

L'impact de l'intelligence artificielle sur l'augmentation du taux de bancarisation des services financiers : Cas des Banques de la République Démocratique du Congo

Auteur : Kapulo Mitwele Kawele, Joseph

Promoteur(s) : Torsin, Wouter

Faculté : HEC-Ecole de gestion de l'Université de Liège

Diplôme : Master en sciences de gestion

Année académique : 2025-2026

URI/URL : <http://hdl.handle.net/2268.2/27746>

Avertissement à l'attention des usagers :

Tous les documents placés en accès ouvert sur le site le site MatheO sont protégés par le droit d'auteur. Conformément aux principes énoncés par la "Budapest Open Access Initiative"(BOAI, 2002), l'utilisateur du site peut lire, télécharger, copier, transmettre, imprimer, chercher ou faire un lien vers le texte intégral de ces documents, les disséquer pour les indexer, s'en servir de données pour un logiciel, ou s'en servir à toute autre fin légale (ou prévue par la réglementation relative au droit d'auteur). Toute utilisation du document à des fins commerciales est strictement interdite.

Par ailleurs, l'utilisateur s'engage à respecter les droits moraux de l'auteur, principalement le droit à l'intégrité de l'oeuvre et le droit de paternité et ce dans toute utilisation que l'utilisateur entreprend. Ainsi, à titre d'exemple, lorsqu'il reproduira un document par extrait ou dans son intégralité, l'utilisateur citera de manière complète les sources telles que mentionnées ci-dessus. Toute utilisation non explicitement autorisée ci-avant (telle que par exemple, la modification du document ou son résumé) nécessite l'autorisation préalable et expresse des auteurs ou de leurs ayants droit.

TITRE :

**L'IMPACT DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE SUR
L'AUGMENTATION DU TAUX DE BANCARISATION DES SERVICES
FINANCIERS :**

Cas des Banques de la République Démocratique du Congo

Promoteur : Professeur **Torsin WOUTER**

Prénom NOM :

Lecteur(s) :

Prénom NOM

Travail de fin d'études présenté par

Joseph KAPULO MITWELE KAWELE

en vue de l'obtention du diplôme de

Master en Sciences de Gestion, MBA International

Année académique 2025-2026

AVANT-PROPOS

Ce mémoire s'inscrit dans le prolongement direct d'une revue de littérature préalablement soumise et approuvée par le corps professoral, portant sur l'impact de l'intelligence artificielle sur la bancarisation

des services financiers en République Démocratique du Congo. Cette version constitue le mémoire complet : elle conserve l'intégralité de la revue de littérature (chapitres I à IX) et l'enrichit d'une démarche méthodologique empirique (chapitre X), d'une trame de présentation des résultats (chapitre XI) et d'une conclusion générale (chapitre XII), conformément à la structure attendue d'un mémoire de fin d'études du programme MBA International.

La phase de collecte de données empiriques auprès des banques commerciales congolaises n'ayant pas encore été menée au moment de la rédaction de cette version, le chapitre XI est présenté sous la forme d'une trame méthodologiquement complète mais dépourvue de données réelles ou simulées, conformément à un principe de rigueur académique qui exclut toute donnée fictive présentée comme un résultat de recherche. Cette version du mémoire a vocation à être complétée, dans une version ultérieure, par les résultats effectifs de l'enquête de terrain décrite au chapitre X.

EXECUTIVE SUMMARY

This thesis examines the extent to which artificial intelligence (AI) can contribute to increasing the rate of financial inclusion (“bancarisation”) in the Democratic Republic of Congo (DRC). In a context where less than 30% of the Congolese population has access to formal financial services, AI is presented in the international literature as a lever capable of overcoming structural, geographic and socio-economic barriers to financial inclusion. Building on a systematic review of the academic and institutional literature available at the African and Congolese levels, this thesis identifies the mechanisms through which AI technologies alternative credit scoring, multilingual chatbots, automated KYC, real-time fraud detection and regulatory reporting automation can extend the reach of banking institutions.

The thesis also highlights the persistent challenges related to digital infrastructure, the regulatory framework and public trust, while engaging with the critical literature on algorithmic bias, digital exclusion and data governance. A mixed-methods empirical design is proposed, combining a structured questionnaire and semi-structured interviews with commercial banks operating in the DRC, in order to test, in a subsequent phase, the hypotheses derived from the literature. This work is intended as a conceptual and operational foundation for future research and for financial inclusion policy in the DRC.

Keywords: Artificial intelligence, financial inclusion, banking, DRC, fintech, mobile money, credit scoring, algorithmic bias, data governance.

RÉSUMÉ

Moins de trois Congolais sur dix ont aujourd’hui accès à un service financier formel. Ce mémoire part de ce constat pour interroger le rôle que pourrait jouer l’intelligence artificielle dans l’accélération de la bancarisation en République Démocratique du Congo. En croisant les travaux théoriques et empiriques disponibles à l’échelle africaine et congolaise, il montre comment des technologies comme le scoring crédit alternatif, les chatbots, le mobile banking ou la détection de fraudes peuvent aider les banques à atteindre des populations restées, jusqu’ici, hors de leur portée.

Ce potentiel n’est cependant pas sans limites. L’infrastructure numérique reste fragile, le cadre réglementaire encore incomplet, et la confiance des populations envers les institutions financières demeure à construire. Ce mémoire s’appuie aussi sur une littérature plus critique, qui met en garde contre les biais algorithmiques, l’exclusion numérique et les zones d’ombre de la gouvernance des données des risques que l’enthousiasme autour de l’IA tend parfois à minimiser.

Pour aller au-delà de la seule synthèse théorique, une démarche méthodologique mixte est proposée afin de tester, auprès de banques commerciales opérant en RDC, les mécanismes et hypothèses dégagés de cette revue. L’ambition est modeste mais concrète : poser un socle conceptuel et opérationnel utile aussi bien aux recherches futures qu’aux politiques d’inclusion financière en RDC.

Mots-clés : Intelligence artificielle, bancarisation, inclusion financière, RDC, fintech, mobile money, scoring crédit, biais algorithmiques, gouvernance des données.

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma sincère reconnaissance à toutes les personnes qui, par leur soutien, leurs conseils ou leur disponibilité, ont contribué à la réalisation de ce mémoire.

Mes remerciements s'adressent en premier lieu à mon promoteur, le Professeur Torsin WOUTER, pour la qualité de son encadrement, la pertinence de ses observations et la rigueur méthodologique qu'il a su transmettre tout au long de ce travail.

Je remercie également le corps professoral et l'ensemble de l'équipe pédagogique du programme MBA International pour la richesse des enseignements dispensés durant ce cursus.

Ma gratitude va aussi aux professionnels du secteur bancaire et technologique congolais qui, à travers leurs échanges et leur expérience de terrain, ont nourri la réflexion développée dans ce mémoire.

Enfin, je dédie ce travail à ma famille et à mes proches, pour leur soutien constant, leur patience et leurs encouragements tout au long de ce parcours académique.

TABLE DES MATIÈRES

AVANT-PROPOS	2
EXECUTIVE SUMMARY	3
RÉSUMÉ.....	4
REMERCIEMENTS.....	5
TABLE DES MATIÈRES	6
LISTE DES ABRÉVIATIONS UTILISÉES DANS LE MÉMOIRE.....	11
LISTE DES TABLEAUX	12
LISTE DES FIGURES	13
0. INTRODUCTION GÉNÉRALE	14
0.1 Contexte de l'étude	14
0.2 Problématique du travail	14
Question principale	15
Questions spécifiques	15
0.3 Hypothèses de la recherche	15
Hypothèse principale (HP)	16
Hypothèses spécifiques	16
0.4 Objectifs visés par l'étude	16
0.4.1 Objectif général	16
0.4.2 Objectifs spécifiques.....	16
0.5 Méthodologie de la recherche.....	17
0.6 Délimitation spatio-temporelle du travail	17
0.7 Structure du mémoire	17
I. INTRODUCTION.....	19
II. CADRE CONCEPTUEL ET THÉORIQUE	20
2.1 Définitions et concepts fondamentaux	20
2.1.1 La bancarisation	20

2.1.2 L'intelligence artificielle dans les services financiers	20
2.1.3 Approfondissement des indicateurs de mesure de la bancarisation	20
2.2 Cadres théoriques mobilisés et leur articulation	21
2.2.1 La théorie de la diffusion des innovations (Rogers, 1962)	21
2.2.2 Le modèle TAM (Technology Acceptance Model Davis, 1989) et ses extensions.....	21
2.2.3 La théorie de l'inclusion financière (Sarma & Pais, 2011)	21
2.2.4 La théorie de l'intermédiation financière	21
2.2.5 Synthèse : quel cadre est le plus pertinent pour la RDC ?	22
2.3 Un cadre complémentaire : l'économie des coûts de transaction	22
2.2.6 Tableau récapitulatif des principales études empiriques mobilisées.....	22
2.4 Cadres réglementaires internationaux de référence	23
III. ÉTAT DE LA BANCARISATION EN RÉPUBLIQUE DÉMOCRATIQUE DU CONGO.....	24
3.1 Portrait statistique de l'inclusion financière en RDC.....	24
3.2 Obstacles structurels à la bancarisation	25
3.3 Émergence du mobile money comme premier vecteur d'inclusion	25
3.4 Comparaison régionale : la RDC face à ses pairs d'Afrique centrale et australe	26
3.5 Le rôle des institutions de microfinance et des coopératives d'épargne.....	26
IV. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS LE SECTEUR FINANCIER AFRICAIN	27
4.1 Vue d'ensemble des applications de l'IA : potentiels et tensions.....	27
4.2 Études de cas en Afrique : leçons pour la RDC	28
4.3 Tableau comparatif : applications de l'IA et impact sur la bancarisation	29
4.4 Enseignements transversaux pour la conception d'une stratégie d'IA bancaire en RDC	30
4.5 Le rôle des opérateurs télécoms et des grandes plateformes technologiques.....	31
V. MÉCANISMES D'IMPACT DE L'IA SUR LA BANCARISATION EN RDC	31
VI. DÉFIS, LIMITES ET OBSTACLES À L'IA DANS LE CONTEXTE CONGOLAIS.....	34
6.1 Défis infrastructurels	34
6.2 Défis réglementaires, gouvernance des données et risques algorithmiques.....	34

6.3 Défis liés au capital humain et aux compétences numériques.....	35
6.4 Enjeux de cybersécurité	35
6.5 Défis liés à la confiance et à l’acceptabilité sociale de l’IA	35
6.6 Défis liés à la soutenabilité économique des modèles d’IA pour les banques de petite taille.....	35
6.7 Risques macroprudentiels liés à une adoption rapide et non coordonnée de l’IA.....	36
VII. SYNTHÈSE CRITIQUE ET LACUNES DE LA LITTÉRATURE	37
7.1 Ce que la littérature établit : un consensus nuancé.....	37
7.2 Les lacunes identifiées.....	37
7.3 Vers un cadre synthétique intégrateur	38
VIII. PERSPECTIVES ET RECOMMANDATIONS.....	38
8.1 Recommandations pour les politiques publiques et la régulation	39
8.2 Recommandations pour les institutions bancaires	39
8.3 Agenda de recherche	39
8.4 Feuille de route indicative pour une adoption progressive de l’IA bancaire en RDC.....	40
IX. CONCLUSION DE LA REVUE DE LITTÉRATURE.....	40
X. DÉMARCHE MÉTHODOLOGIQUE DE LA RECHERCHE	41
10.1 Choix et justification de la démarche méthodologique	41
10.2 Population cible et échantillonnage.....	42
10.3 Outils de collecte des données	43
10.4 Modalités de collecte des données.....	43
10.5 Méthodes d’analyse des données.....	44
10.6 Limites méthodologiques	44
10.7 Considérations éthiques	45
10.8 Validité et fiabilité de la démarche	45
10.9 Calendrier prévisionnel de la recherche.....	45
XI. PRÉSENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS.....	47
11.1 Caractéristiques de l’échantillon.....	47

11.2 État des lieux de l'adoption de l'IA par les banques interrogées.....	48
11.3 Freins perçus à l'adoption de l'IA.....	49
11.4 Perceptions de l'impact de l'IA sur la bancarisation	50
11.5 Analyse comparative par type d'établissement.....	51
11.6 Analyse thématique des entretiens semi-directifs	53
11.7 Confrontation des résultats aux hypothèses de recherche.....	60
11.8 Matrice SWOT de l'adoption de l'IA bancaire en RDC	64
11.9 Grille de lecture anticipée (attentes issues de la littérature)	65
11.10 Limites anticipées de l'interprétation des résultats.....	66
11.11 Synthèse des résultats	66
XII. CONCLUSION GÉNÉRALE	67
12.1 Rappel de la démarche	67
12.2 Principaux enseignements de la revue de littérature	67
12.3 Statut des hypothèses de recherche	68
12.4 Recommandations	68
12.5 Limites de l'étude.....	69
12.6 Perspectives de recherche futures.....	69
ANNEXES	71
Annexe 1 : Questionnaire sur l'adoption de l'intelligence artificielle et son impact sur la bancarisation	71
Section 1 – Identification du répondant et de l'institution	71
Section 2 – État des lieux de l'adoption des technologies d'IA	71
Section 2bis – Indicateurs quantitatifs de bancarisation de l'institution (variable expliquée Y, données secondaires)	71
Section 3 – Perception de l'impact de l'IA sur la bancarisation (échelle de Likert 1 = Pas du tout d'accord à 5 = Tout à fait d'accord).....	72
Section 4 – Freins perçus à l'adoption de l'IA.....	72
Section 5 – Cadre réglementaire et gouvernance des données	72
Section 6 – Vision prospective et suggestions.....	72

Annexe 2 – Guide d’entretien semi-directif	73
Thème 1 – Trajectoire d’adoption de l’IA.....	73
Thème 2 – Perception des impacts sur la bancarisation.....	73
Thème 3 – Obstacles rencontrés	73
Thème 4 – Régulation et gouvernance des données	73
Thème 5 – Confiance et acceptabilité.....	73
Thème 6 – Vision prospective.....	73
Annexe 3 – Grille de codage thématique des entretiens	74
Annexe 4 – Lettre de présentation de l’étude.....	75
Annexe 5 – Formulaire de consentement éclairé.....	75
Annexe 6 – Indicateurs de suivi proposés pour un suivi longitudinal.....	76
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	77

LISTE DES ABRÉVIATIONS UTILISÉES DANS LE MÉMOIRE

Abréviation	Définition
BAD	Banque Africaine de Développement
BCC	Banque Centrale du Congo
CDF	Franc congolais
e-KYC	Electronic Know Your Customer (connaissance client numérique)
FMI	Fonds Monétaire International
FinTech	Financial Technology
GSMA	Groupe Speciale Mobile Association
IA	Intelligence Artificielle
IFC	International Finance Corporation
ITU	International Telecommunication Union
KYC	Know Your Customer (connaissance du client)
ML	Machine Learning (apprentissage automatique)
NLP	Natural Language Processing (traitement du langage naturel)
PIB	Produit Intérieur Brut
PME	Petite et Moyenne Entreprise
RDC	République Démocratique du Congo
SWOT	Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats
TAM	Technology Acceptance Model
TPE	Très Petite Entreprise
UNCDF	United Nations Capital Development Fund
USD	United States Dollar

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Applications de l'IA et impact sur la bancarisation : synthèse comparative des études de cas (chapitre IV)

Tableau 2 : Feuille de route indicative pour une adoption progressive de l'IA bancaire en RDC (chapitre VIII)

Tableau 3 : Calendrier prévisionnel de la recherche empirique (chapitre X)

Tableau 4 : Caractéristiques de l'échantillon (chapitre XI)

Tableau 5 : État des lieux de l'adoption de l'IA par les banques interrogées (chapitre XI)

Tableau 6 : Freins perçus à l'adoption de l'IA (chapitre XI)

Tableau 7 : Perceptions de l'impact de l'IA sur la bancarisation (chapitre XI)

Tableau 8 : Analyse comparative par type d'établissement (chapitre XI)

Tableau 9 : Analyse thématique des entretiens semi-directifs (chapitre XI)

Tableau 10 : Confrontation des résultats aux hypothèses de recherche (chapitre XI)

Tableau 11 : Matrice SWOT de l'adoption de l'IA bancaire en RDC (chapitre XI)

Tableau 12 : Grille de lecture anticipée des hypothèses (chapitre XI)

Tableau 13 : Grille de codage thématique des entretiens (Annexe 3)

Tableau 14 : Indicateurs de suivi proposés pour un suivi longitudinal (Annexe 4)

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Cadre synthétique intégrateur des trois systèmes de contraintes (chapitre VII)

Figure 2 : Démarche méthodologique séquentielle exploratoire (chapitre X)

0. INTRODUCTION GÉNÉRALE

0.1 Contexte de l'étude

L'inclusion financière demeure un défi central du développement économique en Afrique subsaharienne, où environ 57 % des adultes n'ont pas accès à un compte bancaire formel (Banque mondiale, Global Findex 2021). La République Démocratique du Congo (RDC) illustre cette problématique de manière particulièrement aiguë : selon les sources et les définitions retenues, son taux de bancarisation oscille entre 6 % et 30 %, plaçant le pays parmi les moins bancarisés au monde, avec de fortes disparités entre Kinshasa et les provinces rurales de l'Est et du Kasai.

Parallèlement, l'intelligence artificielle (IA) transforme en profondeur les modèles d'affaires du secteur financier mondial. Le scoring crédit alternatif, les chatbots multilingues, l'automatisation du KYC (e-KYC) ou encore la détection de fraudes en temps réel sont autant d'applications qui, dans plusieurs marchés africains (Kenya, Tanzanie, Ghana), ont déjà démontré leur capacité à réduire les coûts d'intermédiation et à élargir l'accès aux services financiers pour des populations jusque-là exclues. Le McKinsey Global Institute (2022) estime que ces technologies pourraient générer jusqu'à 50 milliards de dollars de valeur additionnelle annuelle pour les services financiers africains à l'horizon 2030.

En RDC, l'adoption de l'IA bancaire reste embryonnaire. Quelques initiatives pionnières (Rawbank, Equity Bank Congo, FINCA DRC) commencent à explorer ces technologies, mais elles demeurent peu documentées dans la littérature académique. C'est ce déficit de connaissances contextualisées, conjugué à un potentiel théorique important mais conditionnel, qui justifie la présente recherche : comprendre, à partir d'une revue de littérature approfondie puis d'une vérification empirique auprès des banques commerciales congolaises, dans quelle mesure l'intelligence artificielle peut concrètement contribuer à l'augmentation du taux de bancarisation en RDC.

Ce contexte national s'inscrit lui-même dans une dynamique régionale contrastée, présentée en détail au chapitre III : alors que des pays comme l'Afrique du Sud ou, dans une moindre mesure, la Zambie ont enregistré des progrès significatifs de leur taux de bancarisation au cours de la dernière décennie, la RDC demeure en retrait, malgré un potentiel démographique et économique considérable. Cet écart régional constitue une motivation supplémentaire pour interroger le rôle que pourrait jouer l'intelligence artificielle dans le rattrapage de ce retard structurel.

0.2 Problématique du travail

Le secteur bancaire congolais opère dans un environnement marqué par une forte prédominance de l'économie informelle, une asymétrie d'information persistante entre prêteurs et emprunteurs, des infrastructures numériques encore limitées et un cadre réglementaire en construction. Ces conditions favorisent un rationnement de facto de l'accès aux services financiers formels : les banques, faute d'informations fiables sur la solvabilité des populations non bancarisées, concentrent leur offre sur une clientèle déjà intégrée au système formel, laissant de côté une majorité de ménages et de petites entreprises aux perspectives économiques pourtant viables.

L'intelligence artificielle est présentée, dans la littérature internationale, comme un levier susceptible de desserrer cette contrainte informationnelle en exploitant des données alternatives (usage du mobile money, historique des télécommunications, comportements transactionnels) pour évaluer la solvabilité de populations dépourvues d'historique bancaire classique. Toutefois, cette promesse n'est

pas exempte de tensions : une partie de la littérature critique souligne que l'IA peut reproduire, voire amplifier, des biais et des exclusions existants si son déploiement n'est pas encadré par une gouvernance adéquate des données et des algorithmes (Ozili, 2020 ; Berg et al., 2020).

Ce mémoire s'inscrit dans cette tension entre potentiel et risque. Il vise à documenter, à partir du cas spécifique des banques opérant en RDC, les mécanismes par lesquels l'IA peut favoriser la bancarisation, les conditions structurelles qui en limitent la portée, et les précautions nécessaires pour que cette transformation technologique profite effectivement à l'inclusion financière plutôt qu'à sa fragmentation.

Question principale

Dans quelle mesure l'intelligence artificielle contribue-t-elle, ou est-elle susceptible de contribuer, à l'augmentation du taux de bancarisation des services financiers dans les banques commerciales de la République Démocratique du Congo ?

Questions spécifiques

1. Quelles applications de l'intelligence artificielle sont aujourd'hui déployées, à des degrés divers, par les banques commerciales opérant en RDC ?
2. Par quels mécanismes ces technologies peuvent-elles réduire les obstacles structurels, géographiques et informationnels à la bancarisation en RDC ?
3. Quels sont les freins infrastructurels, réglementaires et humains qui limitent la diffusion effective de l'IA bancaire dans le contexte congolais ?
4. Comment les acteurs bancaires congolais perçoivent-ils les opportunités et les risques, notamment les biais algorithmiques, associés à l'IA ?
5. Quelles évolutions du cadre réglementaire et de la gouvernance des données pourraient favoriser une adoption de l'IA véritablement inclusive en RDC ?

