacité du service. Eling & Lehmann (2018) montrent que la digitalisation du secteur améliore l'expérience client et renforce la perception d'utilité des services, ce qui favorise le développement d'attitudes positives envers les innovations technologiques.

Les normes subjectives renvoient à l'influence sociale perçue dans la décision d'adoption. Dans le domaine de l'assurance, les choix des assurés sont souvent influencés par leur entourage, mais également par les discours institutionnels et les pratiques du marché. Les recherches en insurtech indiquent que l'environnement social joue un rôle important dans la diffusion des innovations, en particulier lorsque les technologies sont nouvelles et encore peu comprises (Eckert & Osterrieder, 2020).

Le contrôle comportemental perçu correspond à la capacité des individus à comprendre et à utiliser les services d'assurance intégrant l'IA. Ce facteur est particulièrement déterminant dans un contexte caractérisé par la complexité des produits et des technologies. Les travaux récents montrent que la perception de facilité d'utilisation et la compréhension des services influencent fortement l'adoption des solutions numériques en assurance (Marafon et al., 2018). Une meilleure maîtrise des outils digitaux renforce ainsi le sentiment de contrôle et favorise l'intention d'utilisation.

Par ailleurs, les approches comportementales appliquées à l'assurance montrent que les décisions des assurés sont influencées par des biais cognitifs et des perceptions subjectives du risque. H. Kunreuther et al. (2013) mettent en évidence que les individus peuvent sous-estimer certains risques ou retarder leurs décisions de protection, ce qui affecte leur attitude et leur intention de souscription. Dans un environnement intégrant l'intelligence artificielle, ces biais peuvent être renforcés par la complexité technologique et la difficulté à comprendre les mécanismes de décision automatisée.

Ainsi, la théorie du comportement planifié offre un cadre analytique robuste pour comprendre l'intégration de l'intelligence artificielle par les assurés. En combinant les dimensions individuelles, sociales et cognitives, elle permet d'expliquer les déterminants de l'intention d'adoption dans un secteur en pleine transformation digitale, où la perception, la compréhension et la confiance jouent un rôle central.

3 Méthodologie

L'analyse qualitative occupe une place essentielle en sciences de gestion, car elle permet de comprendre en profondeur les comportements, les perceptions et les logiques d'action des acteurs (Denzin & Lincoln, 2011). Elle est particulièrement adaptée à l'étude de phénomènes complexes et émergents, difficilement quantifiables, tels que l'adoption de nouvelles technologies. En donnant accès au sens que les individus attribuent à leurs expériences, elle enrichit l'interprétation des dynamiques organisationnelles. Enfin, elle favorise une compréhension contextualisée des pratiques managériales, essentielle à la production de connaissances pertinentes (Miles et al., 2014).

3.1 Présentation de la méthode des entretiens semi-directifs

Cette recherche s'inscrit dans une approche qualitative, particulièrement adaptée à l'étude de phénomènes complexes, émergents et fortement contextualisés, tels que l'intégration de l'intelligence artificielle dans le secteur de l'assurance. Les méthodes qualitatives permettent en effet de saisir les significations que les individus attribuent à leurs expériences et à leurs interactions avec les technologies (Denzin & Lincoln, 2011)

Dans cette perspective, la méthode des entretiens semi-directifs a été retenue. Ce choix méthodologique repose sur sa capacité à combiner un cadre structuré, à travers un guide d'entretien, avec une flexibilité permettant aux participants d'exprimer librement leurs perceptions. Selon Brinkmann & Kvale (2018), l'entretien semi-directif constitue un outil pertinent pour accéder aux représentations sociales et aux logiques d'action des individus.

Par ailleurs, cette méthode est particulièrement recommandée dans les recherches exploratoires en sciences de gestion, notamment lorsque le phénomène étudié reste peu stabilisé dans la littérature. Comme le montrent Guest et al. (2006), un nombre limité d'entretiens peut suffire à atteindre une saturation théorique, à condition que l'échantillon soit pertinent et homogène.

3.2 La collecte et l'analyse des données

La collecte des données s'est déroulée sur une période de quatre mois, de décembre 2025 à mars 2026. L'échantillon est composé de vingt participants, répartis en deux groupes : dix professionnels du secteur de l'assurance et dix personnes assurées. Ce choix d'échantillonnage raisonné vise à croiser les points de vue des offreurs et des utilisateurs, conformément aux recommandations de (Miles et al., 2014).

Les entretiens ont été réalisés selon deux modalités : en face à face et par appel téléphonique. Cette combinaison permet de concilier accessibilité du terrain et qualité des données recueillies, les entretiens à distance étant reconnus comme fiables dans la recherche qualitative (Novick, 2008).

Le guide d'entretien a été structuré autour de deux cadres distincts :

Cadre 1 destiné aux assurés : Il vise à analyser les avantages perçus de l'intelligence artificielle du point de vue des clients. Trois dimensions principales ont été explorées : (a) l'inclusion financière, notamment à travers l'amélioration de l'accès aux services assurantiels ; (b) l'optimisation de la gestion des risques ; (c) l'amélioration de la performance des services assurantiels (rapidité, personnalisation, qualité).

Cadre 2 destiné aux assureurs : Ce second cadre permet d'examiner la perception des professionnels quant aux apports de l'IA pour les assurés. Il s'articule autour des axes suivants : (a) la facilitation de la communication avec les assurés ; (b) l'optimisation de la gestion des risques grâce aux capacités analytiques et prédictives de l'IA ; (c) l'amélioration de la performance des services assurantiels.

L'analyse des données a été réalisée selon une approche thématique, permettant d'identifier des régularités dans les discours et de structurer les résultats en catégories analytiques cohérentes. Cette démarche s'appuie sur le travail de Braun & Clarke (2006), qui distinguent plusieurs étapes : la familiarisation avec les données, le codage initial, la recherche et la révision des thèmes, ainsi que leur définition. Enfin, la rigueur de la recherche a été assurée à travers plusieurs mécanismes, notamment la triangulation des sources et la cohérence interne de l'analyse, conformément aux critères de validité et de fiabilité proposés par Lincoln & Guba, (1988).

4 Results

4.1. Présentation de la liste des professionnels

Table 1. Présentation des interrogés professionnels

ID	Genre	Poste	Durée d'expérience	Durée d'entretien	Mode d'entretien
P1	F	Conseillère en assurances	08 ans	33 min	Téléphone
P2	H	Courtier d'assurance	04 ans	42 min	Face à Face
P3	H	Conseiller en assurances	03 ans	31 min	Téléphone
P4	F	Directrice d'agence	16 ans	1h 12 min	Téléphone
P5	H	Conseiller en assurances	07 ans	56 min	Face à Face
P6	H	Courtier d'assurance	10 ans	1h 1 min	Face à Face
P7	H	Responsable recouvrement	08 ans	45 min	Téléphone
P8	F	Responsable recouvrement	05 ans	56 min	Face à Face
P9	F	Courtier d'assurance	06 ans	37 min	Téléphone
P10	H	Téléconseiller	02 ans	22 min	Téléphone

L'échantillon se compose de 10 participants, avec une répartition de 60 % d'hommes et 40 % de femmes, traduisant une légère dominance masculine. Sur le plan des fonctions, les conseillers en assurance et les courtiers représentent chacun 30 % de l'échantillon, suivis des responsables de recouvrement (20 %), tandis que les postes de directrice d'agence et téléconseiller représentent chacun 10 %, ce qui reflète une diversité des profils interrogés avec une orientation vers les métiers opérationnels et commerciaux. Concernant le mode de collecte, 60 % des entretiens ont été réalisés par téléphone contre 40 % en face-à-face, indiquant une préférence pour des modalités flexibles. Enfin, les participants disposent d'une expérience professionnelle variant de 2 à 16 ans, avec une moyenne d'environ 6,9 ans, et des entretiens d'une durée moyenne de 47 minutes, ce qui souligne la richesse et la profondeur des données qualitatives recueillies.

4.1.1 La facilitation de la communication avec les assurés

Les résultats montrent que l'intégration de l'intelligence artificielle contribue significativement à fluidifier la communication entre les professionnels de l'assurance et les assurés. Plusieurs répondants soulignent que les outils basés sur l'IA permettent une interaction plus rapide, personnalisée et continue. À cet égard, P1 indique que « les clients obtiennent des réponses beaucoup plus rapidement qu'avant, surtout pour les demandes simples, ce qui améliore leur satisfaction ». De même, P10 précise que « l'IA nous aide à traiter plusieurs demandes simultanément, ce qui réduit considérablement le temps d'attente ».

De même, certains professionnels mettent en avant le rôle de l'automatisation dans la gestion de la relation client. P4 affirme que « les outils intelligents permettent d'assurer une continuité dans la communication, même en dehors des heures de travail ». Toutefois, quelques limites sont évoquées, notamment en ce qui concerne la dimension humaine. P3 souligne que « malgré l'efficacité, certains clients préfèrent toujours un contact humain pour des situations complexes ». Ainsi, l'IA apparaît comme un levier d'amélioration de la communication, tout en nécessitant un équilibre avec l'intervention humaine.

4.1.2 L'optimisation de la gestion des risques grâce aux capacités analytiques et prédictives de l'IA

L'analyse des entretiens révèle que les capacités analytiques et prédictives de l'intelligence artificielle renforcent significativement la gestion des risques dans le secteur assurantiel. Les participants s'accordent à dire que l'IA permet une meilleure anticipation des comportements et une évaluation plus précise des profils de risque. P6 explique que « les outils prédictifs permettent d'anticiper certains sinistres ou comportements à risque, ce qui facilite la prise de décision ».