Cette problématique se double d'un enjeu de politique publique : la Banque Centrale du Congo a inscrit l'inclusion financière parmi ses priorités stratégiques, mais les instruments dont elle dispose pour orienter concrètement l'adoption de technologies émergentes par les banques commerciales restent limités, faute d'un état des lieux précis des pratiques effectivement déployées sur le terrain. Ce mémoire entend contribuer à combler ce déficit d'information, tant pour les décideurs publics que pour les directions stratégiques des banques commerciales elles-mêmes.

0.3 Hypothèses de la recherche

Sur la base du cadre théorique mobilisé dans la revue de littérature (théorie de la diffusion des innovations de Rogers, Technology Acceptance Model, théorie de l'inclusion financière de Sarma et Pais, théorie de l'intermédiation financière), les hypothèses suivantes sont formulées selon une logique explicative de type $Y = C + a_1V_1 + a_2V_2 + \dots + a_nV_n$, où Y désigne le taux de bancarisation observé dans les banques de l'échantillon (variable expliquée, mesurée par l'évolution du nombre de comptes actifs sur la période N-3 à N) et V1 à Vn les variables explicatives relatives à l'adoption de l'IA et à ses conditions (scoring alternatif, e-KYC, chatbots, détection de fraude, RegTech, contraintes infrastructurelles, cadre réglementaire). Cette modélisation, précisée au chapitre X, structure directement la démarche quantitative de vérification empirique ; les hypothèses sont ensuite confrontées aux résultats de l'enquête décrite au chapitre X et discutées au chapitre XI.

Hypothèse principale (HP)

L'adoption de technologies d'intelligence artificielle par les banques commerciales de la RDC (variables V1 à V5 du modèle) est positivement associée à l'augmentation du taux de bancarisation observé au sein de ces banques (Y), sous réserve de conditions infrastructurelles et réglementaires appropriées (variables de contrôle Vinfra et Vrèg), toutes choses égales par ailleurs.

Hypothèses spécifiques

H1 : Le degré d'adoption effective des applications d'IA par les banques congolaises (V1, mesuré par un score composite d'adoption : scoring alternatif, chatbots, e-KYC, détection de fraude) est positivement associé à l'évolution du taux de bancarisation de ces banques (Y), mais ce lien reste statistiquement ténu à ce stade compte tenu du caractère encore embryonnaire de l'adoption.

H2 : Les contraintes infrastructurelles (Vinfra : connectivité, électricité, pénétration des smartphones) modèrent négativement la relation entre adoption de l'IA (V1) et taux de bancarisation (Y), davantage que la volonté institutionnelle des banques elles-mêmes.

H3 : Le scoring crédit alternatif fondé sur l'IA (V2) est positivement associé à l'élargissement de l'accès au crédit formel pour les populations de l'économie informelle, une sous-composante de Y, mais expose à un risque de biais algorithmique susceptible d'affecter différemment certains groupes, notamment les femmes et les populations rurales.

H4 : L'absence d'un cadre réglementaire spécifique à l'IA et à la gouvernance des données en RDC (Vrèg) est négativement associée à l'adoption institutionnelle des solutions d'IA (V1) par les banques commerciales, agissant comme frein indirect sur Y.

H5 : La combinaison du cadre de Sarma et Pais (inclusion financière multidimensionnelle) et de la théorie de la diffusion des innovations de Rogers offre le pouvoir explicatif le plus élevé pour interpréter les résultats du modèle $Y = C + a_1V_1 + \dots + a_nV_n$; hypothèse de nature théorique, elle est évaluée non par régression mais par la cohérence qualitative des résultats avec ces deux cadres, à partir des entretiens semi-directifs (chapitres X et XI).

0.4 Objectifs visés par l'étude

0.4.1 Objectif général

Analyser dans quelle mesure l'intelligence artificielle contribue, ou est susceptible de contribuer, à l'augmentation du taux de bancarisation des services financiers dans les banques commerciales opérant en République Démocratique du Congo.

0.4.2 Objectifs spécifiques

Décrire l'état actuel de l'adoption des technologies d'IA par les banques commerciales congolaises.

Identifier les mécanismes par lesquels l'IA peut réduire les obstacles structurels à la bancarisation en RDC.

Analyser les perceptions des acteurs bancaires congolais quant aux opportunités et aux risques de l'IA pour l'inclusion financière.

Évaluer les contraintes infrastructurelles, réglementaires et humaines qui conditionnent le déploiement de l'IA dans le secteur bancaire congolais.

Formuler des recommandations opérationnelles à l'attention des régulateurs, des banques commerciales et des décideurs publics.

0.5 Méthodologie de la recherche

Ce mémoire adopte une démarche méthodologique mixte et séquentielle. Une première phase, exploratoire, repose sur une revue systématique de la littérature académique et institutionnelle disponible sur l'IA, la bancarisation et l'inclusion financière en Afrique et en RDC (chapitres I à IX). Cette revue a permis de construire le cadre théorique, d'identifier les mécanismes d'impact plausibles et de formuler les hypothèses de recherche selon un modèle explicatif de la forme $Y = C + a_1V_1 + a_2V_2 + \dots + a_nV_n$, où Y est le taux de bancarisation observé dans les banques de l'échantillon (variable expliquée, mesurée par des indicateurs objectifs nombre de comptes actifs, taux de croissance annuel collectés auprès des rapports annuels des banques et, lorsque disponible, de la BCC) et V1 à Vn les variables explicatives relatives à l'adoption de l'IA et à ses conditions (scoring alternatif, e-KYC, chatbots, détection de fraude, RegTech, contraintes infrastructurelles, cadre réglementaire). Une seconde phase, empirique et mixte, vise à confronter ce modèle et les hypothèses associées au terrain : un volet quantitatif, fondé sur un questionnaire structuré administré à plusieurs répondants par banque (minimum 30 observations) et sur la collecte d'indicateurs objectifs de bancarisation par banque, permet de tester statistiquement (corrélation, régression linéaire multiple) la relation entre adoption de l'IA et évolution de la bancarisation ; un volet qualitatif, fondé sur des entretiens semi-directifs, permet d'interpréter ces résultats et de documenter les logiques d'acteurs. La démarche méthodologique détaillée population cible, échantillonnage, instruments de collecte et méthodes d'analyse est présentée au chapitre X.

0.6 Délimitation spatio-temporelle du travail

Sur le plan spatial, l'étude porte sur les banques commerciales agréées par la Banque Centrale du Congo (BCC) et opérant sur le territoire de la République Démocratique du Congo, avec une attention particulière portée aux contrastes entre Kinshasa et les provinces à faible couverture bancaire. Sur le plan temporel, la revue de littérature mobilise principalement des travaux publiés entre 2018 et 2025, période qui correspond à l'accélération de la diffusion des technologies d'IA dans le secteur financier africain. La phase empirique du mémoire est prévue au cours de l'année académique 2025-2026.

Cette collecte de données s'adresse en priorité aux fonctions internes des banques les mieux placées pour porter un jugement informé sur l'adoption de l'IA (gestion des risques, digital et innovation, systèmes d'information), tout en intégrant, à titre de triangulation, le point de vue du régulateur et des acteurs FinTech, de manière à limiter le risque d'une lecture unilatérale du phénomène étudié.

0.7 Structure du mémoire

Ce mémoire est structuré en douze chapitres. Les chapitres I à IX constituent la revue de littérature théorique et empirique : cadre conceptuel et théorique (chapitre II), état de la bancarisation en RDC (chapitre III), l'IA dans le secteur financier africain (chapitre IV), mécanismes d'impact de l'IA sur la bancarisation (chapitre V), défis et limites (chapitre VI), synthèse critique et lacunes de la littérature (chapitre VII), perspectives et recommandations issues de la littérature (chapitre VIII) et conclusion de la revue de littérature (chapitre IX). Le chapitre X présente la démarche méthodologique retenue pour la vérification empirique des hypothèses. Le chapitre XI est consacré à la présentation et à l'analyse des résultats de l'enquête de terrain. Le chapitre XII propose la conclusion générale du mémoire,

synthétisant les apports théoriques et empiriques, les limites de l'étude et les perspectives de recherche futures. Le mémoire se termine par les annexes (instruments de collecte des données) et la bibliographie.

I. INTRODUCTION

L'inclusion financière constitue l'un des défis majeurs du développement économique en Afrique subsaharienne. Selon les données de la Banque mondiale (Global Findex, 2021), environ 57 % des adultes africains n'ont pas accès à un compte bancaire formel. En République Démocratique du Congo (RDC), ce taux d'exclusion financière atteint des niveaux particulièrement préoccupants, avec un taux de bancarisation estimé entre 6 % et 30 % selon les sources et les définitions retenues, plaçant le pays parmi les moins bancarisés du monde.

Simultanément, l'intelligence artificielle (IA) connaît une expansion dans le secteur financier mondial. Des technologies telles que l'apprentissage automatique (machine learning), le traitement du langage naturel (NLP) et les algorithmes de scoring prédictif transforment les modèles d'affaires bancaires, améliorant l'accessibilité, réduisant les coûts et permettant de cibler des populations autrefois exclues du système financier formel. Toutefois, cette transformation n'est pas exempte de risques : la littérature critique souligne que l'IA peut, si elle est mal conçue ou déployée sans garde-fous adéquats, reproduire et amplifier des inégalités existantes plutôt que de les résorber (Ozili, 2020 ; Adeoye et al., 2024).

C'est dans ce contexte que s'inscrit la présente revue de littérature, qui vise à répondre à la question centrale suivante : Dans quelle mesure l'intelligence artificielle peut-elle contribuer à l'augmentation du taux de bancarisation des services financiers dans les banques de la RDC ? Pour y répondre, nous mobilisons un corpus de travaux académiques évalués par les pairs, de rapports institutionnels et d'études empiriques portant sur l'IA, l'inclusion financière et les dynamiques bancaires en Afrique et spécifiquement en RDC. Conformément aux exigences d'une démarche analytique rigoureuse, la revue ne se limite pas à recenser les potentiels de l'IA, mais confronte également les positions optimistes à la littérature critique qui interroge ses limites et ses risques.

Cette revue s'articule autour de six grandes sections : (1) le cadre conceptuel et théorique ; (2) l'état de la bancarisation en RDC ; (3) l'IA dans le secteur financier africain ; (4) les mécanismes d'impact de l'IA sur la bancarisation ; (5) les défis et limites ; et (6) les lacunes de la littérature et perspectives de recherche.

Cette question s'inscrit également dans un débat plus large sur la manière dont les pays à faible revenu peuvent tirer parti de la quatrième révolution industrielle sans en subir de manière disproportionnée les externalités négatives. À la différence des économies déjà dotées d'infrastructures numériques matures, la RDC se trouve dans une situation où l'adoption de l'IA bancaire ne viendrait pas se superposer à un système déjà largement digitalisé, mais devrait au contraire composer avec des lacunes infrastructurelles de base, ce qui invite à interroger la pertinence, pour ce contexte spécifique, de modèles d'adoption technologique pensés initialement pour des économies plus avancées.

Ce mémoire se veut ainsi une contribution à un champ de recherche encore émergent : celui de l'économie politique de l'intelligence artificielle dans les systèmes financiers des pays à faible revenu, à l'intersection de la littérature sur l'inclusion financière, de la littérature sur l'adoption technologique et de la littérature critique sur la gouvernance algorithmique.

II. CADRE CONCEPTUEL ET THÉORIQUE

2.1 Définitions et concepts fondamentaux

2.1.1 La bancarisation

La bancarisation désigne le processus par lequel les individus et les entreprises accèdent aux services financiers formels offerts par des institutions bancaires ou assimilées. Selon Demirgüç-Kunt et al. (2018), la bancarisation inclut la possession d'un compte de dépôt, l'accès au crédit, à l'assurance et aux services de paiement électronique. Dans une acception élargie, l'inclusion financière englobe également la qualité et l'utilisation effective de ces services, et pas uniquement leur disponibilité formelle.

Plusieurs indicateurs permettent de mesurer le taux de bancarisation : le pourcentage d'adultes détenant un compte dans une institution financière, le nombre d'agences bancaires pour 100 000 habitants, le volume des dépôts bancaires rapporté au PIB, ou encore l'accès au crédit formel. En RDC, la Banque Centrale du Congo (BCC) retient généralement le premier indicateur, qui révèle une inclusion financière très faible par rapport aux moyennes régionales.

2.1.2 L'intelligence artificielle dans les services financiers

L'intelligence artificielle recouvre un ensemble de techniques permettant à des machines d'accomplir des tâches qui requièrent normalement l'intelligence humaine. Dans le secteur financier, Strusani et Houngbonon (2019), dans une note de l'IFC, distinguent trois catégories d'applications : l'IA de base (scoring crédit, chatbots, détection de fraudes), l'IA avancée (reconnaissance faciale, analyse de données non structurées) et l'IA autonome, encore peu déployée à échelle commerciale dans les marchés émergents. La notion de « FinTech », contraction de financial technology, désigne l'ensemble des entreprises et innovations technologiques qui concurrencent ou complètent les services financiers traditionnels. Les FinTechs africaines intègrent progressivement l'IA pour proposer des produits adaptés aux spécificités des marchés locaux, notamment en matière de mobile money et de microfinance numérique (Demirgüç-Kunt et al., 2018).

2.1.3 Approfondissement des indicateurs de mesure de la bancarisation

Au-delà des indicateurs d'accès (détention d'un compte), la littérature distingue des indicateurs de disponibilité (densité d'agences et de points de service, nombre de distributeurs automatiques par habitant) et des indicateurs d'usage effectif (fréquence des transactions, volume d'épargne mobilisé, taux d'utilisation du crédit formel). Klapper et Singer (2017) montrent que la seule multiplication des points d'accès physiques ou numériques ne garantit pas une utilisation régulière des services, notamment lorsque les coûts de transaction perçus par l'utilisateur restent élevés ou que la confiance dans l'institution demeure fragile.

Cette distinction entre accès, disponibilité et usage constitue le socle de l'indice multidimensionnel de Sarma et Pais (2011) mobilisé plus loin dans ce chapitre, et elle structure également la manière dont ce mémoire envisage l'évaluation de l'impact de l'IA : une solution d'IA qui facilite l'ouverture d'un compte sans en stimuler l'usage régulier n'améliore que partiellement la bancarisation au sens large.

2.2 Cadres théoriques mobilisés et leur articulation

La présente revue mobilise quatre cadres théoriques complémentaires. Plutôt que de les présenter de manière isolée, il s'agit ici d'examiner comment ils se combinent, se complètent ou se contredisent pour rendre compte des dynamiques d'adoption de l'IA bancaire dans le contexte congolais spécifique.

2.2.1 La théorie de la diffusion des innovations (Rogers, 1962)

La théorie de la diffusion des innovations d'Everett Rogers fournit un cadre analytique pertinent pour comprendre l'adoption des technologies d'IA dans le secteur bancaire congolais. Selon ce modèle, l'adoption d'une innovation dépend de cinq attributs perçus : l'avantage relatif, la compatibilité avec les pratiques existantes, la complexité, la testabilité et l'observabilité des résultats. Appliqué au contexte congolais, ce cadre permet d'expliquer les résistances à l'adoption des solutions bancaires numériques basées sur l'IA, notamment en raison de la faible familiarité technologique d'une fraction importante de la population (Mwamba, 2022).

2.2.2 Le modèle TAM (Technology Acceptance Model Davis, 1989) et ses extensions

Le Technology Acceptance Model (TAM) de Fred Davis postule que l'adoption d'une technologie dépend principalement de deux facteurs : l'utilité perçue et la facilité d'utilisation perçue. Ce modèle a été largement appliqué pour expliquer l'adoption des services bancaires mobiles en Afrique subsaharienne. Des études comme celles de Chitungo et Munongo (2013) au Zimbabwe confirment que les barrières culturelles et cognitives jouent un rôle primordial.

Cependant, le TAM original présente des limites dans les contextes de faible alphabétisation numérique : il présuppose un degré minimal de familiarité technologique que beaucoup d'utilisateurs potentiels en RDC ne possèdent pas encore. Cette limite rapproche le TAM de la théorie de Rogers, en soulignant que *compatibilité culturelle* et *complexité perçue* constituent des dimensions décisives dans les contextes à faibles ressources éducatives. En d'autres termes, l'utilité perçue ne peut se manifester que si le potentiel utilisateur dispose d'une capacité minimale d'évaluation technologique.

2.2.3 La théorie de l'inclusion financière (Sarma & Pais, 2011)

Mandira Sarma et Jesim Pais ont développé un indice multidimensionnel d'inclusion financière qui intègre l'accessibilité, la disponibilité et l'utilisation des services financiers. Leur approche théorique souligne que la bancarisation ne se réduit pas à l'ouverture d'un compte, mais implique un usage réel et régulier des services. Cette perspective est particulièrement pertinente pour évaluer les solutions d'IA : si ces dernières facilitent l'ouverture de comptes via l'e-KYC sans générer un usage effectif des produits financiers, elles ne contribuent qu'à la composante formelle de la bancarisation, sans en réaliser la dimension substantielle.

2.2.4 La théorie de l'intermédiation financière

La théorie classique de l'intermédiation financière (Diamond & Dybvig, 1983 ; Freixas & Rochet, 2008) explique le rôle des banques comme intermédiaires entre agents économiques à capacité de financement et agents à besoin de financement. L'IA renouvelle ce modèle en réduisant les coûts d'information et les asymétries qui fondaient historiquement l'exclusion des populations à faibles revenus.

2.2.5 Synthèse : quel cadre est le plus pertinent pour la RDC ?

Ces quatre théories ne sont pas substituables : elles éclairent des dimensions distinctes du phénomène. La théorie de l'intermédiation financière et le cadre Sarma-Pais expliquent les mécanismes économiques de l'exclusion et les conditions d'une inclusion effective. Le TAM et la théorie de Rogers permettent d'analyser les comportements individuels d'adoption. Cependant, ces cadres ont été développés dans des contextes institutionnels stables, ce qui constitue une limite pour leur application directe au contexte congolais.

Dans le contexte spécifique de la RDC marqué par la prédominance de l'économie informelle, la méfiance historique envers les institutions financières et la fragilité des infrastructures numériques, c'est la **combinaison** du modèle de Sarma-Pais avec la théorie de Rogers qui semble offrir le pouvoir explicatif le plus élevé : le premier définit ce que doit produire l'inclusion financière (accès, disponibilité, utilisation effective) ; le second explique pourquoi, même lorsque les solutions existent, leur adoption reste lente et inégale. La théorie de l'intermédiation financière fournit, quant à elle, le cadre macroéconomique dans lequel l'IA justifie son intégration institutionnelle. Le TAM, en revanche, paraît d'application limitée dans les zones à faible alphabétisation, où la rationalité évaluative des utilisateurs est contrainte par le déficit de compétences numériques.

2.3 Un cadre complémentaire : l'économie des coûts de transaction

Un dernier cadre théorique, plus rarement mobilisé dans la littérature sur l'inclusion financière africaine, mérite d'être introduit pour éclairer le raisonnement économique qui sous-tend le potentiel de l'IA : la théorie des coûts de transaction, développée par Coase (1937) puis systématisée par Williamson (1985). Selon cette perspective, l'exclusion financière des populations à faibles revenus s'explique en partie par le fait que les coûts fixes de traitement, de vérification et de suivi d'un client (coûts de transaction) excèdent la marge que les banques peuvent espérer tirer de comptes à faible solde ou de microcrédits.

L'IA agit directement sur cette équation économique : en automatisant la vérification d'identité, l'évaluation de solvabilité et le suivi des transactions, elle réduit le coût marginal de traitement de chaque client et peut ainsi rendre rentable la bancarisation de segments auparavant non rentables. Cette lecture par les coûts de transaction complète utilement le cadre de l'intermédiation financière présenté plus haut : là où la théorie de l'intermédiation explique le rôle structurel des banques, l'économie des coûts de transaction explique pourquoi ce rôle s'est historiquement mal exercé auprès des populations à faibles revenus, et par quel mécanisme précis l'IA peut modifier cet équilibre.

Pris ensemble, les cinq cadres théoriques mobilisés dans ce chapitre (diffusion des innovations, TAM, inclusion financière multidimensionnelle, intermédiation financière et coûts de transaction) offrent une grille de lecture à la fois macroéconomique (pourquoi l'IA peut élargir l'offre bancaire) et microéconomique (comment les individus adoptent, ou non, les solutions proposées). Cette articulation théorique guide la formulation des hypothèses de recherche présentées à l'introduction générale et la construction des instruments de collecte de données au chapitre X.

2.2.6 Tableau récapitulatif des principales études empiriques mobilisées

Le tableau suivant recense les principales études empiriques mobilisées dans ce chapitre et dans le chapitre V, en précisant leur ancrage géographique, leur approche méthodologique générale et leur apport principal pour ce mémoire.

Étude	Zone géographique	Approche méthodologique	Apport principal pour ce mémoire
Björkegren & Grissen (2020)	Afrique (données de mobile money)	Quantitative modélisation par apprentissage automatique	Démonstration du pouvoir prédictif des données comportementales mobiles pour le scoring crédit
Berg et al. (2020)	International (données de fintech)	Quantitative analyse économétrique	Mise en évidence des risques de biais dans le scoring alternatif
Chitungo & Munongo (2013)	Zimbabwe (zones rurales)	Quantitative enquête par questionnaire, extension du TAM	Validation empirique des barrières culturelles et cognitives à l'adoption mobile
Ghosh (2020)	Inde	Étude de cas institutionnelle	Illustration des conditions de réussite d'un déploiement d'identité numérique à grande échelle
Asongu & Nwachukwu (2018)	Afrique subsaharienne	Quantitative données de panel	Corrélation entre sécurisation des transactions mobiles et adoption des services financiers numériques
Adeoye et al. (2024)	International (revue systématique)	Revue systématique PRISMA de 70 articles	Synthèse du consensus nuancé sur le potentiel conditionnel de l'IA pour l'inclusion financière

2.4 Cadres réglementaires internationaux de référence

L'analyse du potentiel de l'IA bancaire en RDC ne peut faire abstraction des standards prudentiels et réglementaires internationaux qui, bien que conçus indépendamment des enjeux propres à l'IA, structurent aujourd'hui la manière dont les régulateurs africains, y compris la BCC, envisagent la modernisation de leur cadre de supervision. Trois référentiels méritent d'être mentionnés brièvement, avant d'être repris de manière plus opérationnelle au chapitre VI.