Dans la même perspective, P2 souligne que « l'analyse des données permet d'ajuster les offres en fonction du profil réel du client, et non seulement sur des critères standards ». Les responsables de recouvrement mettent également en avant l'intérêt de l'IA dans la gestion proactive des impayés. P7 indique que « on peut identifier les clients à risque de non-paiement avant même qu'ils ne soient en retard ».

Toutefois, certains participants expriment des réserves quant à la fiabilité des modèles. P9 note que « les prédictions restent dépendantes de la qualité des données disponibles ». Ainsi, bien que l'IA améliore considérablement la gestion des risques, son efficacité demeure conditionnée par la qualité et la pertinence des données exploitées.

4.1.3 L'amélioration de la performance des services assurantiels.

Les résultats mettent également en évidence une amélioration notable de la performance des services grâce à l'intégration de l'intelligence artificielle. Les professionnels interrogés évoquent des gains en termes de productivité, de rapidité de traitement et de qualité de service. P5 affirme que « le traitement des dossiers est devenu beaucoup plus rapide, surtout pour les sinistres simples ».

Dans le même sens, P8 souligne que « l'automatisation permet de réduire les erreurs et d'améliorer le suivi des dossiers ». Les gains de performance sont également observés au niveau organisationnel. P4 indique que « l'IA permet d'optimiser les processus internes et de mieux répartir les tâches entre les équipes ».

Cependant, certains professionnels évoquent des défis liés à l'adaptation. P3 mentionne que « l'intégration de ces technologies nécessite une formation continue et une adaptation des employés ». Malgré ces contraintes, l'ensemble des participants s'accorde à reconnaître que l'IA constitue un levier stratégique majeur pour améliorer la performance globale des services assurantiels.

4.2. Présentation de la liste des assurés

Table 2. Présentation des assurés

ID	Genre	Poste	Durée d'entretien	Mode d'entretien
A1	H	Responsable commercial (35 ans)	35 min	Face à Face
A2	H	Chef d'entreprise (56 ans)	44 min	Téléphonique
A3	H	Retraité (69 ans)	1h12min	Face à Face

A4	F	Fonctionnaire (48 ans)	27 min	Téléphonique
A5	F	Assistante (38 ans)	33 min	Téléphonique
A6	H	Fonctionnaire (45 ans)	57 min	Téléphonique
A7	H	Administrateur (32 ans)	25 min	Face à Face
A8	H	Administrateur (41 ans)	45 min	Face à Face
A9	H	Fonctionnaire (35 ans)	1h13 min	Face à Face
A10	F	Entrepreneuse (37 ans)	38 min	Téléphonique

L'échantillon est composé de 10 participants, avec une prédominance masculine (70 % d'hommes contre 30 % de femmes), ce qui traduit une légère asymétrie de genre. Les profils sont diversifiés, incluant des fonctionnaires (30 %) et des administrateurs (20 %), ainsi que des statuts variés tels que responsable commercial, chef d'entreprise, retraité, assistante et entrepreneuse (chacun représentant 10 %), ce qui permet de couvrir une pluralité de situations socioprofessionnelles. L'âge des répondants s'étend de 32 à 69 ans, assurant une hétérogénéité générationnelle pertinente. En ce qui concerne le mode d'entretien, une répartition équilibrée est observée entre entretiens en face-à-face (50 %) et téléphoniques (50 %), traduisant une flexibilité dans la collecte des données. Enfin, la durée des entretiens varie de 25 minutes à 1h13, avec une moyenne d'environ 46 minutes, ce qui témoigne de la richesse et de la profondeur des échanges réalisés dans le cadre de cette étude qualitative.

4.2.1. L'analyse de l'inclusion financière

L'analyse des entretiens met en évidence que l'intelligence artificielle contribue à renforcer l'inclusion financière en facilitant l'accès aux services assurantiels pour des profils variés. Plusieurs assurés soulignent une simplification des démarches et une meilleure accessibilité. À ce titre, A5 indique que « Aujourd'hui, je peux comparer les offres et souscrire plus facilement sans me déplacer, ce qui n'était pas possible avant ». De même, A4 affirme que « les outils numériques rendent l'assurance plus accessible, surtout pour ceux qui n'ont pas beaucoup de temps ».

Les profils plus âgés reconnaissent également les avantages, tout en exprimant certaines réserves. A6 souligne que « c'est pratique, mais il faut quand même être à l'aise avec la technologie ». Par ailleurs, A2 note que « l'IA permet d'élargir l'accès à des produits d'assurance adaptés à différents besoins, même pour des clients auparavant peu ciblés ».

Cependant, certains participants évoquent des limites liées à la fracture numérique. A6 mentionne que « Tout le monde n'a pas les compétences digitales nécessaires pour profiter pleinement de ces services ». Ainsi, si l'IA favorise l'inclusion financière, elle nécessite un accompagnement pour garantir un accès équitable.