Les accords de Bâle, en particulier Bâle II et Bâle III élaborés par le Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, définissent les exigences de fonds propres et de gestion des risques auxquelles les banques sont progressivement invitées à se conformer, y compris en Afrique subsaharienne. L'intégration de modèles de scoring internes fondés sur l'IA s'inscrit directement dans la logique des approches de notation interne (Internal Ratings-Based) promues par Bâle II, qui autorisent les banques disposant de modèles internes validés à moduler leurs exigences de fonds propres en fonction du risque réellement mesuré plutôt que d'une pondération forfaitaire. (Basel Committee on Banking Supervision, 2017).

En matière de protection des données, le Règlement Général sur la Protection des Données (RGPD) de l'Union européenne constitue une référence internationale de facto, y compris pour des juridictions qui n'y sont pas directement soumises : ses principes de minimisation des données, de consentement explicite et de droit à l'explication des décisions automatisées inspirent de plus en plus les réflexions réglementaires africaines, notamment celles portant sur la gouvernance des données bancaires. Enfin, les recommandations du Groupe d'Action Financière (GAFI) en matière de lutte contre le blanchiment de capitaux encadrent indirectement les exigences de KYC que l'e-KYC basé sur l'IA cherche précisément à automatiser, ce qui impose que toute solution technologique déployée en RDC demeure compatible avec ces standards internationaux pour ne pas exposer le pays à un risque de dégradation de son évaluation par les instances internationales de conformité. (Union européenne, 2016 ; GAFI, 2023).

III. ÉTAT DE LA BANCARISATION EN RÉPUBLIQUE DÉMOCRATIQUE DU CONGO

3.1 Portrait statistique de l'inclusion financière en RDC

La RDC affiche l'un des taux de bancarisation les plus bas d'Afrique subsaharienne. Selon le rapport Global Findex 2021 de la Banque mondiale, seulement 26 % des adultes congolais déclarent posséder un compte dans une institution financière formelle, contre 55 % pour la moyenne de l'Afrique subsaharienne et 76 % au niveau mondial. Ces chiffres masquent d'importantes disparités internes : le taux de bancarisation atteint près de 45 % à Kinshasa, mais chute sous les 5 % dans les zones rurales des provinces de l'Est et du Kasai (BCC, 2022). En 2023, la RDC comptait une vingtaine de banques commerciales agréées pour une population estimée à plus de 100 millions d'habitants, soit une densité bancaire extrêmement faible (BCC, 2023 ; FMI, 2022).

Cette faible densité bancaire n'est pas un phénomène récent : elle s'inscrit dans une trajectoire de longue durée, marquée par les crises bancaires et monétaires des années 1990 et du début des années 2000, qui ont durablement affecté la confiance de la population congolaise envers les institutions financières formelles. Les réformes engagées par la BCC depuis le milieu des années 2010 (assainissement du secteur, renforcement des exigences prudentielles, mise en place progressive

d'une centrale des risques) ont permis une stabilisation du secteur bancaire, sans toutefois inverser significativement la tendance de fond de la sous-bancarisation.

Le tableau ci-dessous synthétise, à des fins de clarté, les principaux écarts de bancarisation constatés au sein du territoire congolais, tels qu'ils ressortent des données mobilisées ci-dessus.

Zone géographique	Taux de bancarisation estimé	Source
Moyenne nationale (RDC)	≈ 26 %	Banque mondiale, Global Findex 2021
Kinshasa (zone urbaine)	≈ 45 %	BCC, 2022
Provinces de l'Est et du Kasai (zones rurales)	< 5 %	BCC, 2022
Moyenne Afrique subsaharienne (référence comparative)	≈ 55 %	Banque mondiale, Global Findex 2021

3.2 Obstacles structurels à la bancarisation

La littérature identifie plusieurs catégories d'obstacles qui freinent la bancarisation en RDC :

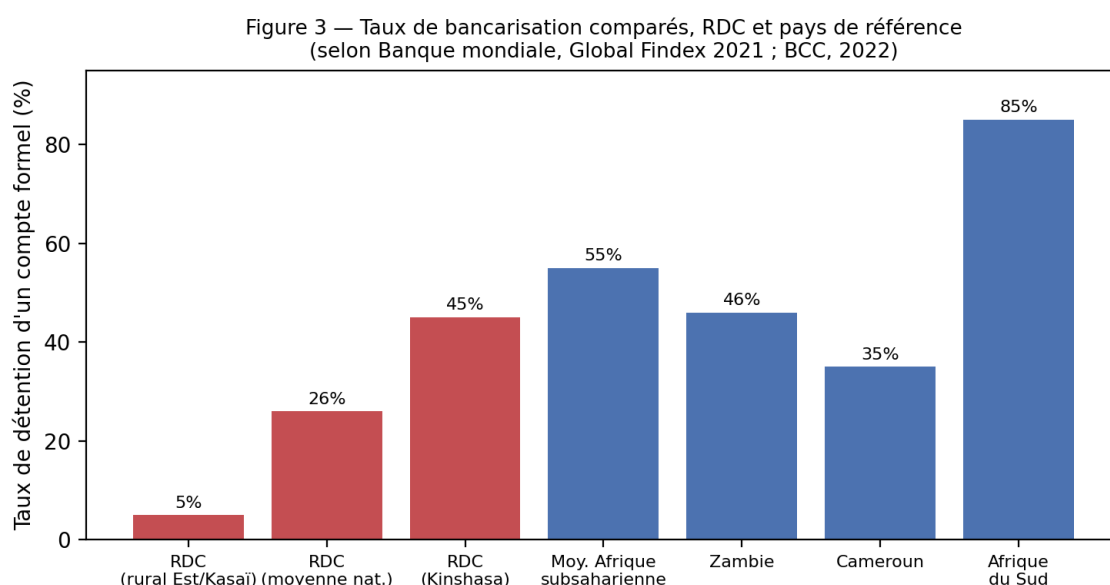
- **Obstacles géographiques** : Le pays s'étend sur plus de 2 345 409 de km², avec de vastes territoires enclavés mal desservis par les voies de communication. Le déploiement d'agences bancaires physiques dans ces zones est économiquement non viable pour les banques commerciales classiques (Kasongo & Mulamba, 2021).
- **Économiques** : La pauvreté massive : le PIB par habitant, estimé à environ 550 USD en 2022, implique que de nombreux ménages ne disposent pas de revenus suffisants pour justifier l'ouverture d'un compte bancaire formel (Banque mondiale, 2023).
- **Documentaires** : L'absence de documents d'identité officiels constitue un obstacle majeur aux procédures KYC standard (GSMA, 2023).
- **Culturels et comportementaux** : La défiance historique envers les institutions financières formelles, alimentée par des crises bancaires passées, pousse une frange significative de la population à privilégier l'informel (Mavungu, 2019).
- **Technologiques et infrastructurels** : La faible pénétration d'internet (27 % selon l'ITU, 2023) et d'électricité en zones rurales limite le déploiement des solutions bancaires numériques.

Ces obstacles ne se cumulent pas de manière uniforme sur le territoire : les provinces de l'Est, fragilisées par des décennies d'instabilité sécuritaire, cumulent obstacles géographiques, documentaires et de confiance, tandis que le Kongo Central ou le Kasai cumulent davantage des contraintes économiques et infrastructurelles. Cette hétérogénéité régionale, documentée par Kasongo et Mulamba (2021), invite à se méfier d'une lecture uniforme de la « bancarisation congolaise » et plaide pour des stratégies de déploiement de l'IA différenciées selon les contextes provinciaux.

3.3 Émergence du mobile money comme premier vecteur d'inclusion

Malgré ces contraintes, le mobile money a constitué un premier vecteur d'inclusion financière en RDC. Des opérateurs comme M-Pesa, Airtel Money et Orange Money ont contribué à étendre l'accès aux services de transfert et de paiement. Selon la GSMA (2023), le nombre de comptes de mobile money actifs en RDC dépassait 12 millions en 2022.

Cependant, comme le soulignent Kimanuka et Nkurunziza (2022), l'accès au mobile money ne se traduit pas automatiquement par une bancarisation au sens strict du terme. La plupart des utilisateurs n'ont pas accès aux produits d'épargne, de crédit ou d'assurance. Cette distinction rejoint le cadre analytique de Sarma et Pais (2011) : la présence formelle d'un compte de mobile money ne constitue qu'une des trois dimensions de l'inclusion financière (accessibilité), sans garantir la disponibilité et l'utilisation effective d'une gamme complète de services.



3.4 Comparaison régionale : la RDC face à ses pairs d'Afrique centrale et australe

Replacée dans son environnement régional, la situation de la RDC apparaît d'autant plus préoccupante que des pays comparables ont enregistré des progrès sensibles. Selon les estimations de la Banque mondiale (Global Findex, 2021), le taux de détention d'un compte formel atteint environ 85 % en Afrique du Sud, contre environ 46 % en Zambie et 35 % au Cameroun, deux pays d'Afrique australe et centrale dont les caractéristiques structurelles (taille de l'économie informelle, densité de population) sont pourtant proches de celles de la RDC.

Le cas sud-africain, souvent cité comme référence continentale, s'explique moins par une pénétration massive de l'IA que par la maturité de son système bancaire, la robustesse de son cadre réglementaire (South African Reserve Bank) et une infrastructure numérique nettement supérieure à la moyenne régionale. Le cas zambien illustre en revanche une trajectoire plus proche de celle envisageable pour la RDC : une progression portée principalement par le mobile money et des partenariats entre banques et opérateurs télécoms, avec une intégration encore limitée de solutions d'IA avancées. Ce contraste

régional suggère que la RDC dispose d'une marge de progression significative si les conditions infrastructurelles et réglementaires présentées au chapitre VI venaient à être réunies.

3.5 Le rôle des institutions de microfinance et des coopératives d'épargne

L'analyse de la bancarisation en RDC serait incomplète si elle se limitait aux banques commerciales agréées. Les institutions de microfinance (IMF) et les coopératives d'épargne et de crédit (COOPEC) jouent un rôle historique important dans le financement de l'économie populaire congolaise, en particulier pour les petites et très petites entreprises exclues des circuits bancaires classiques faute de garanties suffisantes. Lulungu et Kabamba (2022) soulignent que ces structures, souvent ancrées localement et fondées sur des mécanismes de confiance interpersonnelle plutôt que sur une évaluation formalisée du risque, occupent un espace intermédiaire entre le secteur bancaire formel et les réseaux informels d'épargne tels que les tontines.

Ce positionnement intermédiaire fait des IMF et des COOPEC des relais potentiellement précieux pour la diffusion de solutions d'IA en RDC : leur proximité avec une clientèle non bancarisée pourrait leur permettre de servir de point d'entrée pour des solutions de scoring alternatif ou d'e-KYC, à condition de disposer des capacités techniques et financières nécessaires à leur adoption, ce qui, en l'état actuel de la littérature, demeure largement hypothétique faute d'études empiriques dédiées à ce segment spécifique du secteur financier congolais.

Le tableau suivant positionne ces différents acteurs de l'économie populaire congolaise les uns par rapport aux autres, afin de clarifier leur rôle potentiel dans une stratégie d'extension de l'IA bancaire au-delà du seul secteur bancaire commercial.

Type d'acteur	Mode de fonctionnement	Population cliente typique	Potentiel d'intégration de l'IA (selon la littérature)
Banques commerciales	Institutions formelles, régulées par la BCC	Clientèle urbaine, salariée, entreprises formelles	Élevé : capacité d'investissement technologique la plus importante
Institutions de microfinance (IMF)	Institutions formelles de taille réduite, régulées mais avec des exigences allégées	Micro-entrepreneurs, PME informelles	Moyen : dépend de partenariats avec des prestataires technologiques externes
Coopératives d'épargne et de crédit (COOPEC)	Structures mutualistes locales	Membres d'une communauté ou d'un secteur d'activité donné	Faible à moyen : contraintes de capacités techniques et financières

Tontines et réseaux informels d'épargne	Mécanismes non régulés fondés sur la confiance interpersonnelle	Population largement exclue du système formel	Faible à ce jour : absence quasi totale de littérature empirique sur ce segment
---	---	---	---

IV. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS LE SECTEUR FINANCIER AFRICAIN

4.1 Vue d'ensemble des applications de l'IA : potentiels et tensions

L'Afrique subsaharienne connaît une vague d'innovations financières portées par l'IA. Selon McKinsey Global Institute (2022), les technologies d'IA pourraient générer jusqu'à 50 milliards de dollars de valeur additionnelle annuelle pour les services financiers africains à l'horizon 2030, essentiellement en élargissant l'accès aux populations non bancarisées. Ces projections ont été confirmées de manière plus nuancée par la revue systématique d'Adeoye et al. (2024), qui, à partir d'une analyse PRISMA de 70 articles évalués par les pairs, conclut que si « le potentiel transformateur de l'IA pour l'inclusion financière est confirmé, sa réalisation effective est conditionnée par des facteurs institutionnels et infrastructurels souvent absents dans les contextes de pauvreté élevée ».

Cette nuance est importante : elle rappelle qu'un consensus optimiste à l'échelle internationale ne préjuge pas des résultats dans un contexte donné. Les applications de l'IA les plus déployées dans le secteur financier africain incluent : (1) le **scoring crédit alternatif** (Branch, Jumo, Lendable) ; (2) les **chatbots NLP multilingues** (Equity Bank, UBA) ; (3) la **détection de fraudes en temps réel** ; et (4) **l'automatisation des processus KYC**. Chacune de ces applications présente un potentiel d'inclusion, mais aussi des risques spécifiques examinés dans les sections suivantes.

Cette dynamique continentale s'accompagne d'un essor du financement des FinTechs africaines : selon l'IFC (Strusani & Hounghonon, 2019), les investissements en capital-risque dans les FinTechs subsahariennes ont été multipliés par plus de cinq entre 2015 et 2019, avec une concentration marquée au Nigeria, au Kenya et en Afrique du Sud. La RDC, malgré la taille de sa population, ne représente à ce jour qu'une part marginale de ces flux d'investissement, ce qui contribue à expliquer le retard observé dans le déploiement local de solutions d'IA bancaire par rapport à ces marchés plus matures.

4.2 Études de cas en Afrique : leçons pour la RDC

M-Kopa au Kenya illustre comment l'IA peut créer un historique de crédit pour des populations non bancarisées. Branch International utilise des données comportementales des smartphones pour octroyer des microcrédits en moins de 10 minutes à des individus sans historique bancaire (Branch, 2022). Ces modèles ont démontré leur viabilité dans des contextes à forte pénétration mobile et cadre réglementaire propice. La transposabilité au contexte congolais reste cependant incertaine : l'étude de Björkegren et Grissen (2020) sur le mobile money en Afrique, si elle démontre la supériorité prédictive des algorithmes ML sur les données alternatives, souligne aussi que la qualité des données de téléphonie est une condition déterminante ; or, la couverture réseau et la pénétration des smartphones restent limitées en RDC.

Par ailleurs, dans l'espace francophone, Jumo opère dans plusieurs pays d'Afrique subsaharienne. Leur modèle repose sur l'analyse des données de mobile money pour évaluer en temps réel la capacité de remboursement. Les études d'impact montrent des taux d'approbation supérieurs aux banques traditionnelles (Jumo World, 2021). Il convient toutefois de noter que les contextes tanzanien ou ghanéen dans lesquels Jumo opère sont caractérisés par une maturité de l'écosystème mobile money et une stabilité réglementaire sensiblement plus élevées qu'en RDC.

En RDC, bien que l'adoption de l'IA reste embryonnaire, plusieurs initiatives méritent d'être signalées. La Rawbank a lancé une application mobile intégrant des fonctionnalités d'analyse prédictive. Equity Bank Congo s'appuie sur le modèle de sa maison mère kényane. La FINCA DRC expérimente des outils de scoring alternatif pour les microcrédits en milieu rural (BCC, 2023). Ces initiatives restent néanmoins peu documentées dans la littérature académique, ce qui constitue une lacune significative.

4.3 Tableau comparatif : applications de l'IA et impact sur la bancarisation

Application IA	Mécanisme d'impact	Pays / Contexte africain
Scoring crédit alternatif	Évalue la solvabilité sans historique bancaire via données mobiles	Kenya, Nigeria, Ghana, RDC (pilotes)
Chatbots NLP multilingues	Réduit les barrières linguistiques, disponibilité 24h/24	Afrique du Sud, Nigeria, RDC
Détection de fraudes en temps réel	Renforce la confiance et sécurise les transactions	Kenya, Tanzanie, Afrique du Sud
Automatisation KYC (e-KYC)	Simplifie l'ouverture de compte à distance	Nigeria, Ghana, Afrique du Sud

Le tableau suivant synthétise, à partir des études de cas présentées à la section 4.2 et des initiatives congolaises documentées, les applications d'IA recensées, leur zone géographique de référence, leur mécanisme d'impact principal sur la bancarisation et leur degré de transposabilité au contexte congolais tel qu'il ressort de la littérature mobilisée dans ce chapitre.

Application d'IA	Exemple(s) documenté(s)	Zone de référence	Mécanisme d'impact principal	Transposabilité à la RDC (selon la littérature)
Scoring crédit alternatif (données comportementales mobiles)	M-Kopa, Branch International	Kenya	Accès au crédit pour populations sans historique bancaire	Incertaine : dépend de la qualité des données de téléphonie,

				encore limitée en RDC
Scoring crédit basé sur le mobile money	Jumo	Tanzanie, Ghana	Évaluation en temps réel de la capacité de remboursement	Conditionnée par la maturité de l'écosystème mobile money, encore inégale en RDC
Analyse prédictive / scoring alternatif local	Rawbank, FINCA DRC	RDC	Extension du crédit aux microentreprises et zones rurales	Directe, mais initiatives encore peu documentées académiquement
Modèle de maison mère régionale	Equity Bank Congo	Kenya / RDC	Transfert de savoir-faire et d'outils digitaux	Favorable, sous réserve d'adaptation au contexte réglementaire local
e-KYC biométrique	Programme Aadhaar (référence internationale)	Inde	Simplification de l'ouverture de compte	Limitée à court terme : infrastructure et capacité institutionnelle inférieures à celles de l'Inde
Chatbots multilingues (NLP)	Equity Bank, UBA	Afrique de l'Est et de l'Ouest	Réduction des barrières linguistiques	Limitée : ressources NLP quasi inexistantes pour les langues congolaises

4.4 Enseignements transversaux pour la conception d'une stratégie d'IA bancaire en RDC

Au-delà de leurs spécificités, les cas de M-Kopa, Branch, Jumo et des initiatives pionnières congolaises convergent vers trois enseignements transversaux. Premièrement, la réussite de ces modèles repose systématiquement sur la disponibilité de données comportementales de qualité (mobile money, télécommunications), ce qui place la maturité de l'écosystème du mobile money comme un préalable quasi incontournable à tout déploiement de scoring alternatif. Deuxièmement, l'ensemble de ces

initiatives se sont développées dans un cadre réglementaire relativement permissif à leurs débuts, avant qu'une régulation plus stricte n'intervienne a posteriori, une séquence que la BCC pourrait chercher à reproduire de manière plus proactive via un régime de sandbox réglementaire (voir chapitre VIII).

Troisièmement, aucun des cas examinés n'a atteint une échelle significative sans un partenariat étroit entre acteur bancaire ou FinTech et opérateur de télécommunications. Pour la RDC, où le marché du mobile money est dominé par un nombre restreint d'opérateurs (Vodacom M-Pesa, Airtel Money, Orange Money), cette leçon suggère que la vitesse de diffusion de l'IA bancaire dépendra largement de la capacité des banques congolaises à nouer des alliances stratégiques avec ces opérateurs, plutôt que de développer des solutions propriétaires isolées.

4.5 Le rôle des opérateurs télécoms et des grandes plateformes technologiques

L'essor de l'IA bancaire en Afrique ne peut être compris indépendamment du rôle croissant des opérateurs de télécommunications et des grandes plateformes technologiques internationales dans l'écosystème financier. Le cas le plus documenté demeure celui de Safaricom au Kenya, dont la filiale M-Pesa a progressivement construit, autour du mobile money, un écosystème de services financiers incluant l'épargne, le crédit et l'assurance, en s'appuyant sur des capacités d'analyse de données et d'IA développées ou acquises en interne. Ce modèle dit « telco-led » diffère sensiblement du modèle « bank-led » plus répandu en Afrique francophone, où les opérateurs télécoms nouent des partenariats avec des banques plutôt que de porter eux-mêmes l'offre de services financiers.

En RDC, le marché du mobile money reste structuré autour de trois opérateurs principaux (Vodacom M-Pesa, Airtel Money, Orange Money), dans une configuration encore largement « bank-led » ou hybride, sans qu'aucun de ces opérateurs n'ait, à ce jour, développé une offre de services financiers aussi intégrée que celle de Safaricom au Kenya. Par ailleurs, le déploiement d'infrastructures d'IA à grande échelle repose de plus en plus sur des services d'informatique en nuage (cloud computing) proposés par un nombre restreint de fournisseurs internationaux, ce qui soulève, pour des marchés comme la RDC, des enjeux de souveraineté numérique et de dépendance technologique qui débordent le strict cadre bancaire, mais conditionnent indirectement la viabilité à long terme de toute stratégie nationale d'IA financière.