4.2.2. L'optimisation de la gestion des risques

Les résultats révèlent que les assurés perçoivent positivement l'utilisation de l'intelligence artificielle dans la gestion des risques, notamment en matière de prévention et d'anticipation. A1 explique que « les assureurs proposent aujourd'hui des offres plus adaptées à mon profil, ce qui donne l'impression que le risque est mieux évalué ».

Dans le même sens, A7 souligne que « les systèmes intelligents permettent d'anticiper certains problèmes, ce qui est rassurant pour les clients ». A9 ajoute que « grâce aux données, les décisions semblent plus objectives et moins basées sur des estimations approximatives ».

Toutefois, certains assurés expriment des préoccupations concernant l'utilisation des données personnelles. A8 note que « on ne sait pas toujours comment les données sont utilisées pour évaluer le risque ». De même, A10 indique que « il y a un manque de transparence sur les critères utilisés par les systèmes automatisés ».

Ainsi, bien que l'IA améliore la gestion des risques en renforçant la précision des évaluations, elle soulève également des enjeux liés à la transparence et à la confiance des assurés.

4.2.3. L'amélioration de la performance des services assurantiels (rapidité, personnalisation, qualité).

L'ensemble des participants met en avant une amélioration significative de la performance des services assurantiels grâce à l'intelligence artificielle. Les assurés évoquent principalement des gains en rapidité et en qualité de service. A1 souligne que « les démarches sont beaucoup plus rapides, surtout pour les demandes simples ». De même, A6 indique que « les délais de traitement ont clairement diminué, notamment pour les déclarations de sinistre ».

La personnalisation des offres constitue également un avantage majeur. A2 affirme que « les propositions sont mieux adaptées à mes besoins spécifiques, ce qui rend les services plus pertinents ». Dans le même sens, A10 mentionne que « on reçoit des offres personnalisées qui correspondent vraiment à notre situation ».

Par ailleurs, certains participants insistent sur l'amélioration de la qualité globale du service. A7 note que « le suivi est plus clair et plus structuré qu'avant ». Toutefois, des limites subsistent, notamment en matière d'interaction humaine. A3 précise que « malgré l'efficacité, il manque parfois un contact humain pour mieux comprendre certaines situations ».

En somme, l'intelligence artificielle est perçue comme un levier important d'amélioration de la performance des services assurantiels, notamment en termes de rapidité, de personnalisation et de qualité, tout en nécessitant un équilibre entre automatisation et relation humaine.

5. Discussion

5.1. Nuage des mots

Le nuage de mots (ou Word cloud) est une technique de visualisation textuelle qui consiste à représenter graphiquement la fréquence d'apparition des mots au sein d'un corpus de données, où la taille de chaque mot est proportionnelle à son occurrence (Heimerl et al., 2014). Cette méthode s'inscrit dans les approches exploratoires de l'analyse qualitative assistée par ordinateur et permet d'identifier rapidement les thématiques dominantes d'un ensemble de discours (McNaught & Lam, 2010).

Dans le cadre des sciences de gestion, le nuage de mots constitue un outil pertinent pour synthétiser visuellement les résultats d'entretiens et mettre en évidence les concepts clés émergents du terrain. Il facilite ainsi une première lecture du corpus en révélant les régularités lexicales et en orientant le processus de codage thématique (Knafllic, 2025). De plus, cette technique contribue à renforcer la validité descriptive de l'analyse qualitative en offrant une représentation transparente et accessible des données textuelles (O'Cathain, 2009).

Toutefois, son utilisation doit être complétée par des méthodes d'analyse plus approfondies, telles que le codage thématique ou l'analyse de contenu, afin d'éviter une interprétation superficielle des résultats (Guest et al., 2011). En effet, le nuage de mots ne prend pas en compte le contexte ni la signification des mots, mais constitue plutôt un outil d'appui à l'interprétation.

5.1.1. Analyse lexicale des discours des professionnels à travers un nuage de mots



Figure 1. Résultat d'analyse lexicale des discours des professionnels

Le nuage de mots met en évidence les thématiques dominantes issues de l'analyse qualitative des entretiens. Les termes les plus saillants, tels que communication, clients, réponses, interaction et automatisation, confirment que l'intelligence artificielle joue un rôle central dans l'amélioration de la relation client. Cette prédominance lexicale traduit une perception partagée par les répondants selon laquelle l'IA facilite les échanges, réduit les délais de traitement et renforce la satisfaction des assurés.

Par ailleurs, un second groupe de mots structurants, incluant risques, analyse, données, prédictif et décision, met en évidence l'importance des capacités analytiques de l'IA dans la gestion des risques. Ces occurrences traduisent une orientation vers une prise de décision plus rationnelle, basée sur l'exploitation des données et l'anticipation des comportements des assurés, ce qui rejoint les discours des professionnels sur l'optimisation des pratiques assurantielles.

Enfin, les termes liés à la performance, tels que productivité, rapidité, traitement, optimisation et processus, soulignent l'impact organisationnel de l'IA. Ils révèlent une amélioration perçue de l'efficacité opérationnelle, notamment à travers l'automatisation des tâches et la réduction des erreurs. Toutefois, la présence de mots comme humain et adaptation indique que cette transformation technologique nécessite un accompagnement organisationnel et une hybridation entre intelligence humaine et artificielle.