Cette dimension géoéconomique de l'IA bancaire, encore peu explorée par la littérature académique consacrée spécifiquement à la RDC, mériterait d'être davantage explorée dans les travaux futurs, notamment pour évaluer dans quelle mesure la dépendance à des infrastructures technologiques étrangères pourrait constituer, à terme, une nouvelle forme de vulnérabilité structurelle pour le secteur bancaire congolais.

V. MÉCANISMES D'IMPACT DE L'IA SUR LA BANCARISATION EN RDC

L'un des mécanismes fondamentaux par lesquels l'IA peut accroître la bancarisation en RDC est la réduction des coûts d'acquisition et de service des clients. Selon une étude de l'UNCDF (2021), le coût unitaire d'une transaction via un agent mobile ou une application IA est entre 10 et 15 fois inférieur à celui d'une transaction en agence physique. Cette économie d'échelle permet aux banques de servir

de manière rentable des clients à faibles revenus et des zones géographiquement éloignées. Il convient cependant de ne pas surestimer cet argument : la réduction du coût de la transaction ne supprime pas les préalables infrastructurels (connectivité, électricité, smartphone) sans lesquels les solutions numériques restent inaccessibles.

Un second mécanisme, complémentaire au premier, tient au scoring crédit alternatif comme vecteur d'accès au crédit formel. L'accès au crédit constitue souvent la première étape vers une bancarisation effective. En RDC, la grande majorité de la population active est dans l'économie informelle. Les algorithmes d'IA permettent de construire des scores de crédit alternatifs en analysant des données non conventionnelles. Björkegren et Grissen (2020) ont démontré, sur des données de mobile money africaines, que les algorithmes de machine learning construits sur les données de communication permettaient de prédire la solvabilité avec une précision supérieure aux modèles traditionnels.

Cette démonstration doit être mise en regard de la littérature critique sur les biais algorithmiques : Berg et al. (2020), dans une étude publiée dans le *Journal of Financial Economics*, montrent que si les modèles de scoring alternatif améliorent l'inclusion en moyenne, ils peuvent simultanément exacerber les inégalités pour certains sous-groupes notamment les femmes et les populations rurales si les données d'entraînement reflètent des biais historiques. Ozili (2020) souligne, dans une perspective complémentaire, que l'opacité des modèles de scoring algorithmique soulève des questions fondamentales de justice financière et de recours pour les individus refusés. Ces tensions entre promesses d'inclusion et risques d'exclusion algorithmique constituent un débat ouvert dans la littérature, particulièrement pertinent pour la RDC où les inégalités de genre dans l'accès financier sont documentées.

Un troisième mécanisme réside dans l'automatisation du KYC et la simplification de l'ouverture de compte. Les exigences de connaissance client (KYC) constituent un obstacle majeur à la bancarisation en RDC. Les technologies d'IA appliquées au KYC numérique (e-KYC) offrent des solutions alternatives : reconnaissance faciale biométrique, vérification des empreintes digitales, analyse des métadonnées téléphoniques. En Inde, le programme Aadhaar a démontré qu'un système d'identité numérique biométrique couplé à l'IA pouvait permettre à des centaines de millions d'individus d'accéder au système financier formel (Ghosh, 2020). La BCC a lancé en 2022 un projet pilote d'identité numérique qui, s'il est couplé à des solutions d'IA, pourrait transformer l'accès aux services bancaires en RDC.

Toutefois, la transposabilité du modèle Aadhaar nécessite une réserve analytique : le contexte indien bénéficiait d'une infrastructure numérique et d'une capacité institutionnelle de déploiement considérablement plus développées que celles de la RDC. Les leçons de l'Inde sont instructives mais non directement transposables.

Un quatrième levier concerne les chatbots multilingues, susceptibles de réduire les barrières linguistiques. La RDC présente une extraordinaire diversité linguistique, avec plus de 200 langues et dialectes locaux. Les chatbots alimentés par des modèles de traitement du langage naturel multilingues peuvent interagir avec les clients dans leurs langues locales. Des travaux récents sur le NLP pour les langues africaines à faible ressource (Adelani et al., 2021 ; Nekoto et al., 2020) ouvrent des perspectives, même si ces travaux restent au stade académique pour les langues congolaises spécifiques. Cette limite constitue un écart réel entre le potentiel théorique des chatbots NLP et leur applicabilité immédiate en RDC.

Enfin, un cinquième mécanisme tient à la détection de fraudes, facteur de renforcement de la confiance. La faible confiance dans les institutions financières formelles constitue un frein majeur à la bancarisation en RDC (Mavungu, 2019). Les systèmes d'IA de détection de fraudes en temps réel peuvent contribuer à renforcer la sécurité des transactions. Asongu et Nwachukwu (2018) ont montré que la sécurisation des transactions mobiles était positivement corrélée à la propension des individus à utiliser les services financiers numériques en Afrique subsaharienne. Cependant, cette corrélation doit être interprétée avec prudence : elle n'établit pas un lien de causalité robuste, et les mécanismes par lesquels la perception de sécurité se traduit en adoption effective restent sous-étudiés dans le contexte congolais spécifiquement.

Un sixième mécanisme, plus émergent dans la littérature mais potentiellement structurant à moyen terme, concerne l'automatisation du reporting réglementaire et de la conformité, ce que la littérature anglo-saxonne désigne sous le terme de RegTech. Les obligations prudentielles imposées par la BCC, notamment en matière de lutte contre le blanchiment de capitaux et de suivi des ratios de solvabilité, représentent une charge administrative importante pour les banques congolaises de taille moyenne, qui peinent parfois à mobiliser les ressources humaines nécessaires à un reporting fiable et rapide. Des solutions d'IA appliquées à l'extraction et à la vérification automatisée des données réglementaires pourraient réduire ce fardeau, libérant des ressources internes qui pourraient être redéployées vers des activités d'acquisition de nouveaux clients, un mécanisme indirect, mais potentiellement significatif, d'impact sur la bancarisation.

Ces six mécanismes ne doivent cependant pas être lus comme des leviers indépendants : la littérature suggère au contraire qu'ils s'articulent en séquence. L'automatisation du KYC facilite l'acquisition initiale du client ; le scoring alternatif conditionne l'accès au crédit une fois le compte ouvert ; les chatbots et la détection de fraude soutiennent, dans la durée, l'usage effectif et la confiance nécessaires à la fidélisation. Une stratégie d'IA bancaire cohérente pour la RDC gagnerait ainsi à être pensée comme un parcours client intégré plutôt que comme une juxtaposition de solutions technologiques ponctuelles.

Le tableau suivant synthétise les six mécanismes d'impact discutés dans ce chapitre, la principale référence mobilisée pour chacun, ainsi que le risque ou la limite majeure qui lui est associée dans la littérature critique.

Mécanisme d'impact	Référence clé mobilisée	Risque ou limite principal identifié
Réduction des coûts d'intermédiation	UNCDF (2021)	Ne supprime pas les préalables infrastructurels (connectivité, électricité)
Scoring crédit alternatif	Björkegren & Grissen (2020)	Risque de biais algorithmique (Berg et al., 2020 ; Ozili, 2020)
Automatisation du KYC (e-KYC)	Ghosh (2020)	Transposabilité incertaine hors d'un contexte d'infrastructure forte

Chatbots multilingues (NLP)	Adelani et al. (2021) ; Nekoto et al. (2020)	Ressources NLP quasi inexistantes pour les langues congolaises
Détection de fraudes	Asongu & Nwachukwu (2018)	Lien de causalité avec l'adoption effective encore sous-étudié
Automatisation du reporting réglementaire (RegTech)	Buchak et al. (2018)	Effets d'échelle défavorables aux petites institutions (section 6.6)

VI. DÉFIS, LIMITES ET OBSTACLES À L'IA DANS LE CONTEXTE CONGOLAIS

6.1 Défis infrastructurels

L'efficacité de l'IA dans le secteur bancaire repose sur une infrastructure numérique robuste qui fait largement défaut en RDC. Le taux d'électrification est estimé à environ 19 % selon la Banque africaine de développement (BAD, 2022). La qualité et la couverture des réseaux de téléphonie mobile restent insuffisantes, en particulier en zones rurales et périurbaines. Ces contraintes infrastructurelles ne peuvent être résolues par l'IA seule : elles constituent un préalable au déploiement de toute solution numérique.

Au-delà de l'électrification et de la couverture réseau, la fiabilité de l'alimentation électrique constitue un enjeu distinct : les coupures fréquentes, y compris dans les zones formellement électrifiées, imposent aux institutions bancaires des investissements coûteux en solutions de secours (générateurs, batteries), renchérissant d'autant le coût de possession des infrastructures nécessaires à l'IA, notamment les centres de données et les serveurs locaux.

6.2 Défis réglementaires, gouvernance des données et risques algorithmiques

Le cadre réglementaire congolais n'est pas encore adapté aux exigences des technologies d'IA. La loi sur la protection des données personnelles reste lacunaire, créant une incertitude juridique pour les institutions souhaitant exploiter des données alternatives à des fins de scoring crédit. La BCC a adopté une instruction sur la monnaie électronique (révisée en 2019), mais les dispositions spécifiques à l'IA et aux FinTechs restent à développer.

Au-delà des lacunes réglementaires, la littérature académique récente pointe des risques algorithmiques spécifiques que la version initiale de cette revue ne traitait pas systématiquement. Ozili (2020) et Adeoye et al. (2024) identifient trois catégories de risques : (1) le **biais algorithmique** : les modèles entraînés sur des données historiquement biaisées peuvent reproduire et amplifier des discriminations (genre, origine régionale, communauté) ; (2) l'**exclusion numérique** : les segments de population sans smartphone ou sans connectivité sont systématiquement exclus des solutions d'IA, risquant ainsi de créer une *inclusion financière à deux vitesses* ; (3) les **risques de surveillance** : la collecte systématique de données comportementales à des fins de scoring peut, en l'absence de

réglementation adéquate, constituer une forme de surveillance financière aux effets potentiellement coercitifs sur les populations vulnérables.

Ces risques ne remettent pas en cause le potentiel inclusif de l'IA, mais ils imposent que son déploiement soit encadré par des garanties institutionnelles et réglementaires qui font actuellement défaut en RDC.

Cette faiblesse du cadre réglementaire ne doit pas occulter les initiatives récentes de la BCC en matière de surveillance des institutions de monnaie électronique. Toutefois, ces initiatives restent principalement centrées sur la stabilité financière et la lutte contre le blanchiment, et n'intègrent pas encore de dispositions spécifiques relatives à l'audit algorithmique ou à la portabilité des données bancaires, deux enjeux pourtant identifiés comme prioritaires par la littérature internationale (Ozili, 2020).

6.3 Défis liés au capital humain et aux compétences numériques

Le déploiement de l'IA dans le secteur bancaire congolais se heurte à une pénurie sévère de compétences en data science et en ingénierie logicielle. Les universités congolaises forment encore peu de spécialistes en intelligence artificielle, et les talents disponibles sont souvent attirés vers des marchés plus rémunérateurs à l'étranger. Du côté des utilisateurs finaux, les faibles niveaux d'alphabétisation numérique constituent un obstacle à l'adoption (Mwamba, 2022). Cette double contrainte (côté offre et côté demande) illustre la complémentarité des cadres de Rogers et de Sarma-Pais : l'innovation peut exister sans être adoptée, et son adoption ne garantit pas son utilisation effective.

Cette pénurie de compétences ne se limite pas aux banques elles-mêmes : elle touche également les organes de supervision, dont la capacité à auditer et à comprendre les modèles d'IA déployés par les institutions supervisées conditionne pourtant l'efficacité de toute régulation future. Le renforcement des capacités techniques de la BCC en matière d'IA constitue, à ce titre, un investissement préalable à toute politique de régulation ambitieuse.

6.4 Enjeux de cybersécurité

L'augmentation de la numérisation des services financiers s'accompagne d'une exposition accrue aux risques de cybersécurité. Salahdine et Kaabouch (2019) rappellent que la sécurité by design doit être intégrée dès la conception des systèmes d'IA, ce qui implique des investissements importants en infrastructure de cybersécurité difficilement accessibles pour de nombreuses banques congolaises de petite ou moyenne taille.

6.5 Défis liés à la confiance et à l'acceptabilité sociale de l'IA

Un dernier défi, de nature davantage sociologique que technique, concerne l'acceptabilité sociale des décisions automatisées. Dans un contexte où la défiance envers les institutions financières formelles reste élevée (Mavungu, 2019), l'introduction de décisions de crédit ou de blocage de compte prises par des algorithmes, sans explication accessible à l'utilisateur, risque de renforcer plutôt que de réduire cette défiance. La littérature sur l'explicabilité de l'IA (« explainable AI ») souligne l'importance de mécanismes de recours et d'explication compréhensibles par des usagers non spécialistes, une exigence rarement prise en compte dans les déploiements observés en Afrique subsaharienne à ce jour.

Ce déficit d'explicabilité est d'autant plus sensible en RDC que le niveau d'alphabétisation financière et numérique de la population reste faible, ce qui restreint la capacité des usagers à comprendre, contester ou anticiper une décision algorithmique. Il en résulte un risque de perception de l'IA comme une boîte noire arbitraire, susceptible de saper les bénéfices attendus en matière de confiance et, in fine, de bancarisation durable.

6.6 Défis liés à la soutenabilité économique des modèles d'IA pour les banques de petite taille

Un dernier défi, de nature davantage économique qu'institutionnelle, concerne le retour sur investissement des solutions d'IA pour les banques de petite ou moyenne taille, qui composent une part significative du paysage bancaire congolais. Les coûts de développement ou d'acquisition de solutions de scoring alternatif, d'e-KYC biométrique ou de détection de fraude en temps réel supposent des investissements initiaux substantiels, difficilement amortissables sur une base de clientèle réduite. Buchak et al. (2018) montrent, dans le contexte américain, que les FinTechs les plus performantes bénéficient d'effets d'échelle technologique que des institutions de taille modeste peinent structurellement à atteindre.

Pour les banques congolaises de taille intermédiaire, cette contrainte suggère que l'adoption de l'IA passera plus probablement par des solutions mutualisées (plateformes partagées, prestataires de services technologiques communs, partenariats avec des opérateurs de mobile money) que par le développement de systèmes propriétaires internes, à l'image de ce qu'ont pu observer certaines banques régionales dans d'autres marchés africains. Cette hypothèse de mutualisation technologique n'a toutefois pas été spécifiquement testée dans le contexte congolais, ce qui constitue une piste supplémentaire pour l'agenda de recherche présenté à la section 8.3.

Pris dans leur ensemble, les six catégories de défis présentées dans ce chapitre (infrastructurels, réglementaires, humains, sécuritaires, sociaux et économiques) ne doivent pas être lus comme des obstacles indépendants les uns des autres, mais comme un système de contraintes interdépendantes : l'absence de compétences internes en data science, par exemple, retarde la capacité des banques à concevoir des solutions adaptées au contexte local, ce qui accroît leur dépendance à des solutions importées, elles-mêmes moins bien calibrées aux données et aux langues congolaises. Cette lecture systémique des défis, plutôt qu'une lecture séquentielle, est reprise et formalisée dans le cadre synthétique intégrateur proposé à la section suivante.

6.7 Risques macroprudentiels liés à une adoption rapide et non coordonnée de l'IA

Au-delà des risques microéconomiques déjà discutés (biais algorithmique, exclusion numérique), une dernière catégorie de risques, de nature macroprudentielle, mérite d'être signalée. Une adoption rapide et non coordonnée de modèles de scoring alternatif par plusieurs banques congolaises, en l'absence de normes communes de validation de modèles, pourrait conduire à une forme de corrélation cachée des risques de crédit à l'échelle du système bancaire : si plusieurs institutions s'appuient sur des sources de données similaires (par exemple les mêmes opérateurs de mobile money) et des architectures algorithmiques proches, un choc affectant la fiabilité de ces données pourrait affecter simultanément la qualité des portefeuilles de crédit de l'ensemble du secteur.

Ce risque, documenté dans la littérature sur la stabilité financière des marchés développés à propos des modèles de notation interne sous Bâle II (Buchak et al., 2018), n’a pas encore fait l’objet d’une attention spécifique dans la littérature consacrée à l’Afrique subsaharienne, alors même que la concentration du marché du mobile money congolais autour de trois opérateurs (section 4.5) pourrait précisément créer les conditions d’une telle corrélation cachée. Ce constat renforce la recommandation, formulée au chapitre VIII, d’un renforcement des capacités de supervision algorithmique de la BCC, qui devrait à terme intégrer une dimension macroprudentielle et non seulement microprudentielle à son contrôle des modèles d’IA bancaire.

VII. SYNTHÈSE CRITIQUE ET LACUNES DE LA LITTÉRATURE

7.1 Ce que la littérature établit : un consensus nuancé

La revue des travaux disponibles permet d’établir plusieurs conclusions. Il existe un consensus dans la littérature internationale sur le fait que l’IA peut contribuer à l’inclusion financière dans les pays en développement, principalement par la réduction des coûts et le développement d’outils de scoring alternatifs (Demirgüç-Kunt et al., 2018 ; McKinsey, 2022). La revue systématique d’Adeoye et al. (2024) confirme ce potentiel tout en insistant sur le caractère conditionnel de sa réalisation.

Il convient cependant de ne pas ignorer les voix dissidentes : une littérature croissante, représentée notamment par Ozili (2020) et Berg et al. (2020), appelle à une lecture moins optimiste. Ces auteurs soulignent que l’IA peut être un vecteur d’exclusion plutôt que d’inclusion si elle n’est pas encadrée par des politiques de gouvernance adaptées. Ce débat n’est pas tranché dans la littérature, et la position que retiendra cette étude pour la RDC devra s’appuyer sur des évidences empiriques locales actuellement manquantes.

Ce débat non tranché a une implication méthodologique directe pour ce mémoire : plutôt que de trancher a priori en faveur de l’une ou l’autre position, la démarche empirique proposée aux chapitres X et XI vise précisément à documenter, dans le contexte spécifique des banques congolaises, où se situe le curseur entre potentiel d’inclusion et risque d’exclusion algorithmique.

Ce consensus nuancé se retrouve également dans les travaux consacrés à d’autres régions en développement : Ghosh (2020) souligne, à propos de l’Inde, que la réussite de l’identité numérique biométrique tient moins à la sophistication technologique de l’IA elle-même qu’à la constance politique et à la stabilité institutionnelle qui ont permis un déploiement sur plus d’une décennie. Cette temporalité longue invite à la prudence quant aux attentes de résultats rapides pour la RDC, où les réformes institutionnelles restent encore récentes et fragiles.

7.2 Les lacunes identifiées

La revue met en lumière plusieurs lacunes importantes. Premièrement, la littérature spécifique à la RDC est très peu développée. La majorité des études concerne l’Afrique de l’Est et de l’Ouest, avec des travaux parcellaires sur la RDC, souvent limités à des rapports institutionnels sans rigueur académique approfondie.

Deuxièmement, les études empiriques quantitatives mesurant directement l’impact de l’IA sur le taux de bancarisation en RDC sont quasi inexistantes. Des études économétriques rigoureuses basées sur des données de panel seraient nécessaires pour établir des liens de causalité.

Troisièmement, les dimensions de genre et d'équité dans l'accès aux services financiers basés sur l'IA en RDC restent sous-explorées, alors que la littérature internationale (Ozili, 2020 ; Adeoye et al., 2024) signale ce risque comme structurellement préoccupant.

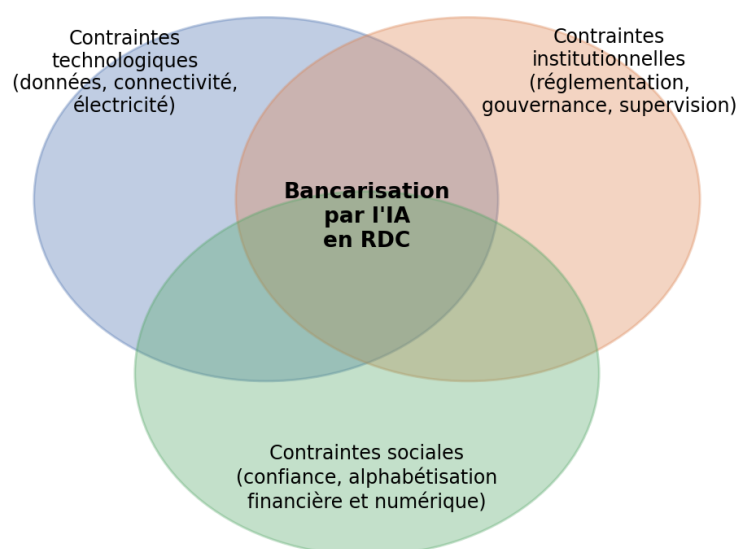
Quatrièmement, les interactions entre l'IA, les institutions de microfinance et les réseaux informels d'épargne (tontines, coopératives) en RDC constituent un terrain de recherche quasi-vierge, alors même que ces structures jouent un rôle prépondérant dans l'économie populaire congolaise.

7.3 Vers un cadre synthétique intégrateur

En croisant les mécanismes d'impact identifiés au chapitre V, les défis structurels du chapitre VI et les tensions théoriques discutées ci-dessus, il est possible de proposer une lecture synthétique du phénomène étudié : l'IA bancaire en RDC opère à l'intersection de trois systèmes de contraintes : technologique (disponibilité et qualité des données, infrastructure), institutionnel (réglementation, gouvernance, supervision) et social (confiance, alphabétisation numérique et financière). Le potentiel d'inclusion de l'IA n'est activé que lorsque ces trois systèmes de contraintes sont simultanément desserrés ; à défaut, l'IA risque de bénéficier de manière disproportionnée aux segments de population déjà les mieux dotés en capital technologique et informationnel, reproduisant ainsi une forme de bancarisation à deux vitesses.