5.1.2. Analyse lexicale des discours des assurés à travers un nuage de mots

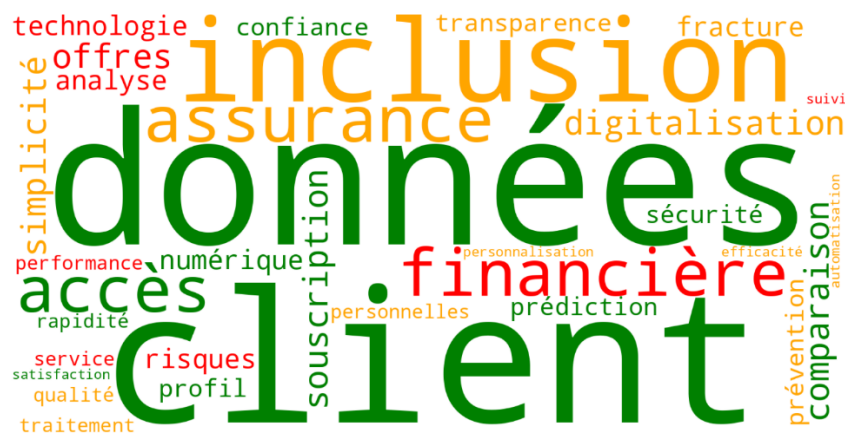


Figure 2. Résultat d'analyse lexicale des discours des assurés

Le nuage de mots met en évidence la centralité du concept d'inclusion, qui apparaît comme le terme dominant du corpus, confirmant l'importance accordée par les assurés à l'accès élargi aux services financiers. Cette prépondérance est renforcée par la présence significative de termes tels que données, client, accès et assurance, traduisant une perception orientée vers la digitalisation des services et la facilitation de l'accès aux produits assurantiels.

Par ailleurs, des mots comme financière, risques, prédiction et analyse soulignent le rôle clé des technologies basées sur les données dans l'amélioration de la gestion des risques et dans la prise de décision. Ces éléments confirment que les assurés perçoivent l'intelligence artificielle comme un outil permettant une évaluation plus précise et personnalisée de leur situation.

Enfin, la présence de termes tels que rapidité, qualité, satisfaction, personnalisation et efficacité met en évidence l'impact positif de l'IA sur la performance des services assurantiels. Toutefois, l'apparition de mots comme confiance, transparence et sécurité révèle l'existence d'enjeux liés à la protection des données et à la crédibilité des systèmes automatisés.

Ainsi, ce nuage de mots confirme que l'expérience des assurés s'articule autour de trois dimensions principales : l'inclusion financière, la gestion des risques et la performance des services, tout en mettant en lumière des préoccupations liées à la confiance et à la transparence.

5.2. Recommandations

Au regard des résultats obtenus, plusieurs recommandations peuvent être formulées afin d'optimiser l'intégration de l'intelligence artificielle dans le secteur assurantiel et d'en maximiser les retombées tant pour les assureurs que pour les assurés. Ces recommandations s'inscrivent dans une logique d'amélioration de l'expérience client, de renforcement de l'inclusion financière et de consolidation de la performance globale des services.

- **Action 1 : Renforcer les stratégies marketing financier**

Les assureurs sont invités à repenser leurs stratégies marketing en intégrant davantage les outils d'intelligence artificielle et d'analyse des données. L'objectif est de mieux comprendre les besoins des clients, d'anticiper leurs attentes et de proposer des offres personnalisées. Le développement du marketing financier, basé sur la segmentation comportementale et l'analyse prédictive, permettrait d'améliorer la pertinence des produits proposés et de renforcer l'engagement des assurés. Par ailleurs, une communication plus pédagogique sur les services assurantiels contribuerait à améliorer la compréhension des offres et à favoriser leur adoption (Benyahya & Khanniba, 2025).

- **Action 2 : Investir dans des projets d'inclusion Fintech**

Afin de promouvoir une inclusion financière plus large, les acteurs du secteur doivent investir dans des solutions Fintech accessibles et adaptées à la diversité des profils d'assurés. Cela implique notamment de prendre en compte les disparités liées à l'âge et au niveau de maîtrise des outils numériques. En effet, si les jeunes générations adoptent facilement les plateformes numériques, les profils plus âgés ou moins familiarisés avec la technologie peuvent rencontrer des difficultés d'utilisation, ce qui limite leur accès aux services assurantiels digitalisés (Sabiri & Benhmama, 2025).

Dans ce contexte, le développement de plateformes intuitives, ergonomiques et simplifiées devient essentiel, tout comme la mise en place de dispositifs d'accompagnement tels que des tutoriels, des assistances personnalisées ou des points de contact hybrides. Par ailleurs, des programmes de sensibilisation et de formation au numérique permettraient de réduire la fracture digitale et de garantir une adoption plus inclusive des innovations. Ainsi, une approche différenciée, tenant compte des capacités et des besoins spécifiques des utilisateurs, apparaît indispensable pour assurer une véritable inclusion financière.