Ce cadre synthétique oriente directement la formulation des hypothèses de recherche de ce mémoire, présentées à l'introduction générale, ainsi que la structure du questionnaire et du guide d'entretien détaillés au chapitre X : chacun des trois systèmes de contraintes (technologique, institutionnel, social) y fait l'objet d'une section dédiée.

Figure 1 — Cadre synthétique intégrateur des trois systèmes de contraintes



Cinquièmement, la littérature n'a pas encore documenté de manière systématique le rôle des institutions de microfinance et des coopératives d'épargne dans la diffusion de l'IA bancaire, un acteur

pourtant identifié à la section 3.5 comme potentiellement stratégique pour toucher les populations les plus éloignées du système bancaire formel.

VIII. PERSPECTIVES ET RECOMMANDATIONS

Les recommandations qui suivent sont organisées selon les trois systèmes de contraintes identifiés à la section précédente. Elles se veulent opérationnelles et hiérarchisées, en distinguant les actions relevant des pouvoirs publics et du régulateur de celles relevant directement des institutions bancaires.

8.1 Recommandations pour les politiques publiques et la régulation

- Développer un cadre réglementaire Fintech/IA adapté, incluant des dispositions sur la protection des données, la transparence des algorithmes et les exigences de fonds propres pour les FinTechs (Ozili, 2020) ; ce cadre devrait explicitement couvrir la dimension macroprudentielle évoquée à la section 6.7.
- Mettre en place un régime sandbox réglementaire permettant aux start-ups FinTech de tester leurs solutions avec une supervision allégée, sur le modèle d'expériences similaires conduites par d'autres banques centrales africaines.
- Accélérer le déploiement de l'identité numérique en intégrant des solutions biométriques pour l'e-KYC, en tirant les leçons de prudence identifiées dans la comparaison avec le modèle indien Aadhaar (section 5).
- Investir dans les infrastructures numériques et l'électrification des zones rurales, conditions préalables à tout déploiement de l'IA, en priorisant les provinces où l'écart de bancarisation est le plus marqué (section 3.1).

Ces recommandations réglementaires, pour nécessaires qu'elles soient, ne suffiront pas à elles seules à garantir une adoption inclusive de l'IA : les institutions bancaires elles-mêmes doivent adapter leurs pratiques internes, tant dans la conception de leurs outils que dans l'accompagnement de leur clientèle.

8.2 Recommandations pour les institutions bancaires

- Adopter des stratégies d'IA centrées sur l'inclusion, en s'assurant que les algorithmes de scoring sont audités régulièrement pour détecter d'éventuels biais discriminatoires.
- Développer des partenariats avec les opérateurs de mobile money pour enrichir les modèles de scoring crédit.
- Former les populations à l'alphabétisation financière et numérique, condition nécessaire à l'adoption effective des solutions d'IA bancaires.

Au-delà des recommandations opérationnelles, la mise en œuvre de ces mesures gagnerait à s'appuyer sur une base de connaissances empiriques encore largement à construire pour le cas congolais, ce qui justifie l'agenda de recherche suivant.

8.3 Agenda de recherche

À partir des lacunes identifiées, les axes de recherche prioritaires suivants sont proposés :

- Études économétriques sur l'impact causal de l'IA sur la bancarisation en RDC, utilisant des données de panel et des designs quasi-expérimentaux.
- Analyse de l'acceptation des technologies bancaires basées sur l'IA par les populations congolaises, notamment rurales, à travers des enquêtes représentatives.
- Études de genre sur les effets différenciés de l'IA sur l'inclusion financière des femmes en RDC.
- Recherche-action sur les modèles hybrides intégrant les structures informelles d'épargne (tontines) et les solutions d'IA bancaire.
- Évaluation des risques d'exclusion algorithmique et de discrimination dans les modèles de scoring crédit déployés en RDC.

8.4 Feuille de route indicative pour une adoption progressive de l'IA bancaire en RDC

Afin de rendre opérationnelles les recommandations qui précèdent, ce mémoire propose une feuille de route indicative, structurée en trois horizons temporels. Cette feuille de route synthétise les priorités théoriques dégagées dans ce chapitre et sera confrontée, au chapitre XI, aux priorités effectivement exprimées par les acteurs interrogés lors de l'enquête de terrain.

Horizon	Priorité pour le régulateur (BCC)	Priorité pour les banques commerciales
Court terme (0-18 mois)	Clarifier le statut juridique des données alternatives utilisées pour le scoring crédit	Cartographier les cas d'usage d'IA à faible coût et fort impact (chatbots, e-KYC basique)
Moyen terme (18-36 mois)	Mettre en place un régime de sandbox réglementaire pour les solutions FinTech/IA	Nouer des partenariats de données avec les opérateurs de mobile money
Long terme (36 mois et plus)	Intégrer des exigences d'audit algorithmique dans le dispositif de supervision prudentielle	Développer des capacités internes de data science et des modèles de scoring propriétaires

Ces axes de recherche, une fois investis, permettraient également d'alimenter en retour la pratique réglementaire de la BCC et les choix stratégiques des banques commerciales, dans une logique de dialogue continu entre recherche académique et action opérationnelle, dialogue que ce mémoire, à travers sa phase empirique décrite aux chapitres X et XI, cherche précisément à amorcer à l'échelle, certes modeste, d'un travail de fin d'études.

IX. CONCLUSION DE LA REVUE DE LITTÉRATURE

Cette revue de littérature a permis d'explorer l'état des connaissances sur la relation entre intelligence artificielle et bancarisation dans le contexte de la République Démocratique du Congo. Elle a mis en évidence que si la littérature internationale fournit des fondements théoriques et empiriques attestant du potentiel de l'IA pour l'inclusion financière, la transposition de ces résultats au contexte congolais spécifique reste largement à construire.

La RDC présente un profil singulier qui combine des défis structurels considérables avec des opportunités réelles. L'IA ne constitue pas une solution miracle à l'exclusion financière : elle doit être pensée comme un outil complémentaire à des réformes structurelles de fond portant sur l'infrastructure, la gouvernance, la réglementation et le capital humain. Exploitée intelligemment, dans le respect des droits des citoyens et avec un souci d'équité, et encadrée par des politiques de gouvernance algorithmes adaptées pour prévenir les risques de biais et d'exclusion numérique, l'IA recèle un potentiel transformateur pour étendre la frontière de la bancarisation congolaise.

Ce constat conclut la revue de littérature et ouvre directement sur la seconde partie de ce mémoire : les chapitres X et XI décrivent la démarche empirique conçue pour combler, à l'échelle des banques commerciales congolaises, une partie de ce déficit de connaissances contextualisées.

La recherche empirique reste le maillon manquant : des études rigoureuses, contextualisées et participatives sont indispensables pour guider les décideurs publics, les acteurs bancaires et les FinTechs dans le déploiement efficace et équitable de l'IA au service de la bancarisation en RDC.

X. DÉMARCHE MÉTHODOLOGIQUE DE LA RECHERCHE

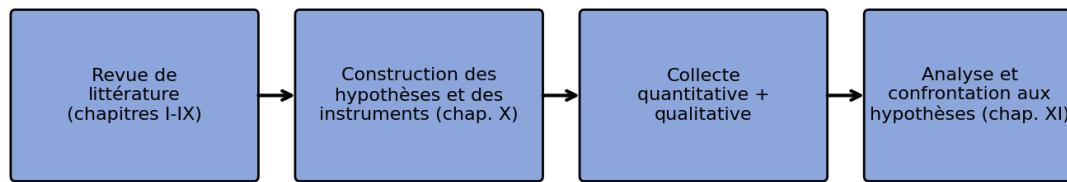
10.1 Choix et justification de la démarche méthodologique

La revue de littérature conduite aux chapitres I à IX a permis de dégager un cadre théorique et un ensemble d'hypothèses, mais elle a également mis en évidence une lacune récurrente : la quasi-absence d'études empiriques portant spécifiquement sur l'adoption de l'intelligence artificielle par les banques commerciales congolaises. Pour combler ce vide, ce mémoire retient une démarche méthodologique mixte, de type séquentiel exploratoire : la phase de terrain, décrite dans ce chapitre, vise à tester statistiquement le modèle explicatif $Y = C + a_1V_1 + \dots + a_nV_n$ présenté à l'introduction générale (section 0.5), puis à interpréter et nuancer ces résultats à la lumière des entretiens semi-directifs.

Ce choix se justifie par la nature du phénomène étudié. D'une part, l'adoption de l'IA bancaire en RDC étant un phénomène émergent et encore peu formalisé, une composante qualitative (entretiens semi-directifs) est nécessaire pour saisir les logiques d'acteurs, les freins perçus et les nuances contextuelles qu'un questionnaire fermé ne peut à lui seul capturer. D'autre part, une composante quantitative (questionnaire structuré et indicateurs objectifs de bancarisation) permet de comparer systématiquement les pratiques entre établissements et de tester statistiquement, par corrélation et régression linéaire multiple, la relation entre l'adoption de l'IA et l'évolution du taux de bancarisation des banques de l'échantillon.

Ce choix méthodologique s'inspire des travaux de Creswell et Plano Clark (2018) sur les méthodes mixtes séquentielles, dans leur variante dite « exploratoire à dominante qualitative » : les entretiens semi-directifs jouent un rôle central dans l'interprétation des résultats quantitatifs, tandis que le questionnaire structuré permet d'objectiver, sur un nombre plus large de répondants, des tendances d'abord identifiées qualitativement. Cette articulation est également cohérente avec les recommandations de Yin (2018) pour l'étude de phénomènes organisationnels complexes et encore peu documentés, tels que l'adoption de l'IA par les banques congolaises.

Figure 2 — Démarche méthodologique séquentielle exploratoire



10.2 Population cible et échantillonnage

La population cible est constituée des banques commerciales agréées par la Banque Centrale du Congo (BCC), au nombre d'une vingtaine selon les rapports BCC les plus récents, ainsi que des institutions de microfinance et opérateurs de mobile money impliqués dans des partenariats avec le secteur bancaire. Compte tenu des ressources disponibles pour ce mémoire, un échantillonnage raisonné (non probabiliste) est retenu, visant à assurer une diversité représentative plutôt qu'une exhaustivité statistique ; ce choix implique que les résultats du volet quantitatif (corrélations, régression) seront interprétés comme exploratoires et non généralisables au sens statistique strict, mais suffisants pour dégager des tendances significatives sur l'échantillon étudié.

L'échantillon cible comprend :

Un noyau de 8 à 12 banques commerciales, sélectionnées pour représenter la diversité du secteur : grandes banques systémiques à capitaux locaux ou régionaux, filiales de groupes panafricains ou internationaux, et banques de taille intermédiaire orientées vers la microfinance ou les PME.

Au sein de chaque institution, trois à quatre répondants occupant une fonction pertinente (responsable de la gestion des risques, responsable digital/innovation, directeur des systèmes d'information, responsable de la stratégie commerciale), de manière à porter le nombre total de répondants au questionnaire structuré à un minimum de 30 observations seuil généralement requis pour un traitement statistique par corrélation et régression linéaire multiple.

À titre de triangulation, un ou deux représentants de la Banque Centrale du Congo (supervision bancaire, régulation FinTech) et deux à trois acteurs FinTech ou opérateurs de mobile money actifs en RDC.

Ce choix d'échantillonnage raisonné constitue une limite assumée : il ne permet pas une généralisation statistique stricte, mais vise une compréhension approfondie et contrastée des pratiques et perceptions des acteurs du secteur. Le seuil minimal de 30 observations retenu pour le volet quantitatif, conforme aux conventions usuelles de la statistique inférentielle pour un test de corrélation ou de régression, constitue un plancher méthodologique et non une cible de représentativité au sens probabiliste. Le principe de saturation théorique (Miles, Huberman & Saldaña, 2014) guidera, pour le volet qualitatif, la décision d'étendre ou non le nombre d'entretiens au-delà du

noyau initial : la collecte sera poursuivie jusqu'à ce que les entretiens supplémentaires n'apportent plus d'éléments thématiques nouveaux.

À titre indicatif, le tableau suivant illustre la diversité des types d'établissements bancaires opérant en RDC parmi lesquels l'échantillon sera constitué, sans préjuger à ce stade des institutions qui accepteront effectivement de participer à l'étude.

La variable expliquée du modèle (Y, taux de bancarisation par banque) est renseignée par les répondants dans une section dédiée du questionnaire structuré (Section 2bis, Annexe 1), à partir des rapports annuels de leur institution ou des données communiquées par la BCC, et non par une question de perception : nombre de comptes actifs par année sur la période N-3 à N et taux de croissance annuel moyen. Cette distinction entre données objectives (Y) et données déclaratives de perception (V1 à Vn, section 3 du questionnaire) vise à éviter toute confusion entre une mesure de bancarisation et une mesure de perception de l'adoption de l'IA.

Catégorie	Exemples d'établissements présents en RDC	Intérêt pour l'échantillon
Banques à capitaux majoritairement locaux	Rawbank, Trust Merchant Bank (TMB)(Avant Rachat par KCB)	Acteurs historiques, forte connaissance du marché local
Filiales de groupes panafricains	Equity BCDC, Ecobank, Access Bank, BGFIBank	Transfert potentiel de pratiques d'IA depuis d'autres marchés africains
Filiales de groupes internationaux ou orientées microfinance	ProCredit Bank, FINCA DRC	Éclairage sur les pratiques de scoring orientées PME/TPE et microcrédit

10.3 Outils de collecte des données

Trois instruments complémentaires sont mobilisés, présentés intégralement en annexe. Leur conception s'appuie sur les principes de construction d'échelles de mesure de DeVellis (2016), en particulier pour la formulation des items de perception de l'annexe 1.

Le questionnaire structuré. adressé à trois ou quatre répondants par banque de l'échantillon (responsables risques, digital/innovation, systèmes d'information, stratégie commerciale Annexe 1), comprend, outre l'identification du répondant : une section dédiée aux indicateurs objectifs de bancarisation de l'institution, qui constitue la variable expliquée Y du modèle et est renseignée à partir de données secondaires (rapports annuels, données BCC) plutôt que d'une perception ; un état des lieux de l'adoption des technologies d'IA (variables explicatives V1 à V5) ; une mesure de perception de l'impact de l'IA sur la bancarisation à l'aide d'échelles de Likert en cinq points ; les freins perçus à l'adoption ; et la perception du cadre réglementaire et de la gouvernance des données. Administré à un minimum de 30 répondants répartis sur 8 à 12 banques, il permet un traitement statistique par corrélation et régression linéaire multiple, en plus de l'analyse descriptive. Il fera l'objet d'un pré-test

auprès de deux ou trois répondants non inclus dans l'échantillon final, afin de vérifier la clarté des formulations et la pertinence des échelles de mesure avant diffusion générale.

Le guide d'entretien semi-directif. (Annexe 2) structure, quant à lui, des entretiens d'environ 45 minutes avec un sous-ensemble de répondants clés, ainsi qu'avec les représentants de la BCC et des banques commerciales et acteurs FinTech. Ces entretiens visent à approfondir les logiques d'adoption, les obstacles rencontrés dans la pratique et les attentes vis-à-vis de la régulation.

10.4 Modalités de collecte des données

La collecte est envisagée en deux temps : une diffusion du questionnaire structuré par voie électronique auprès des contacts identifiés dans chaque institution, suivie d'entretiens semi-directifs menés en présentiel à Kinshasa ou à distance selon la disponibilité des répondants. La période de collecte est prévue au cours de l'année académique 2025-2026, pour une durée d'environ six à huit semaines. Un rappel systématique sera adressé aux non-répondants après quinze jours, conformément aux bonnes pratiques de gestion des enquêtes organisationnelles.

10.5 Méthodes d'analyse des données

Les données quantitatives issues du questionnaire et des indicateurs objectifs de bancarisation feront l'objet, dans un premier temps, d'une analyse statistique descriptive (fréquences, tableaux croisés entre type de banque et pratiques déclarées, scores moyens aux échelles de Likert), puis, dans un second temps, d'une analyse corrélationnelle (coefficient de Pearson ou de Spearman selon la distribution des variables) et d'une régression linéaire multiple du type $Y = C + a_1V_1 + a_2V_2 + \dots + a_nV_n$, où Y est le taux de bancarisation observé et V1 à Vn les indicateurs d'adoption de l'IA et leurs conditions (infrastructure, réglementation), afin de tester statistiquement les hypothèses H1 à H4. L'encodage des données sera réalisé sous Excel ; les tests de corrélation et la régression seront conduits à l'aide d'un logiciel statistique (R ou SPSS selon la disponibilité), avec un seuil de signification conventionnel de 5 %. Les données qualitatives issues des entretiens seront traitées par analyse thématique de contenu, avec un codage organisé autour des dimensions du cadre théorique retenu (diffusion de l'innovation, utilité et facilité d'utilisation perçues, dimensions de l'inclusion financière, freins infrastructurels et réglementaires). Les résultats des deux volets seront ensuite mis en regard pour discuter chacune des hypothèses formulées à l'introduction générale, l'hypothèse H5 étant évaluée par cohérence qualitative plutôt que par test statistique.

Le codage thématique suivra la démarche en trois étapes proposée par Miles, Huberman et Saldaña (2014) : un premier codage descriptif proche du verbatim, un second codage regroupant les catégories descriptives en thèmes analytiques rattachés au cadre théorique, puis une mise en relation des thèmes entre eux pour construire une interprétation d'ensemble. La grille de codage envisagée est présentée à l'annexe 3.

Enfin, une attention particulière sera portée à la cohérence entre les résultats quantitatifs et qualitatifs : en cas de divergence entre les tendances observées dans le questionnaire et les propos recueillis en entretien, cette divergence sera explicitement discutée plutôt que lissée, conformément aux principes de la recherche mixte convergente défendus par Creswell et Plano Clark (2018).

10.6 Limites méthodologiques

La taille de l'échantillon quantitatif (30 à 40 observations réparties sur 8 à 12 banques), bien que suffisante pour un test de corrélation ou une régression linéaire multiple simple, reste modeste au regard des standards de la statistique inférentielle ; combinée à un échantillonnage raisonné plutôt que probabiliste, elle limite la portée généralisable des résultats à l'ensemble du secteur bancaire congolais et invite à une interprétation prudente des coefficients estimés.

Le caractère déclaratif des données collectées expose à un biais de désirabilité, les répondants pouvant survaloriser le degré d'adoption ou de maturité digitale de leur institution.

L'accès aux données internes des banques (indicateurs de performance, données de portefeuille) reste généralement restreint pour des raisons de confidentialité, ce qui limite la possibilité de croiser les perceptions déclarées avec des indicateurs quantitatifs internes.

Le caractère encore émergent de l'adoption de l'IA bancaire en RDC réduit le recul disponible pour évaluer des effets de moyen ou long terme sur le taux de bancarisation.

Enfin, la démarche méthodologique retenue s'inscrit dans une logique de reproductibilité : les instruments de collecte (Annexes 1 à 3) sont conçus de manière suffisamment détaillée pour pouvoir être repris, avec des ajustements mineurs, par de futures recherches portant sur d'autres pays d'Afrique centrale confrontés à des défis structurels comparables en matière de bancarisation et d'adoption technologique.

10.7 Considérations éthiques

La collecte de données auprès de professionnels du secteur bancaire impose plusieurs garanties éthiques. Le consentement libre et éclairé de chaque répondant sera recueilli avant toute participation, avec une information claire sur les objectifs académiques de l'étude, la durée de participation et le droit de retrait à tout moment sans justification. Les données individuelles seront anonymisées dès la phase de traitement : les noms des répondants et, sauf accord explicite, les noms des institutions ne seront pas mentionnés nominativement dans la présentation des résultats, seules des catégories agrégées (taille, type de capital) étant utilisées.

Les enregistrements audios des entretiens, s'ils sont réalisés, seront conservés de manière sécurisée et détruits à l'issue du processus d'évaluation académique du mémoire. Enfin, une attention particulière sera portée à la neutralité de la formulation des questions, notamment dans le guide d'entretien, afin de ne pas orienter les réponses des professionnels interrogés vers une évaluation artificiellement positive ou négative de leurs pratiques internes.

10.8 Validité et fiabilité de la démarche

La validité de contenu des instruments de collecte est assurée par leur ancrage direct dans le cadre théorique et les mécanismes identifiés lors de la revue de littérature (chapitres II à IX) : chaque item du questionnaire et chaque thème du guide d'entretien peuvent être rattachés explicitement à une hypothèse ou à un mécanisme théorique précis. La triangulation méthodologique combinaison du questionnaire structuré, des entretiens semi-directifs et, lorsque cela est possible, de documents institutionnels internes vise à renforcer la validité des conclusions en croisant plusieurs sources et modes de collecte, conformément aux recommandations de Yin (2018) pour les études de cas organisationnelles.

La fiabilité de l'analyse qualitative sera renforcée par une procédure de double lecture des verbatims codés, et, dans la mesure du possible, par une restitution synthétique des résultats préliminaires à un sous-ensemble de répondants (member checking), afin de vérifier que l'interprétation proposée reflète fidèlement leur expérience.

10.9 Calendrier prévisionnel de la recherche

Le tableau suivant présente le calendrier prévisionnel des différentes phases de la recherche empirique, de la finalisation des instruments de collecte à la rédaction de la version consolidée du mémoire intégrant les résultats.

Phase	Activités	Période indicative
Finalisation des instruments	Pré-test du questionnaire, ajustement du guide d'entretien	Mois 1
Collecte quantitative	Diffusion et relance du questionnaire structuré (Annexe 1)	Mois 2
Collecte qualitative	Entretiens semi-directifs (Annexe 2)	Mois 2-3
Traitement et analyse	Analyse statistique descriptive et codage thématique (Annexe 3)	Mois 3-4
Rédaction consolidée	Intégration des résultats au chapitre XI et actualisation de la conclusion générale	Mois 4-5

XI. PRÉSENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS

Ce chapitre présente la trame de restitution des résultats de l'enquête décrite au chapitre X. Les données de terrain n'ayant pas encore été collectées au moment de la rédaction de cette version du mémoire, chaque section ci-dessous détaille la structure d'analyse retenue, la justification de son inclusion au regard des hypothèses de recherche, et les tableaux à renseigner une fois la collecte réalisée, de manière à permettre une intégration directe des résultats sans reprise de la trame.