- **Action 3 : Renforcer la confiance de la dynamique assureur – assuré**

Le renforcement de la confiance constitue un levier stratégique pour améliorer la relation assureur–assuré et optimiser les performances du secteur. À ce titre, la confiance procédurale repose sur la transparence, la clarté et l'équité des processus mis en œuvre par l'assureur. En rendant les mécanismes de tarification, de gestion des sinistres et de recouvrement plus lisible, notamment grâce à des dispositifs d'intelligence artificielle explicable, les assureurs peuvent réduire les incompréhensions et renforcer l'adhésion des assurés. Cette transparence favorise des comportements de paiement plus réguliers, contribuant ainsi à la réduction du taux de recouvrement, tout en renforçant l'engagement des clients à travers des solutions adaptées telles que l'échelonnement des paiements, l'automatisation des prélèvements et les rappels intelligents.

Par ailleurs, la confiance intentionnelle renvoie à la perception d'intégrité, d'honnêteté et de fiabilité que les assurés attribuent à leur assureur. Elle repose sur la cohérence entre les engagements communiqués et les pratiques effectives de l'entreprise. Une communication claire, associée à des actions concrètes et éthiques, permet de renforcer la crédibilité de l'assureur et de consolider la relation de long terme. Cette forme de confiance se traduit notamment par une augmentation du taux de renouvellement des contrats, une plus grande fidélité des assurés et une meilleure acceptation des décisions prises, contribuant ainsi à une performance durable du secteur assurantiel.

6. Conclusion

L'objectif de cet article était d'analyser les apports de l'intelligence artificielle dans la dynamique assureur–assuré, en mettant l'accent sur trois dimensions clés : l'inclusion financière, la gestion des risques et la performance des services assurantiels. Les résultats obtenus, issus d'une analyse qualitative croisant les perceptions des

professionnels et des assurés, confirment que l'intégration de l'IA constitue un levier stratégique majeur de transformation du secteur de l'assurance au Maroc.

D'une part, l'IA favorise une amélioration significative de l'inclusion financière en facilitant l'accès aux services assurantiels, notamment grâce à la digitalisation des processus et à la simplification des démarches. Toutefois, cette avancée reste conditionnée par la réduction de la fracture numérique et le développement des compétences digitales des utilisateurs. D'autre part, les capacités analytiques et prédictives de l'IA permettent une gestion plus fine et proactive des risques, contribuant à une meilleure évaluation des profils assurantiels et à une personnalisation accrue des offres. Néanmoins, ces bénéfices s'accompagnent de préoccupations relatives à la transparence des algorithmes et à la protection des données personnelles.

Par ailleurs, l'IA améliore la performance globale des services assurantiels en termes de rapidité, de qualité et d'efficacité opérationnelle, tout en transformant la relation assureur-assuré vers un modèle plus interactif et personnalisé. Cependant, les résultats soulignent l'importance de maintenir un équilibre entre automatisation et intervention humaine, afin de préserver la dimension relationnelle et la confiance des assurés.

En définitive, l'intégration de l'intelligence artificielle dans le secteur assurantiel ne se limite pas à une transformation technologique, mais s'inscrit dans une dynamique plus large de reconfiguration des pratiques, des relations et des modèles économiques. Son efficacité dépendra de la capacité des acteurs à concilier innovation, éthique et inclusion. Enfin, cette recherche ouvre des perspectives futures, notamment l'exploration quantitative des déterminants de l'adoption de l'IA en assurance, l'analyse de son impact sur la confiance des assurés à long terme, ainsi que l'étude des cadres réglementaires nécessaires pour encadrer son utilisation dans un contexte marocain et international.

REFERENCES

- Adeoye, O. B., Addy, W. A., Ajayi-Nifise, A. O., Odeyemi, O., Okoye, C. C., & Ofodile, O. C. (2024). Leveraging AI and data analytics for enhancing financial inclusion in developing economies. *Finance & Accounting Research Journal*, 6(3), 288-303.
- Agrawal, A., Kumar, T., Agarwal, R., & Gupta, A. (2024). AI-Driven Personalized Risk Management in the Insurance Sector. In *Data Alchemy in the Insurance Industry: The Transformative Power of Big Data Analytics*. Emerald Group Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/978-1-83608-582-920241006>
- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179-211.
- Arrow, K. J. (1963). Uncertainty and the welfare economics of medical care. *American Economic Review*, 53, 941-973.
- Arrow, K. J. (1971). *Essays in the Theory of Risk-bearing*. North-Holland.
- Bauer, R. A. (1960). Consumer Behavior as Risk-taking. In *Dynamic Marketing for a Changing World* (1-389-398). American Marketing Association.
- Beck, T., & Webb, I. (2003). Economic, demographic, and institutional determinants of life insurance consumption across countries. *The world bank economic review*, 17(1), 51-88.
- Benyahya, Z., & Khanniba, M. (2025). Marketing des services financiers à l'ère de la digitalisation : Analyse dans un contexte international. *African Scientific Journal*, 3(32), 551-551.
- Bhattacharya, S., Castignani, G., Masello, L., & Sheehan, B. (2025). AI revolution in insurance: Bridging research and reality. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, 1568266.
- Biju, D. S., & Tántia, V. (2025). Financial Vulnerability in Households: Dissecting the Roots of Financial Instability. In A. Hamdan & U. Braendle (Éds.), *Harnessing AI, Machine Learning, and IoT for Intelligent Business : Volume 1* (p. 339-350). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-67890-5_31
- Boulitama, O., Sabiri, B., & Sabri, K. (2022). Le comportement financier et psychologique des débiteurs marocains en période de la Covid-19. *IJTM International Journal of Trade and Management*, 1(1), 77-90. <https://doi.org/10.5281/zenodo.6564030>
- Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77-101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>
- Brinkmann, S., & Kvale, S. (2018). Doing interviews. <https://www.torrossa.com/gs/resourceProxy?an=5017966&publisher=FZ7200>
- Butler, R. J. (1999). Uncertainty, Risk Aversion, and the Demand for Insurance. In R. J. Butler, *The Economics of Social Insurance and Employee Benefits* (p. 97-117). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4615-4927-7_6

- Chen, S., Lin, L. L.-C., & Te Ma, C. (2020). Factors affecting potential consumers to variable life insurance: Based on theory of planned behavior. *Tarumanagara International Conference on the Applications of Social Sciences and Humanities (TICASH 2019)*, 439-446. <https://www.atlantis-press.com/proceedings/ticash-19/125940669>
- Conner, M. (2020). Theory of Planned Behavior. In G. Tenenbaum & R. C. Eklund (Éds.), *Handbook of Sport Psychology* (1re éd., p. 1-18). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119568124.ch1>
- Cummins, J. D., & Weiss, M. A. (2009). Convergence of Insurance and Financial Markets : Hybrid and Securitized Risk-Transfer Solutions. *Journal of Risk and Insurance*, 76(3), 493-545. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6975.2009.01311.x>
- Denzin, N. K., & Lincoln, Y. S. (2011). *The Sage handbook of qualitative research*. sage.
- Desrochers, J., & Outreville, F. J. (2020). Perceived risk and insurance decision taking for small losses. *Journal of Risk Research*, 23(4), 447-460. <https://doi.org/10.1080/13669877.2019.1591485>
- Dowling, G. R. (1986). Perceived risk : The concept and its measurement. *Psychology & Marketing*, 3(3), 193-210. <https://doi.org/10.1002/mar.4220030307>
- Dzulkipli, M. R., Zainuddin, N. N. N., Maon, S. N., Jamal, A., & Omar, M. K. (2017). Intention to purchase medical and health insurance: Application of theory of planned behavior. *Advanced Science Letters*, 23(11), 10515-10518.
- Eckert, C., & Osterrieder, K. (2020). How digitalization affects insurance companies: Overview and use cases of digital technologies. *Zeitschrift Für Die Gesamte Versicherungswissenschaft*, 109(5), 333-360. <https://doi.org/10.1007/s12297-020-00475-9>
- Eling, M., & Lehmann, M. (2018). The impact of digitalization on the insurance value chain and the insurability of risks. *The Geneva papers on risk and insurance-issues and practice*, 43(3), 359-396.
- Fitriani, N., & Basir, I. (2025). Understanding User Acceptance of AI-Powered Financial Advisory: A Dual-Process Model Integrating Trust, Satisfaction, and Perceived Risk. *Global Review of Tourism and Social Sciences*, 1(3), 225-239. <https://doi.org/10.53893/grtss.v1i3.402>
- Gade, S. (2022). The household financial management during the Covid pandemic—A comparative analysis. *Electrochemical Society Transactions*, 107(1), 7131-7141.
- Guest, G., Bunce, A., & Johnson, L. (2006). How Many Interviews Are Enough?: An Experiment with Data Saturation and Variability. *Field Methods*, 18(1), 59-82. <https://doi.org/10.1177/1525822X05279903>
- Guest, G., MacQueen, K. M., & Namey, E. E. (2011). *Applied thematic analysis*. sage publications.
- Heimerl, F., Lohmann, S., Lange, S., & Ertl, T. (2014). Word cloud explorer: Text analytics based on word clouds. 2014 47th Hawaii international conference on system sciences, 1833-1842. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6758829/>
- Jacoby, J., & Kaplan, L. B. (1972). The components of perceived risk. *ACR special volumes*.
- Knafllic, C. N. (2025). *Storytelling with data: A data visualization guide for business professionals*. John Wiley & Sons.
- Kumar, N., Srivastava, J. D., & Bisht, H. (2019). Artificial intelligence in insurance sector. *Journal of the Gujarat Research society*, 21(7), 79-91.
- Kunreuther, H. C., Pauly, M. V., & McMorow, S. (2013). *Insurance and behavioral economics: Improving decisions in the most misunderstood industry*. Cambridge University Press.
- Kunreuther, H., Meyer, R., & Michel-Kerjan, E. (2013). Overcoming decision biases to reduce losses from natural catastrophes. *Behavioral foundations of policy*, 398-413.
- Leidman, B. (2025). The impact of artificial intelligence and predictive analytics on insurance risk assessment in the digital age. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, 13(2), 375-388.
- Lincoln, Y. S., & Guba, E. G. (1988). Criteria for Assessing Naturalistic Inquiries as Reports. <https://eric.ed.gov/?id=ed297007>
- Marafon, D. L., Basso, K., Espartel, L. B., de Barcellos, M. D., & Rech, E. (2018). Perceived risk and intention to use internet banking: The effects of self-confidence and risk acceptance. *International Journal of Bank Marketing*, 36(2), 277-289.
- McNaught, C., & Lam, P. (2010). Using Wordle as a supplementary research tool. *Qualitative Report*, 15(3), 630-643.
- Mhlanga, D. (2020). Industry 4.0 in finance: The impact of artificial intelligence (AI) on digital financial inclusion. *International Journal of Financial Studies*, 8(3), 45.
- Miles, M. B., Huberman, A. M., & Saldana, J. (2014). *Qualitative data analysis*. sage.
- Mossin, J. (1968). Aspects of Rational Insurance Purchasing. *Journal of Political Economy*, 76(4), 553-568.
- Mrabet, N. (2007). *Techniques d'assurance*. Université Virtuelle de Tunis. <https://www.academia.edu/download/59129832/assurance20190505-80762-1ubqktl.pdf>