11.1 Caractéristiques de l'échantillon

Cette section présentera la composition de l'échantillon effectivement interrogé (nombre de banques répondantes, type de capital, taille, fonction des répondants). Elle permettra d'apprécier la représentativité qualitative de l'échantillon au regard de la structure du secteur bancaire congolais décrite au chapitre III, et de contextualiser l'interprétation des résultats présentés dans les sections suivantes. À la date de rédaction de cette version du mémoire, six entretiens exploratoires ont été conduits à titre de test du guide d'entretien et de premier accès au terrain (Access Bank, Equity BCDC deux répondants, Orange Money RDC, la Banque Centrale du Congo Direction de la Surveillance des Systèmes et Moyens de Paiement, et un responsable Technology, Information and Cyber Security Risk d'une troisième banque commerciale dont l'identité institutionnelle n'a pas été communiquée) ; leur analyse thématique préliminaire est présentée à la section 11.6. La collecte du questionnaire structuré et l'extension des entretiens au reste de l'échantillon restent à réaliser.

Banque	Type de capital (local / régional / international)	Taille (grande / moyenne / petite)	Fonction du répondant	Mode de collecte (questionnaire / entretien / les deux)
EquityBCDC	International	Grande	Directeur Risk, Responsable Exeperience client, Directeur de la securité d information	Questionnaire et Entretien
Access Bank	International	Moyenne	Responsable Service Digitaux	Questionnaire et Entretien
Orange Money	International	Grande	Head of B2B	Questionnaire et Entretien
Banque Central du Congo - BCC	Local (Regulateur)	Grande	Directeur Adjoint à la Direction de la Surveillance des Systèmes et Moyens de Paiement	Questionnaire et Entretien

11.2 État des lieux de l'adoption de l'IA par les banques interrogées

Cette section synthétisera, pour chaque banque de l'échantillon, les applications d'IA effectivement déployées, leur année de déploiement et leur stade de maturité (pilote ou production), en écho à la typologie présentée au chapitre IV (scoring alternatif, chatbots/NLP, e-KYC, détection de fraude, RegTech). Elle permettra une première évaluation de l'hypothèse H1 relative au caractère embryonnaire de l'adoption de l'IA par les banques congolaises.

Banque	Application(s) d'IA déployée(s)	Année de déploiement	Stade (pilote / production)
Banque Central	Plateforme SupTech de surveillance des systèmes et moyens de paiement (composantes analytiques avancées / IA) ; suivi des projets d'e-KYC et d'identification biométrique portés par les acteurs de paiement	Non communiqué dans l'entretien	Pilote / en cours de déploiement (selon les termes de l'interviewée)
EquityBCDC	e-KYC, scoring alternatif, chatbots et détection de fraude par IA (technologies mentionnées comme utilisées par la banque, périmètre exact non détaillé)	Non communiqué dans l'entretien	Non communiqué dans l'entretien
Access Bank	Non communiqué dans l'entretien (réponses de l'interviewé non alignées sur cette question)		Non communiqué dans l'entretien
Orange Money	Non communiqué (aucun entretien disponible pour Orange Money dans les sources fournies)	Non communiqué	Non communiqué dans l'entretien

11.3 Freins perçus à l'adoption de l'IA

Les freins mentionnés par les répondants (infrastructurels, réglementaires, humains, financiers) seront classés par fréquence de citation, en écho aux catégories identifiées au chapitre VI. Cette section apportera des éléments de réponse directs à l'hypothèse H2, qui postule la prééminence des contraintes infrastructurelles sur la volonté institutionnelle des banques.

Catégorie de frein	Nombre de mentions	Part de l'échantillon (%)	Rang moyen (si classement demandé)
Gouvernance, qualité, sécurité et interopérabilité des données	5	83 %	Non applicable (le guide d'entretien ne demandait pas de classement)
Manque de compétences techniques et de ressources humaines spécialisées	4	67 %	Non applicable (le guide d'entretien ne demandait pas de classement)
Contraintes infrastructurelles (électricité, connectivité, conception en mode dégradé)	3	50 %	Non applicable (le guide d'entretien ne demandait pas de classement)
Cadre réglementaire spécifique à l'IA encore incomplet	3	50 %	Non applicable (le guide d'entretien ne demandait pas de classement)
Absence d'un identifiant national fiable (frein à l'e-KYC)	3	50 %	Non applicable (le guide d'entretien ne demandait pas de classement)
Risque de biais et d'exclusion algorithmique perçu comme frein à la confiance	3	50 %	Non applicable (le guide d'entretien ne demandait pas de classement)
Catégorie de frein	Nombre de mentions	Part de l'échantillon (%)	Rang moyen (si classement demandé)

11.4 Perceptions de l'impact de l'IA sur la bancarisation

Les scores moyens obtenus aux échelles de Likert du questionnaire (section 3, Annexe 1) seront présentés par mécanisme d'impact (réduction des coûts, scoring alternatif, e-KYC, chatbots, détection de fraude, RegTech), afin d'identifier les mécanismes perçus comme les plus déterminants par les acteurs du secteur, et de hiérarchiser les six mécanismes discutés au chapitre V selon leur pertinence perçue dans le contexte congolais.

Mécanisme d'impact	Score moyen (1-5)	Écart-type	Commentaire qualitatif associé
Réduction des coûts opérationnels	3	2	Manda et Kalonji convergent : rapport coût-bénéfice défavorable à court terme (coûts d'acquisition, licences en devises, hébergement), mais nettement plus favorable à moyen terme via la réduction de la fraude, l'automatisation du traitement des dossiers de crédit et l'acquisition de nouveaux clients.
Scoring alternatif (mobile money, télécommunications)	2	3	Cité comme le levier le plus structurant par 4 des 6 répondants (Kocha, Mukoma, Manda, Kalonji) : il contourne l'absence de bureau de crédit fiable en exploitant les traces numériques du mobile money.
e-KYC (identification biométrique à distance)	2	3	Mentionné par 3 des 6 répondants (Kocha, Manda, Kalonji) comme réponse à l'absence d'un identifiant national unique fiable ; Kalonji

			le classe parmi ses applications prioritaires pour faciliter l'ouverture de compte à distance.
Chatbots en langues locales	2	3	Manda souligne un potentiel d'éducation financière à moindre coût, mais limité par la connectivité et la littératie numérique ; cité également par Manda et Kalonji parmi les applications les plus pertinentes.
Détection de fraude par apprentissage automatique	3	2	Priorité explicite de James Mukoma (RSSI, Equity BCDC) pour sécuriser les transactions mobile banking ; Manda note une importance croissante avec la montée des volumes sur les rails électroniques (Switch Mosolo, IPS-RDC).
Automatisation du reporting réglementaire (RegTech)	2	3	Non abordé explicitement par les répondants interrogés ; mécanisme documenté à ce stade uniquement dans la revue de littérature (chapitres IV et V), à vérifier lors du volet quantitatif.

11.5 Analyse comparative par type d'établissement

Au-delà des tendances globales, cette section croisera les perceptions et pratiques déclarées avec le type de capital de l'institution (local, régional, international) et sa taille, afin de vérifier si la maturité

de l'adoption de l'IA varie significativement selon le profil de la banque, une dimension suggérée par les études de cas comparatives du chapitre IV, où les filiales de groupes panafricains apparaissaient souvent en avance sur les banques à capitaux exclusivement locaux.

Dimension comparée	Banques à capitaux locaux	Filiales régionales/panafricaines	Filiales internationales	Écart observé
Maturité perçue de l'adoption de l'IA	Non disponible — aucune banque à capitaux locaux interrogée	Hétérogène au sein même de la catégorie : Nditukulu (Equity BCDC) décrit une adoption « pas encore vraiment intégrée » dans les systèmes, tandis que Mukoma (RSSI, Equity BCDC) évoque une implication déjà transversale dans la gouvernance de plusieurs cas d'usage (e-KYC, scoring, chatbots) ; la réponse d'Access Bank (Mbata) n'est pas exploitable sur ce point précis (hors sujet).	Non disponible — aucune filiale internationale (hors Afrique) interrogée	Non applicable : les deux seuls répondants disponibles appartiennent à la même catégorie (filiales panafricaines) ; aucune comparaison inter-catégories n'est possible en l'état
Applications d'IA prioritaires	Non disponible — aucune banque à capitaux locaux interrogée	Equity BCDC (Mukoma) : détection de fraude et d'anomalies en priorité, pour sécuriser les transactions mobile banking. Access Bank (Mbata) : aucune application précise identifiée, la réponse à cette question portant sur un autre sujet (pilotage stratégique et exploitation des données).	Non disponible — aucune filiale internationale (hors Afrique) interrogée	Non applicable : les deux seuls répondants disponibles appartiennent à la même catégorie (filiales panafricaines) ; aucune comparaison inter-catégories n'est possible en l'état

Principaux freins perçus à l'adoption	Non disponible — aucune banque à capitaux locaux interrogée	Equity BCDC (Mukoma) : sécurité et souveraineté des données partagées avec les Telcos/FinTechs, qualité des données. Access Bank (Mbata) : coût, qualité insuffisante des données, infrastructures limitées, manque de compétences spécialisées, incertitudes réglementaires (réponse signalée « à reconfirmer » dans le guide annoté).	Non disponible — aucune filiale internationale (hors Afrique) interrogée	Non applicable : les deux seuls répondants disponibles appartiennent à la même catégorie (filiales panafricaines) ; aucune comparaison inter-catégories n'est possible en l'état
Gouvernance et risques mis en avant	Non disponible — aucune banque à capitaux locaux interrogée	Equity BCDC (Mukoma) : risque de cyberattaque visant le modèle d'IA et risque de non-explicabilité (impact légal et réputationnel) ; gouvernance des risques appliquée en amont de tout déploiement. Access Bank (Mbata) : contrôles d'accès, chiffrement et politiques de protection des données évoqués de façon générale.	Non disponible — aucune filiale internationale (hors Afrique) interrogée	Non applicable : les deux seuls répondants disponibles appartiennent à la même catégorie (filiales panafricaines) ; aucune comparaison inter-catégories n'est possible en l'état

11.6 Analyse thématique des entretiens semi-directifs

Cette section présente une première analyse thématique, à visée exploratoire, de six entretiens semi-directifs conduits entre juillet et août 2026 auprès de responsables de deux banques commerciales identifiées (Access Bank, Equity BCDC), d'un opérateur de mobile money (Orange Money RDC), d'une représentante de la Banque Centrale du Congo (Direction de la Surveillance des Systèmes et Moyens de Paiement) et d'un responsable Technology, Information and Cyber Security Risk d'une troisième banque commerciale (institution non communiquée), selon le guide présenté à l'annexe 2. Ces entretiens constituent une phase pilote du volet qualitatif : ils commencent à couvrir les acteurs de triangulation prévus à la section 10.2 (un représentant de la BCC), mais ne couvrent pas encore les FinTechs indépendantes ni l'ensemble de l'échantillon cible (8 à 12 banques). Plusieurs réponses recueillies auprès de certains répondants bancaires restent en outre incomplètes ou approximatives

par rapport à la question posée, comme l'indiquent les guides d'entretien annotés ; les entretiens avec la représentante de la BCC et avec le responsable Cyber-risques bancaire, en revanche, couvrent l'intégralité des quatorze questions du guide. Ces limites sont signalées explicitement dans l'analyse qui suit. Le tableau 9 synthétise les thèmes émergents, complétés ci-après par une lecture thème par thème.

Thème	Fréquence d'occurrence	Verbatim illustratif	Lien avec le cadre théorique
Adoption de l'IA hétérogène : embryonnaire côté banques, plus avancée côté SupTech du régulateur	4/6 répondants (Mbata, Mukoma, Nditukulu, Manda)	« L'IA n'est pas encore vraiment intégrée dans nos systèmes jusque-là » (Nditukulu, Equity BCDC) contraste avec « Je suis directement associé au projet [...] de plateforme de surveillance des services de paiement [...] intégrant [...] des composantes d'IA » (Manda, BCC/DSSMP)	Nuance H1 : adoption bancaire embryonnaire, mais dynamique SupTech plus avancée côté régulateur (diffusion des innovations, Rogers)
Scoring alternatif fondé sur les données mobile money comme levier prioritaire	4/6 répondants (Kocha, Mukoma, Manda, Kalonji)	« Le scoring alternatif fondé sur les données de mobile money [...] constitue le levier le plus structurant [...] contournant l'absence de bureau de crédit fiable à l'échelle nationale » (Manda, BCC/DSSMP) ; Kalonji le cite en tête de ses applications prioritaires, aux côtés de l'analyse prédictive	Confirme le mécanisme 2 du chapitre V et la sous-hypothèse H3 (accès au crédit informel via scoring alternatif)
e-KYC biométrique face à l'absence d'identifiant national fiable	3/6 répondants (Kocha, Manda, Kalonji)	« L'e-KYC assisté par IA [...] répond à l'absence d'un identifiant national unique fiable » (Manda, BCC/DSSMP) ; Kalonji cite « l'e-KYC	Prolonge le mécanisme 3 du chapitre V (automatisation du KYC) avec un éclairage

		pour faciliter l'ouverture de comptes à distance » parmi ses cinq applications prioritaires	institutionnel et bancaire convergent
Gouvernance, qualité, sécurité et interopérabilité des données	5/6 répondants (Mbata, Mukoma, Nditukulu, Manda, Kalonji)	« Les données alternatives [...] restent largement cloisonnées chez les opérateurs qui les détiennent, faute d'un cadre d'interopérabilité suffisamment incitatif » (Manda, BCC/DSSMP) ; Kalonji résume ce thème en cinq points quasi identiques : « qualité et fiabilité des données, fragmentation des bases de données, cybersécurité, protection de la vie privée, gouvernance des données »	Rejoint les risques de gouvernance des données du chapitre VI (6.2) ; convergence de 5 répondants sur 6, le résultat le plus robuste de la phase pilote
Risque de biais d'exclusion inversée (rural, genre, informalité)	3/6 répondants (Manda, Nditukulu, Kalonji) triple convergence indépendante	« [...] risquent de pénaliser structurellement les populations rurales, les femmes [...] et les acteurs de l'économie informelle » (Manda, BCC/DSSMP) ; « un risque d'exclusion financière de certaines populations peu représentées dans les données » (Nditukulu, Equity BCDC) ; « l'exclusion des	Apporte l'appui empirique le plus solide à H3 : même risque décrit indépendamment par un régulateur, un responsable Expérience Client et un responsable Cyber-risques

		populations ayant peu de données numériques » (Kalonji, Cyber Security Risk)	
Cadre réglementaire : avancée sur la protection des données, lacune sectorielle sur l'IA	3/6 répondants (Mukoma, Manda, Kalonji)	« Le Code du numérique de 2023 apporte une base juridique désormais réelle [...] » (Manda, BCC/DSSMP) ; « le cadre réglementaire évolue mais reste encore en développement » (Kalonji) diagnostics quasiment superposables entre régulateur et acteur bancaire	Confirme H4 avec une triangulation renforcée : convergence spontanée entre le régulateur (Manda) et un responsable bancaire (Kalonji) sur les priorités réglementaires
Contraintes infrastructurelles (électricité, connectivité) et conception en mode dégradé	3/6 répondants (Nditukulu, Manda, Kalonji)	« Ces solutions doivent [...] être conçues en mode dégradé ou asynchrone [...] » (Manda, BCC/DSSMP) ; « l'amélioration progressive des réseaux mobiles crée de nouvelles opportunités » (Kalonji, nuance plus optimiste)	Confirme H2 ; Kalonji introduit une nuance dynamique (amélioration progressive) absente des autres témoignages
Rôle attendu du régulateur : incitateur (infrastructures partagées, bac à sable) et garde-fou (supervision proportionnée)	2/6 répondants (Manda, Kalonji) convergence spontanée régulateur/banque	« La BCC est appelée à jouer un rôle à la fois d'incitateur et de garde-fou [...] via un bac à sable réglementaire [...] » (Manda, BCC/DSSMP) ; Kalonji propose, indépendamment, une liste quasi identique : lignes	Nourrit les recommandations réglementaires du chapitre VIII (8.1) ; convergence remarquable entre le régulateur et un acteur bancaire, obtenue sans concertation

		directrices, gouvernance des risques, sandbox, protection des consommateurs, collaboration sectorielle	
--	--	--	--

A) Rôle de l'IA et applications pour la bancarisation. Les six répondants s'accordent sur le potentiel de l'IA comme levier d'inclusion financière, avec des angles complémentaires selon leur fonction. Kristel Manda (Directrice adjointe, DSSMP Banque Centrale du Congo), Kocha Reçu de Dieu (Orange Money RDC) et Joel Kalonji (Head of Technology, Information and Cyber Security Risk) offrent les formulations les plus articulées et convergentes : les trois hiérarchisent le scoring alternatif, l'e-KYC, la détection de fraude et les chatbots comme les applications les plus pertinentes, Kalonji y ajoutant l'analyse prédictive pour la personnalisation des offres, Manda précisant que le scoring alternatif « contourne l'absence de bureau de crédit fiable à l'échelle nationale » et que l'e-KYC répond à « l'absence d'un identifiant national unique fiable ». Manda situe en outre son implication du côté de la supervision (SupTech) : un projet de plateforme de surveillance des paiements intégrant des composantes d'IA est en cours de déploiement à la BCC. James Mukoma (RSSI, Equity BCDC) insiste sur la détection de fraude et d'anomalies comme priorité, sous un angle de sécurisation des transactions plutôt que d'extension de l'accès, un point que Kalonji, occupant une fonction technologie/cyber-risque comparable, rejoint également. Emmanuel Nditukulu (Equity BCDC) situe l'IA au niveau des nouveaux systèmes en cours d'acquisition plutôt que d'un déploiement déjà abouti, ce qui corrobore, côté banques, le caractère encore embryonnaire de l'adoption postulé par l'hypothèse H1. La réponse de Claude Mbata (Access Bank) sur ce thème reste à reconfirmer.

B) Freins organisationnels et économiques. Kristel Manda et Joel Kalonji convergent très largement sur ce thème, chacun depuis une fonction de gestion des risques. Manda identifie la taille critique réduite du marché bancaire congolais, une gouvernance interne de la donnée peu mature, une faible appétence au risque des comités de direction pour des technologies peu explicables, et une dépendance récurrente à des prestataires extérieurs. Kalonji dresse une liste très proche : manque de compétences spécialisées, faible qualité et disponibilité des données, coût élevé des solutions technologiques, insuffisance des infrastructures numériques, incertitudes réglementaires et faible maturité numérique de certaines institutions. Sur le rapport coût-bénéfice, les deux répondants s'accordent : défavorable à court terme, mais significativement plus favorable à moyen et long terme, via la réduction des coûts opérationnels, l'amélioration de la gestion des risques et l'acquisition de nouveaux clients, un élément directement mobilisable pour les recommandations du chapitre VIII. Ces constats recoupent et approfondissent ceux d'Emmanuel Nditukulu (défis culturels, qualité des données, énergie) et la remarque, plus générale, de Claude Mbata sur l'incertitude du rapport coût-bénéfice.

C) Infrastructures numériques. Ce thème bénéficie d'un apport détaillé de Kristel Manda, d'Emmanuel Nditukulu (version enrichie) et de Joel Kalonji. Manda décrit une couverture électrique nationale hétérogène, concentrée dans les grands centres urbains, avec un taux d'électrification rural très faible

; sur la connectivité, la 4G reste urbaine et la qualité des réseaux 2G/3G en zones rurales est souvent insuffisante pour des applications d'IA en temps réel, ce qui impose de concevoir ces solutions « en mode dégradé ou asynchrone ». Kalonji confirme ce diagnostic (interruptions d'électricité, couverture internet inégale, qualité variable des réseaux) limitant le fonctionnement optimal des solutions d'IA, particulièrement en zones rurales, tout en apportant une nuance plus optimiste : « l'amélioration progressive des réseaux mobiles crée de nouvelles opportunités pour les services financiers digitaux ». Nditukulu apporte une nuance complémentaire, du point de vue bancaire : le déploiement de solutions d'IA ne s'impose, selon lui, que lorsque ces solutions apportent une « valeur intangible dont on ne peut se passer ». Ce thème, désormais documenté par trois sources convergentes, conforte directement l'hypothèse H2.

D) Compétences et ressources humaines. Kristel Manda qualifie le déficit de compétences spécialisées d'obstacle « majeur et transversal », aggravé par une offre de formation supérieure congolaise embryonnaire, poussant les institutions vers une expertise expatriée ou régionale coûteuse ; elle souligne que ce déficit touche aussi les fonctions de gouvernance et de contrôle. Joel Kalonji confirme ce constat de façon quasi identique depuis sa fonction de gestion des risques technologiques : « le manque de spécialistes en IA, en science des données et en cybersécurité constitue l'un des principaux obstacles [...] les banques dépendent souvent de consultants externes ou de fournisseurs internationaux », et appelle à des investissements dans la formation et le développement des talents locaux. Emmanuel Nditukulu, dans sa version enrichie, converge également : « les compétences numériques sont l'un des fondements de la préparation à l'IA ». Claude Mbata confirmait, pour sa part, un obstacle réel mais « progressif ». Ce thème réunit désormais quatre répondants sur six, l'un des constats les plus consensuels de la phase pilote.

E) Données et partenariats technologiques. Ce thème atteint, avec l'ajout de Joel Kalonji, une convergence quasi unanime. Kristel Manda situe l'enjeu structurant dans l'absence d'un bureau de crédit national opérationnel et le cloisonnement des données alternatives faute de cadre d'interopérabilité incitatif. Emmanuel Nditukulu pointe la dispersion des données « entre différents systèmes et organisations » et l'enjeu de qualité et de sécurité. Kalonji résume ces constats en cinq points quasi superposables : qualité et fiabilité des données, fragmentation des bases de données, cybersécurité, protection de la vie privée et gouvernance des données. Sur les partenariats (question 8), Kalonji nuance toutefois le diagnostic plus pessimiste de Manda et Nditukulu : il juge que les partenariats banques/télécoms/mobile money/FinTechs « peuvent considérablement améliorer le scoring alternatif », tout en reconnaissant les mêmes obstacles qu'eux (restrictions réglementaires, préoccupations de confidentialité, manque d'interopérabilité entre systèmes, absence de standards communs de partage). Cette nuance suggère que l'obstacle est moins un désaccord sur le potentiel des partenariats que sur leur maturité actuelle. Cette convergence de cinq répondants sur six (seul Kocha Reçu de Dieu n'a pas encore répondu à ce thème) constitue l'un des résultats les plus robustes de cette phase pilote.

F) Risques liés à l'utilisation de l'IA, perception des clients et mécanismes de recours. Kristel Manda et Joel Kalonji apportent, chacun depuis une fonction de gestion des risques, les contributions les plus substantielles et les plus convergentes de l'ensemble des entretiens. Manda formule un risque qu'elle qualifie de « biais d'exclusion inversée » : des modèles de scoring entraînés sur des données urbaines risquant de pénaliser structurellement les populations rurales, les femmes et les acteurs de l'économie informelle. Kalonji cite, indépendamment, parmi les principaux risques « l'exclusion des populations

ayant peu de données numériques », aux côtés des biais algorithmiques, de la discrimination involontaire, du manque de transparence des modèles et des risques de cybersécurité, une troisième formulation indépendante du même risque, après celle de Manda et celle d'Emmanuel Nditukulu (« risque d'exclusion financière de certaines populations peu représentées dans les données »). Cette triple convergence indépendante, obtenue auprès d'un régulateur, d'un responsable Expérience Client et d'un responsable Cyber-risques, sans concertation entre eux, apporte un appui empirique particulièrement solide à l'hypothèse H3. Sur la perception des clients (question 10), Manda et Kalonji convergent également : une attente forte d'inclusion coexiste avec une méfiance liée à l'usage des données personnelles, Kalonji précisant que « les jeunes et les utilisateurs du mobile money sont généralement plus réceptifs », tandis que d'autres populations restent méfiantes, la sensibilisation et la transparence étant jugées essentielles par les deux répondants. Sur les mécanismes de recours (question 11), leurs propositions se recoupent presque terme à terme : explication claire des critères de décision, droit à une revue humaine, et canal de réclamation accessible et rapide, des éléments directement mobilisables pour les recommandations du chapitre VIII. James Mukoma complète ce tableau par un risque plus spécifiquement technique (cyberattaque visant le modèle, non-explicabilité comme risque « légal et réputationnel majeur »), et Claude Mbata par une réponse partielle, à reconfirmer.

G) Réglementation et gouvernance. Le point de vue de Kristel Manda, en tant que représentante du régulateur, reste central sur ce thème et permet une triangulation institutionnelle qui faisait défaut à la phase pilote initiale. Elle distingue le Code du numérique de 2023, qui « apporte une base juridique désormais réelle » pour la protection des données personnelles, de la loi sectorielle sur les systèmes de paiement (loi n° 18/019), conçue avant l'essor de l'IA et qui ne couvre pas encore l'explicabilité des modèles ni la gouvernance algorithmique. Joel Kalonji, du côté bancaire, porte un diagnostic remarquablement convergent : le cadre réglementaire « évolue mais reste encore en développement », des efforts supplémentaires étant nécessaires sur la protection des données, l'explicabilité des modèles, la responsabilité des acteurs et la gestion des risques liés à l'IA. Sur le rôle attendu de la BCC, Kalonji rejoint quasi terme à terme les propositions de Manda elle-même : définir des lignes directrices sur l'usage de l'IA, renforcer les exigences de gouvernance et de gestion des risques, encourager l'innovation via un bac à sable réglementaire, promouvoir l'inclusion financière et la protection des consommateurs, et favoriser la collaboration entre banques, FinTechs et opérateurs télécoms. Cette convergence spontanée entre le régulateur et un responsable bancaire de la gestion des risques technologiques, obtenue indépendamment, confirme et renforce directement l'hypothèse H4. James Mukoma jugeait déjà le cadre « insuffisant, surtout sur la protection des données personnelles » ; Claude Mbata mentionnait, plus généralement, les incertitudes réglementaires parmi les freins combinés.

H) Limites structurelles de l'IA pour la bancarisation. Kristel Manda, Emmanuel Nditukulu et Joel Kalonji développent, indépendamment, une analyse structurelle très convergente. Manda souligne l'importance de l'économie informelle et l'irrégularité des revenus, la méfiance historique envers les institutions financières, le faible niveau d'éducation financière et numérique, et l'étendue du territoire limitant la présence physique des institutions. Kalonji reprend une liste presque identique faible niveau de revenu, importance du secteur informel, faible éducation financière, manque de confiance dans les institutions financières, éloignement géographique, contraintes d'identification et de documentation et conclut, dans des termes proches de ceux de Manda, que « l'IA doit s'inscrire dans une stratégie globale associant inclusion financière, éducation financière, infrastructures numériques et politiques

publiques adaptées » plutôt que d’être envisagée comme une solution autonome. Cette conclusion, formulée indépendamment par trois répondants aux fonctions très différentes (régulateur, expérience client, cyber-risques), rejoint directement la discussion critique du chapitre VII sur les limites du potentiel inclusif de l’IA en l’absence de réformes structurelles.

Prises ensemble, ces six entretiens exploratoires, dont un représentant de la Banque Centrale du Congo comblant partiellement la limite de triangulation institutionnelle relevée initialement, une version substantiellement enrichie de l’entretien d’Emmanuel Nditukulu, et la contribution complète de Joel Kalonji (Head of Technology, Information and Cyber Security Risk), apportent un éclairage sensiblement enrichi et cohérent avec plusieurs hypothèses de la revue de littérature : l’adoption de l’IA reste naissante côté banques commerciales mais progresse côté supervision (nuance de H1), la gouvernance des données réunit désormais cinq répondants sur six et le cadre réglementaire spécifique à l’IA fait l’objet d’un diagnostic convergent entre régulateur et acteurs bancaires (H4), les contraintes infrastructurelles sont confirmées par trois sources indépendantes (H2), et le risque d’exclusion algorithmique est décrit indépendamment par trois répondants aux fonctions très différentes (régulateur, expérience client, cyber-risques), ce qui constitue l’appui empirique le plus solide de cette phase pilote à l’hypothèse H3. Les limites qui subsistent à ce stade concernent l’absence d’acteurs FinTech indépendants et de banques de taille intermédiaire ou à capitaux exclusivement locaux dans l’échantillon qualitatif (l’institution de Joel Kalonji n’ayant pas été communiquée), les réponses encore manquantes de plusieurs répondants sur certains thèmes, ainsi que, plus largement, l’attente du volet quantitatif (questionnaire structuré, minimum 30 observations) nécessaire pour tester statistiquement le modèle $Y = C + a_1V_1 + \dots + a_nV_n$ présenté à l’introduction générale.

11.7 Confrontation des résultats aux hypothèses de recherche

Chaque hypothèse formulée à l’introduction générale sera confrontée aux résultats quantitatifs et qualitatifs, puis qualifiée de validée, partiellement validée ou infirmée, avec une discussion des facteurs explicatifs et, le cas échéant, des recommandations de recherche complémentaire.

Hypothèse	Résultats quantitatifs mobilisés	Résultats qualitatifs mobilisés	Statut (validée / partielle / infirmée)
HP	En attente du questionnaire structuré (section 10.2) — aucune donnée quantitative disponible à ce stade	Direction cohérente avec HP : Manda (BCC) indique que le scoring alternatif représente potentiellement « le principal retour sur investissement dans un marché où le taux de bancarisation reste structurellement bas ». Les six entretiens	Non testable formellement à ce stade (pas de données quantitatives) ; cohérence qualitative de direction observée, à confirmer par le volet quantitatif

		confirment cependant que l'adoption reste embryonnaire côté banques commerciales (4 répondants sur 6, section 11.6-A) et conditionnée aux contraintes infrastructurelles (H2) et réglementaires (H4) que HP intègre elle-même comme variables de contrôle.	
H1	En attente du questionnaire structuré (section 10.2) — aucune donnée quantitative disponible à ce stade	Le caractère « statistiquement ténu » anticipé par H1 est corroboré qualitativement : adoption jugée hétérogène et encore embryonnaire par 4 répondants sur 6 (Mbata, Mukoma, Nditukulu, Manda — section 11.6-A), Nditukulu (Equity BCDC) précisant que l'IA n'est « pas encore vraiment intégrée » dans les systèmes bancaires.	Partiellement validée qualitativement (caractère embryonnaire confirmé) ; lien avec le taux de bancarisation (Y) non testé quantitativement
H2	En attente du questionnaire structuré (section 10.2) — aucune donnée quantitative disponible à ce stade	Contraintes infrastructurelles (électricité, connectivité, conception en mode dégradé) confirmées par 3 répondants sur 6 (Manda, Nditukulu, Kalonji — section 11.6-C). Rien dans les entretiens ne permet	Partiellement validée : la contrainte infrastructurelle est confirmée comme frein majeur, mais sa prééminence sur la volonté institutionnelle n'est pas démontrée par les données disponibles

		en revanche de confirmer qu'elles pèsent davantage que la volonté institutionnelle : Manda cite aussi une gouvernance interne des données peu mature et une faible appétence au risque des comités de direction comme freins de poids comparable.	
H3	En attente du questionnaire structuré (section 10.2) — aucune donnée quantitative disponible à ce stade	Appui empirique jugé le plus solide de la phase pilote (section 11.6-F) : triple convergence indépendante (Manda, Nditukulu, Kalonji — fonctions très différentes : régulateur, expérience client, cyber-risques) sur le risque de biais d'exclusion inversée affectant en particulier les populations rurales et les femmes. Le potentiel du scoring alternatif est par ailleurs confirmé par 4 répondants sur 6 (section 11.6, thème scoring alternatif).	Partiellement validée qualitativement sur ses deux volets (potentiel du scoring alternatif et risque de biais) ; élargissement effectif de l'accès au crédit non mesuré quantitativement
H4	En attente du questionnaire structuré (section 10.2) — aucune donnée quantitative disponible à ce stade	Confirmée par une triangulation jugée particulièrement robuste (section 11.6-G) : convergence spontanée et	Partiellement validée qualitativement, avec un niveau de triangulation élevé pour une phase pilote ; effet quantitatif sur

		indépendante entre la représentante du régulateur (Manda : cadre encore incomplet pour l'IA malgré le Code du numérique de 2023) et un responsable bancaire de la gestion des risques technologiques (Kalonji : cadre « qui évolue mais reste encore en développement »). Le thème plus large de la gouvernance des données réunit 5 répondants sur 6.	l'adoption (V1) non mesuré
H5	Non concerné — H5 est une hypothèse théorique, explicitement évaluée par cohérence qualitative et non par régression (voir énoncé de H5)	Les entretiens illustrent conjointement les deux cadres : la diffusion encore embryonnaire de l'IA côté banques évoque une phase précoce au sens de Rogers, tandis que les dimensions d'accès, de disponibilité et de qualité de service mises en avant par les répondants (scoring alternatif, e-KYC, infrastructures) recoupent les composantes du cadre multidimensionnel de Sarma et Pais.	Cohérence qualitative observée à ce stade, sur la base de 6 entretiens pilotes ; conclusion à consolider avec l'échantillon qualitatif élargi et le volet quantitatif

Note méthodologique : en l'absence des données du questionnaire structuré (section 10.2), aucun statut « validée » ou « infirmée » au sens statistique n'est attribué à ce stade ; les statuts indiqués ci-

dessus qualifient uniquement le degré de cohérence entre les six entretiens exploratoires de la section 11.6 et l'énoncé de chaque hypothèse, et devront être reconfirmés lors du test empirique du modèle $Y = C + a_1V_1 + \dots + a_nV_n$.

11.8 Matrice SWOT de l'adoption de l'IA bancaire en RDC

À partir de l'ensemble des résultats précédents, une matrice SWOT (forces, faiblesses, opportunités, menaces) sera construite pour synthétiser la situation de l'adoption de l'IA bancaire en RDC telle qu'elle ressort de l'enquête, en complément de l'analyse théorique du potentiel et des risques présentée aux chapitres V à VII.

Forces	Faiblesses	Opportunités	Menaces
Scoring alternatif fondé sur le mobile money, cité comme levier le plus structurant par 4 répondants sur 6 (11.6), en cohérence avec le consensus international (Demirgüç-Kunt et al., 2018 ; McKinsey, 2022)	Adoption encore embryonnaire côté banques commerciales : 4 répondants sur 6 la décrivent comme peu ou pas intégrée aux systèmes existants (thème 11.6-A)	Cadre juridique déjà amorcé (Code du numérique de 2023) et perspective d'un bac à sable réglementaire porté par la BCC pour encadrer l'expérimentation contrôlée de l'IA	Risque de biais d'exclusion inversée pénalisant les populations rurales, les femmes et l'économie informelle : triple convergence indépendante (Manda, Nditukulu, Kalonji), l'appui empirique le plus solide de la phase pilote à H3
Dynamique de supervision (SupTech) déjà engagée à la Banque Centrale du Congo : projet de plateforme de surveillance des paiements intégrant des composantes d'IA (Manda, BCC/DSSMP)	Déficit de compétences spécialisées en science des données et en IA, dépendance à une expertise expatriée ou régionale coûteuse (4/6 répondants, chapitre 6.3)	Rôle stratégique encore inexploité des institutions de microfinance et coopératives d'épargne comme relais vers les populations non bancarisées (section 3.5)	Fragilité des infrastructures électriques et de connectivité hors des grands centres urbains, limitant le déploiement de solutions d'IA en temps réel (H2)
Priorité opérationnelle déjà assumée sur la détection de fraude par IA pour sécuriser les transactions mobile banking (Mukoma, Kalonji)	Gouvernance interne des données encore peu mature (silotage entre cœur bancaire, canaux digitaux et conformité) et faible appétence au risque	Amélioration progressive des réseaux mobiles et de la couverture 4G, ouvrant de nouvelles fenêtres d'usage pour des solutions d'IA en	Dépendance à un nombre restreint de prestataires technologiques étrangers, source de risque de concentration et

	des comités de direction (Manda)	temps réel (nuance de Kalonji)	d'opacité algorithmique
Infrastructures de paiement interopérables existantes (Switch Mosolo, IPS-RDC, ACH) sur lesquelles adosser de futures capacités d'IA	Rapport coût-bénéfice défavorable à court terme pour les institutions de taille moyenne ou petite : coûts en devises, hébergement cloud souvent à l'étranger (chapitre 6.6)	Mutualisation possible des investissements via des plateformes sectorielles partagées, réduisant le coût d'entrée pour les banques de taille modeste	Risques macroprudentiels d'une adoption rapide et non coordonnée de l'IA à l'échelle du secteur (chapitre 6.7)

11.9 Grille de lecture anticipée (attentes issues de la littérature)

Avant la collecte effective des données, il est utile, dans une logique proche de la pré-inscription des hypothèses en sciences sociales, d'explicitier les attentes que la littérature mobilisée aux chapitres I à IX permet de formuler pour chaque hypothèse. Cette grille ne constitue en aucun cas un résultat : elle a pour seule fonction de rendre transparente, a priori, la lecture que ce mémoire fera des données une fois collectées, et de permettre d'identifier explicitement les surprises éventuelles par rapport aux attentes théoriques.

Hypothèse	Attente formulée à partir de la littérature	Élément de littérature mobilisé
HP	Effet positif mais modéré, fortement conditionné par les facteurs institutionnels et infrastructurels	Adeoye et al. (2024) ; McKinsey (2022)
H1	Adoption confirmée comme embryonnaire et peu formalisée	Études de cas RDC, section 4.2 ; Tableau comparatif, section 4.3
H2	Les contraintes infrastructurelles dominent les freins déclarés par les répondants	BAD (2022) ; ITU (2023) ; chapitre VI
H3	Effet ambivalent : élargissement de l'accès au crédit et risque de biais confirmés simultanément	Björkegren & Grissen (2020) ; Berg et al. (2020) ; Ozili (2020)
H4	Cadre réglementaire perçu comme insuffisant, en	Section 2.4 ; section 6.2

	particulier sur la protection des données	
H5	Les cadres de Sarma-Pais et de Rogers apparaissent comme les grilles de lecture les plus mobilisées spontanément par les répondants	Section 2.2.5

Cette grille sera reprise et complétée à la section 11.7 une fois les résultats effectivement disponibles, permettant une comparaison explicite entre attentes ex ante et constats empiriques ex post.

11.10 Limites anticipées de l'interprétation des résultats

Avant même la collecte complète des données, il est utile d'anticiper certaines limites qui affecteront nécessairement l'interprétation des résultats présentés dans ce chapitre, une fois celui-ci complété. Premièrement, la taille de l'échantillon quantitatif visé (30 à 40 observations réparties sur 8 à 12 banques) permettra de conduire des tests de corrélation et une régression linéaire multiple, mais avec une puissance statistique limitée et une sensibilité aux valeurs extrêmes ; les résultats du modèle $Y = C + a_1V_1 + \dots + a_nV_n$ devront donc être interprétés comme exploratoires plutôt que confirmatoires, conformément à ce qui a été annoncé au chapitre X.

Deuxièmement, le calendrier de collecte, concentré sur une période de six à huit semaines, ne permettra pas de capturer d'éventuelles évolutions saisonnières ou conjoncturelles dans les pratiques déclarées par les banques. Troisièmement, dans la mesure où les répondants seront principalement des cadres impliqués dans la conception ou la supervision des solutions d'IA de leur institution, un biais de familiarité pourrait conduire à une évaluation plus favorable des bénéfices de l'IA que ne le percevraient, par exemple, les clients finaux, une limite qui pourra être partiellement compensée par le recours, en entretien, à des questions portant explicitement sur les retours de la clientèle.

11.11 Synthèse des résultats

[À rédiger après collecte des données : synthèse transversale reliant les résultats empiriques aux mécanismes identifiés dans la revue de littérature, mise en évidence des écarts entre potentiel théorique et pratiques observées, et transition vers la conclusion générale.]

XII. CONCLUSION GÉNÉRALE

12.1 Rappel de la démarche

Ce mémoire s'est donné pour objectif d'analyser dans quelle mesure l'intelligence artificielle contribue, ou est susceptible de contribuer, à l'augmentation du taux de bancarisation des services financiers dans les banques commerciales de la République Démocratique du Congo. Pour ce faire, une démarche en deux temps a été retenue : une revue systématique de la littérature théorique et empirique (chapitres I à IX), suivie d'une démarche empirique mixte destinée à vérifier, sur le terrain, les hypothèses dégagées de cette revue (chapitres X et XI).

Cette démarche séquentielle répondait à un constat simple, établi dès l'introduction générale : le potentiel de l'intelligence artificielle pour l'inclusion financière est largement documenté à l'échelle internationale et continentale, mais la littérature spécifique à la RDC demeure fragmentaire. Ce mémoire ne prétend pas combler entièrement ce déficit de connaissances, mais il propose un cadre théorique structuré et un protocole empirique reproductible qui devraient permettre d'y contribuer significativement une fois la phase de collecte de données achevée.

12.2 Principaux enseignements de la revue de littérature

La revue de littérature a confirmé l'existence d'un consensus international nuancé : l'intelligence artificielle recèle un potentiel réel pour l'inclusion financière, notamment à travers la réduction des coûts d'intermédiation, le scoring crédit alternatif, l'automatisation du KYC, les chatbots multilingues, la détection de fraudes et, plus récemment, l'automatisation du reporting réglementaire. Ce potentiel demeure toutefois conditionnel : sa réalisation dépend de facteurs institutionnels, infrastructurels et sociaux qui font largement défaut dans le contexte congolais actuel.

La mobilisation croisée des cadres théoriques de Sarma et Pais, de Rogers et, dans une moindre mesure, de l'économie des coûts de transaction, a permis de formuler l'hypothèse que l'inclusion financière par l'IA en RDC se joue autant dans la disponibilité technique des solutions que dans les conditions sociales, économiques et institutionnelles de leur adoption effective. Le cadre synthétique intégrateur proposé au chapitre VII, articulant contraintes technologiques, institutionnelles et sociales, constitue à cet égard l'un des apports conceptuels de ce mémoire, dans la mesure où il dépasse une lecture purement technologique ou purement réglementaire du phénomène pour en proposer une lecture systémique.

La revue a également mis en évidence des lacunes significatives dans la littérature spécifique à la RDC : rareté des études empiriques quantitatives, faible attention portée aux dimensions de genre et d'équité dans l'accès aux services financiers assistés par l'IA, quasi-absence de travaux sur l'articulation entre IA bancaire et structures informelles d'épargne, et déficit de recherche sur l'explicabilité et l'acceptabilité sociale des décisions algorithmiques dans un contexte de faible alphabétisation numérique. Ces lacunes justifient directement la phase empirique proposée aux chapitres X et XI.

Sur le plan méthodologique, ce mémoire illustre également l'intérêt d'une démarche mixte séquentielle pour l'étude de phénomènes organisationnels émergents dans des contextes de données rares : la construction a priori d'une grille de lecture anticipée (section 11.9), directement adossée à la revue de littérature, constitue une contribution méthodologique transposable à d'autres études

portant sur la diffusion de technologies financières dans des marchés africains encore peu documentés.