- Nofsinger, J. R. (2012). Household behavior and boom/bust cycles. *Journal of Financial Stability, The Financial Crisis of 2008, Credit Markets and Effects on Developed and Emerging Economies*, 8(3), 161-173. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2011.05.004>
- Novick, G. (2008). Is there a bias against telephone interviews in qualitative research? *Research in Nursing & Health*, 31(4), 391-398. <https://doi.org/10.1002/nur.20259>
- O’Cathain, A. (2009). Editorial: Mixed Methods Research in the Health Sciences: A Quiet Revolution. *Journal of Mixed Methods Research*, 3(1), 3-6. <https://doi.org/10.1177/1558689808326272>
- Outreville, J. F. (1998). Insurance Concepts. In J. F. Outreville (Éd.), *Theory and Practice of Insurance* (p. 131-146). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4615-6187-3_8
- Outreville, J. F. (2013). The Relationship Between Insurance and Economic Development: 85 Empirical Papers for a Review of the Literature. *Risk Management and Insurance Review*, 16(1), 71-122.
- Pandieswari, K., & Arumugam, U. (2026). Artificial Intelligence in Insurance: Transforming Risk Assessment and Claims Management. *International Multidisciplinary Research Journal Reviews (IMRJR)*, 3(1), 69-75. <https://doi.org/10.17148/IMRJR.2026.030110>
- Patriat, L. (2016). Le rôle du secteur de l’assurance dans le développement. *Techniques Financières et Développement*, 122(1), 7-14.
- Pisoni, G., & Díaz-Rodríguez, N. (2023). Responsible and human centric AI-based insurance advisors. *Information Processing & Management*, 60(3), 103273.
- Sabiri, B., & Benhmama, A. (2025). Should Credit Applications Always Be Humanized? An Analysis of the Moroccan Credit Market. In R. Jallouli, M. A. Bach Tobji, N. Omrani, & I. Jenhani (Éds.), *Digital Economy. Emerging Technologies and Business Innovation* (Vol. 560, p. 140-149). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-032-08603-7_10
- Sam-Bulya, N. J., Omokhoa, H. E., Ewim, C. P.-M., & Achumie, G. O. (2023). Developing a framework for artificial intelligencedriven financial inclusion in emerging markets. *International Journal of Financial Technology and Innovation*. https://www.allmultidisciplinaryjournal.com/uploads/archives/20250219173727_MGE-2025-1-425.1.pdf
- Tafa, S., Bajrami, R., Shabani, G., & Gashi, A. (2022). The impact of the COVID-19 pandemic on household income, consumption, and saving. *Corporate and Business Strategy Review*, 3(2), 296-305.
- Von Neumann, J., & Morgenstern, O. (1947). *Theory of games and economic behavior*, 2nd rev.
- Yasir, A., Ahmad, A., Abbas, S., Inairat, M., Al-Kassem, A. H., & Rasool, A. (2022). How artificial intelligence is promoting financial inclusion? A study on barriers of financial inclusion. 2022 International Conference on Business Analytics for Technology and Security (ICBATS), 1-6. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9759038/>