12.3 Statut des hypothèses de recherche

À ce stade du mémoire, les hypothèses formulées à l'introduction générale reposent sur des fondements théoriques solides mais n'ont pas encore été confrontées aux données de terrain, la collecte étant prévue au cours de l'année académique 2025-2026 selon la démarche décrite au chapitre X. La validation, la validation partielle ou l'infirmerie de chacune des hypothèses (HP, H1 à H5) sera établie au chapitre XI, à l'issue de l'analyse des résultats du questionnaire et des entretiens semi-directifs, puis synthétisée dans une version consolidée de la présente conclusion.

Il convient de souligner que cette prudence méthodologique n'enlève rien à la valeur du travail théorique accompli : la construction d'un cadre d'hypothèses directement ancré dans la littérature, opérationnalisé sous la forme d'instruments de collecte précis (Annexes 1 à 3), constitue en soi une contribution utile pour de futurs travaux portant sur l'IA bancaire en Afrique centrale, indépendamment des résultats empiriques qui seront obtenus.

12.4 Recommandations

Sous réserve des ajustements que l'enquête de terrain pourra justifier, les enseignements de la revue de littérature permettent d'ores et déjà de formuler les recommandations suivantes, organisées selon les trois systèmes de contraintes identifiés au chapitre VII et les quatre catégories d'acteurs concernés.

À l'attention des pouvoirs publics et du régulateur : il conviendrait de développer un cadre réglementaire spécifique à l'IA et aux FinTechs, incluant des dispositions relatives à la protection des données, à la transparence des algorithmes de scoring et aux exigences prudentielles applicables aux nouveaux entrants ; de mettre en place un régime de type « sandbox » réglementaire permettant aux banques et FinTechs de tester des solutions d'IA sous supervision allégée de la BCC ; d'accélérer le déploiement d'une identité numérique nationale couplée à des solutions biométriques d'e-KYC ; de prioriser les investissements dans les infrastructures numériques (connectivité, électrification, fiabilité de l'alimentation) des zones rurales ; et de renforcer les capacités techniques internes de la BCC en matière d'audit algorithmique, condition préalable à l'exercice effectif de sa mission de supervision.

À l'attention des institutions bancaires : les recommandations portent sur la documentation et l'audit régulier des modèles de scoring alternatif afin de détecter et corriger d'éventuels biais discriminatoires, notamment de genre et d'origine géographique ; la construction de partenariats avec les opérateurs de mobile money pour enrichir les données mobilisables dans les modèles de scoring, dans le respect du cadre de protection des données ; l'investissement dans la formation des équipes internes et dans l'alphabétisation financière et numérique de la clientèle ; et la conception des interfaces clients (chatbots, notifications de scoring) selon des principes d'explicabilité minimale, afin de soutenir la confiance des usagers dans les décisions automatisées.

À l'attention des acteurs académiques et des bailleurs de fonds : il s'agirait de soutenir le financement d'études empiriques de plus grande ampleur sur l'IA bancaire en RDC, au-delà du périmètre nécessairement limité de ce mémoire, et d'encourager la constitution de bases de données partagées entre institutions bancaires, sous la coordination de la BCC, pour faciliter la recherche académique tout en préservant la confidentialité des données individuelles.

À l'attention des acteurs de l'écosystème mobile money et technologique : enfin, il conviendrait d'explorer, avec les opérateurs de télécommunications, des modalités de partage de données conformes à la protection de la vie privée (par exemple via des techniques d'agrégation ou de calcul multipartite sécurisé) pour enrichir les modèles de scoring sans compromettre la confidentialité des usagers, et d'évaluer la pertinence, pour la BCC, d'encadrer les conditions de recours à des infrastructures d'informatique en nuage hébergées hors du territoire congolais, au regard des enjeux de souveraineté numérique évoqués à la section 4.5.

Sur un plan plus personnel, la conduite de ce travail a permis de mesurer combien la question de l'IA bancaire en RDC se situe au croisement de plusieurs disciplines (économie du développement, gestion des systèmes d'information, droit de la régulation financière, sociologie des organisations) dont la mobilisation conjointe, bien qu'exigeante, s'est révélée nécessaire pour rendre justice à la complexité du phénomène étudié. Cette transversalité disciplinaire constitue, au-delà des résultats empiriques à venir, l'un des enseignements méthodologiques durables de ce mémoire.

12.5 Limites de l'étude

La revue de littérature repose sur un corpus encore restreint de travaux spécifiques à la RDC, la majorité des études mobilisées portant sur l'Afrique de l'Est et de l'Ouest.

Au stade actuel, la validation empirique des hypothèses reste à conduire : les conclusions de ce mémoire, en particulier celles du chapitre XI, seront affinées à l'issue de la collecte de données prévue au chapitre X.

L'échantillonnage raisonné envisagé pour l'enquête de terrain ne permettra pas une généralisation statistique stricte à l'ensemble du secteur bancaire congolais.

Le cadre théorique retenu, bien que composite, ne prétend pas à l'exhaustivité : d'autres approches, notamment issues de la sociologie des organisations ou de l'économie comportementale, pourraient enrichir l'analyse des comportements d'adoption individuels.

12.6 Perspectives de recherche futures

Conduire des études économétriques sur données de panel pour établir des liens de causalité entre adoption de l'IA et évolution du taux de bancarisation en RDC.

Approfondir les effets différenciés de l'IA bancaire selon le genre et la localisation géographique (urbain/rural) des utilisateurs.

Explorer les modèles hybrides articulant IA bancaire et structures informelles d'épargne (tontines, coopératives), particulièrement prégnantes dans l'économie populaire congolaise.

Évaluer, à moyen terme, les risques d'exclusion algorithmique associés à la généralisation des modèles de scoring alternatif en RDC.

Étudier les conditions d'explicabilité et d'acceptabilité sociale des décisions algorithmiques auprès des usagers finaux congolais, dans une perspective d'économie comportementale.

En définitive, l'intelligence artificielle ne constitue pas une solution miracle à l'exclusion financière en RDC : elle doit être pensée comme un outil complémentaire à des réformes structurelles portant sur l'infrastructure, la gouvernance des données et le renforcement du capital humain. Exploitée avec discernement et encadrée par une régulation adaptée, elle recèle néanmoins un potentiel réel pour étendre la frontière de la bancarisation congolaise, potentiel que la phase empirique de ce mémoire a vocation à documenter et à nuancer.

ANNEXES

Présentation des annexes : l'annexe 1 reproduit le questionnaire structuré destiné aux responsables risques et digital/innovation des banques de l'échantillon. L'annexe 2 présente le guide d'entretien semi-directif. L'annexe 3 propose la grille de codage thématique qui structurera l'analyse des entretiens. L'annexe 4 reproduit la lettre de présentation de l'étude adressée aux institutions sollicitées. L'annexe 5 présente le formulaire de consentement éclairé. L'annexe 6 propose une liste d'indicateurs de suivi pouvant être mobilisés au-delà de ce mémoire pour un suivi longitudinal de l'adoption de l'IA bancaire en RDC.

Annexe 1 : Questionnaire sur l'adoption de l'intelligence artificielle et son impact sur la bancarisation

Section 1 – Identification du répondant et de l'institution

Note méthodologique : afin d'atteindre le seuil minimal de 30 observations requis pour les tests de corrélation et de régression (section 10.2), ce questionnaire est administré à trois ou quatre répondants par institution de l'échantillon (8 à 12 banques), occupant des fonctions différentes (gestion des risques, digital/innovation, systèmes d'information, stratégie commerciale).

- 1.1 Nom de l'institution (facultatif, traitement confidentiel).
- 1.2 Type de capital : local / régional africain / international.
- 1.3 Taille de l'institution (nombre d'agences, nombre de clients actifs).
- 1.4 Fonction du répondant : direction générale / gestion des risques / digital-innovation / systèmes d'information / autre.
- 1.5 Ancienneté du répondant dans la fonction.

Section 2 – État des lieux de l'adoption des technologies d'IA

- 2.1 Votre institution a-t-elle déployé, à un stade pilote ou en production, une ou plusieurs des solutions suivantes ? (cocher toutes les réponses applicables) : scoring crédit alternatif basé sur des données non conventionnelles ; chatbot ou assistant conversationnel (NLP) ; e-KYC / vérification d'identité biométrique ; détection de fraude en temps réel ; automatisation du reporting réglementaire (RegTech) ; autre (préciser).
- 2.2 Pour chaque solution cochée, préciser l'année de premier déploiement et le stade actuel (pilote / production limitée / production généralisée).
- 2.3 Ces solutions ont-elles été développées en interne, via un prestataire local, ou via un partenaire international ?
- 2.4 Votre institution envisage-t-elle de nouveaux déploiements d'IA au cours des deux prochaines années ? Lesquels ?

Section 2bis – Indicateurs quantitatifs de bancarisation de l'institution (variable expliquée Y, données secondaires)

- 2bis.1 Nombre de comptes actifs de l'institution, par année, sur la période N-3 à N (données issues du rapport annuel de l'institution ou de la BCC).
- 2bis.2 Taux de croissance annuel moyen du nombre de comptes actifs sur la période considérée.

2bis.3 Part estimée de la clientèle nouvellement bancarisée grâce à des canaux digitaux/IA (scoring alternatif, e-KYC, agences digitales), si disponible.

2bis.4 Source et période de référence des données ci-dessus (rapport annuel, communication interne, estimation du répondant).

Section 3 – Perception de l’impact de l’IA sur la bancarisation (échelle de Likert 1 = Pas du tout d’accord à 5 = Tout à fait d’accord)

- 3.1 Le recours à l’IA a permis de réduire les coûts de service de notre clientèle à faibles revenus.
- 3.2 Le scoring alternatif basé sur l’IA a permis d’octroyer des crédits à des clients auparavant jugés non solvables selon nos critères classiques.
- 3.3 L’automatisation du KYC a réduit le temps et le coût d’ouverture de compte pour de nouveaux clients.
- 3.4 Les chatbots ou assistants automatisés ont permis de toucher une clientèle plus large, notamment en dehors de Kinshasa.
- 3.5 La détection de fraude par IA a renforcé la confiance de notre clientèle dans les canaux numériques.
- 3.6 L’automatisation du reporting réglementaire a permis de redéployer des ressources internes vers l’acquisition de clients.
- 3.7 De manière générale, l’IA a contribué à l’augmentation du nombre de clients bancarisés par notre institution.

Section 4 – Freins perçus à l’adoption de l’IA

- 4.1 Parmi les freins suivants, quels sont ceux qui limitent le plus l’adoption de l’IA dans votre institution ? (classer les trois principaux par ordre d’importance) : coût d’investissement ; qualité/disponibilité des données ; connectivité et infrastructure ; fiabilité de l’alimentation électrique ; compétences internes en data science ; incertitude réglementaire ; réticence de la clientèle ; réticence interne au changement ; autre (préciser).
- 4.2 Ces freins ont-ils évolué au cours des trois dernières années ? Comment ?

Section 5 – Cadre réglementaire et gouvernance des données

- 5.1 Le cadre réglementaire actuel de la BCC est-il, selon vous, adapté au développement de solutions d’IA bancaire ? (échelle 1-5)
- 5.2 Votre institution dispose-t-elle d’une politique interne formalisée de gouvernance des données et de gestion des biais algorithmiques ?
- 5.3 Votre institution a-t-elle mis en place des mécanismes d’explication ou de recours pour les clients affectés par une décision automatisée (refus de crédit, blocage de compte) ?
- 5.4 Quelles évolutions réglementaires jugez-vous prioritaires pour favoriser une adoption responsable de l’IA dans le secteur bancaire congolais ? (question ouverte)

Section 6 – Vision prospective et suggestions

- 6.1 Sur une échelle de 1 à 5, quel est le degré de priorité stratégique accordé par votre direction générale au développement de solutions d’IA au cours des trois prochaines années ?

- 6.2 Quel type d'accompagnement (formation, financement, partenariat technique) faciliterait le plus, selon vous, l'adoption de l'IA par votre institution ?
- 6.3 Souhaitez-vous être recontacté(e) pour un entretien complémentaire ou pour recevoir une synthèse des résultats de cette étude ?

Annexe 2 – Guide d'entretien semi-directif

Durée indicative : 45 minutes. Public : responsables risques/digital des banques échantillonnées, représentants de la BCC, acteurs FinTech/mobile money.

Thème 1 – Trajectoire d'adoption de l'IA

Pouvez-vous retracer comment votre institution en est venue à s'intéresser à l'IA pour ses activités bancaires ?

Quelles ont été les principales étapes et difficultés de mise en œuvre ?

Thème 2 – Perception des impacts sur la bancarisation

Selon votre expérience, en quoi l'IA a-t-elle concrètement modifié votre capacité à servir des clients auparavant exclus du système bancaire formel ?

Observez-vous des différences d'impact selon le profil des clients (genre, zone géographique, secteur d'activité) ?

Thème 3 – Obstacles rencontrés

Quels ont été les principaux obstacles techniques, humains, financiers rencontrés dans le déploiement de solutions d'IA ?

Comment ces obstacles ont-ils été surmontés, ou pourquoi persistent-ils ?

Thème 4 – Régulation et gouvernance des données

Comment percevez-vous le cadre réglementaire actuel de la BCC vis-à-vis de l'IA et des FinTechs ?

Quelles garanties votre institution met-elle en place pour prévenir les biais algorithmiques ou les usages abusifs des données clients ?

Thème 5 – Confiance et acceptabilité

Comment vos clients réagissent-ils face à des décisions prises ou assistées par des systèmes automatisés ?

Quels mécanismes d'explication ou de recours proposez-vous, le cas échéant, à des clients affectés par une décision automatisée ?

Thème 6 – Vision prospective

Quelles évolutions anticipez-vous dans l'usage de l'IA par votre institution au cours des trois à cinq prochaines années ?

Quelles recommandations formulerez-vous aux pouvoirs publics et aux régulateurs pour accompagner cette transition ?

Annexe 3 – Grille de codage thématique des entretiens

Cette grille, dérivée du cadre théorique présenté aux chapitres II et VII, structurera le codage des entretiens semi-directifs. Elle pourra être affinée de manière itérative à mesure que des thèmes émergents non anticipés apparaîtront dans le matériau collecté.

Catégorie théorique	Thème de codage	Définition opérationnelle	Exemple d'indicateur textuel
Diffusion de l'innovation (Rogers)	Avantage relatif perçu	Perception que l'IA améliore la performance par rapport aux méthodes existantes	« plus rapide que », « avant on devait »
Diffusion de l'innovation (Rogers)	Compatibilité	Adéquation perçue entre l'IA et les pratiques/valeurs existantes	« ça correspond à », « c'est dans la continuité de »
TAM	Utilité perçue	Perception d'un bénéfice direct pour l'activité bancaire	« ça nous permet de », « grâce à ça »
TAM	Facilité d'usage perçue	Perception de la simplicité d'utilisation par les équipes ou les clients	« facile à utiliser », « compliqué pour »
Inclusion financière (Sarma & Pais)	Accès / disponibilité / usage	Distinction entre ouverture de compte et usage effectif des services	« ils ouvrent un compte mais »
Contraintes institutionnelles	Cadre réglementaire	Perception du rôle facilitateur ou contraignant de la régulation	« la BCC devrait », « il n'existe pas de texte sur »
Contraintes sociales	Confiance et acceptabilité	Perception de la confiance des clients envers les décisions automatisées	« les clients ne comprennent pas pourquoi »

Cette grille pourra également être enrichie, au fil du codage, de sous-catégories inductives émergeant directement du matériau collecté, notamment si des répondants font référence à des contraintes spécifiques (par exemple liées à un opérateur de mobile money particulier) non anticipées par le cadre théorique initial.

Annexe 4 – Lettre de présentation de l'étude

Objet : Sollicitation de participation à une étude académique sur l'intelligence artificielle et la bancarisation en RDC

Madame, Monsieur,

Dans le cadre de la préparation de mon mémoire de fin d'études au sein du programme MBA International (HEC Liège – Université Protestante au Congo), je conduis une recherche portant sur l'adoption de l'intelligence artificielle par les banques commerciales opérant en République Démocratique du Congo et sur son impact perçu sur le taux de bancarisation des services financiers.

Votre institution a été identifiée comme un acteur pertinent pour cette étude, compte tenu de son positionnement dans le secteur bancaire congolais. Je sollicite votre accord pour qu'un ou plusieurs collaborateurs de votre institution, occupant une fonction en lien avec la gestion des risques, le digital ou l'innovation, puissent répondre à un questionnaire structuré (15 à 20 minutes) et, le cas échéant, participer à un entretien semi-directif d'environ 45 minutes.

Cette étude est strictement académique. Les informations recueillies seront traitées de manière confidentielle et anonymisée, conformément au formulaire de consentement joint (Annexe 5). Une synthèse des résultats pourra vous être communiquée sur demande à l'issue de la recherche.

Je vous remercie par avance de l'attention que vous porterez à cette sollicitation et reste à votre disposition pour tout complément d'information.

Joseph KAPULO MITWELE KAWELE Étudiant, MBA International

Annexe 5 – Formulaire de consentement éclairé

Ce formulaire type sera remis à chaque participant avant l'administration du questionnaire ou de l'entretien, conformément aux considérations éthiques présentées à la section 10.7.

Objet de l'étude : je comprends que cette étude porte sur l'adoption de l'intelligence artificielle par les banques commerciales en RDC et son impact perçu sur la bancarisation, dans le cadre d'un mémoire de MBA International.

Participation volontaire : je comprends que ma participation est entièrement volontaire et que je peux me retirer à tout moment sans avoir à me justifier et sans conséquence sur ma relation professionnelle avec le chercheur.

Confidentialité : je comprends que mes réponses seront anonymisées et que ni mon nom ni, sauf accord explicite de ma part, le nom de mon institution ne seront mentionnés dans le mémoire.

Usage des données : je comprends que les données collectées seront utilisées exclusivement à des fins académiques dans le cadre de ce mémoire et de publications scientifiques éventuelles qui en découleraient.

Enregistrement : j'autorise / je n'autorise pas (rayer la mention inutile) l'enregistrement audio de l'entretien à des fins de retranscription, étant entendu que l'enregistrement sera détruit après le processus d'évaluation académique du mémoire.

Signature du participant : _____ Date : _____

Ces indicateurs pourraient être intégrés, à terme, dans les rapports périodiques que les banques commerciales adressent à la BCC dans le cadre de leurs obligations prudentielles existantes, sans nécessiter la création d'un dispositif de reporting entièrement nouveau ; il s'agirait davantage d'enrichir les canevas de reporting actuels de quelques champs spécifiques à l'IA et à l'inclusion financière, dans une logique de coût marginal de mise en œuvre réduit pour les institutions concernées.

Annexe 6 – Indicateurs de suivi proposés pour un suivi longitudinal

Au-delà du périmètre de ce mémoire, les indicateurs suivants sont proposés pour un suivi longitudinal, par la BCC ou par de futurs travaux académiques, de la contribution de l'IA à la bancarisation en RDC.

Indicateur	Définition	Source potentielle	Fréquence de suivi suggérée
Taux de bancarisation formel	Part des adultes détenant un compte dans une institution financière formelle	BCC / Global Findex	Bisannuelle
Part des crédits octroyés via scoring alternatif	Proportion des nouveaux crédits accordés sur la base de modèles de scoring alternatif basés sur l'IA	Reporting interne des banques / BCC	Annuelle
Délai moyen d'ouverture de compte via e-KYC	Temps moyen entre la demande d'ouverture de compte et son activation effective	Reporting interne des banques	Annuelle
Taux de plainte lié à des décisions automatisées	Nombre de réclamations liées à une décision de crédit ou de blocage de compte automatisée, rapporté au nombre de décisions automatisées	Service client des banques / médiateur bancaire	Annuelle
Écart de bancarisation femmes-hommes	Différentiel de taux de bancarisation entre femmes et hommes	BCC / Global Findex	Bisannuelle

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Articles académiques évalués par les pairs

- Adelani, D. I., et al. (2021). MasakhaNER: Named entity recognition for African languages. In Proceedings of the 2021 Conference of NAACL. Association for Computational Linguistics.
- 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. <https://doi.org/10.51594/farj.v6i3.856>
- Asongu, S. A., & Nwachukwu, J. C. (2018). ICT, financial sector development and financial inclusion. *Financial Innovation*, 4(1), 1–20.
- Berg, T., Burg, V., Gombović, A., & Puri, M. (2020). On the rise of fintechs – Credit scoring using alternative data. *Journal of Financial Economics*, 135(1), 1–28.
- Björkegren, D., & Grissen, D. (2020). Behavior revealed in mobile phone usage predicts credit repayment. *The World Bank Economic Review*, 34(3), 618–636.
- Buchak, G., Matvos, G., Piskorski, T., & Seru, A. (2018). FinTech, regulatory arbitrage, and the rise of shadow banks. *Journal of Financial Economics*, 130(3), 453–483.
- Chitungo, S. K., & Munongo, S. (2013). Extending the technology acceptance model to mobile banking adoption in rural Zimbabwe. *Journal of Business Administration and Education*, 3(1), 51–79.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.
- Demirgüç-Kunt, A., Klapper, L., Singer, D., Ansar, S., & Hess, J. (2018). *The Global Findex Database 2017: Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution*. Washington D.C. : World Bank.
- Diamond, D. W., & Dybvig, P. H. (1983). Bank runs, deposit insurance, and liquidity. *Journal of Political Economy*, 91(3), 401–419.
- Freixas, X., & Rochet, J. C. (2008). *Microeconomics of Banking* (2nd ed.). Cambridge : MIT Press.
- Ghosh, S. (2020). FinTech adoption and financial inclusion in India: The role of digital payment systems. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 28(3), 476–497.
- Klapper, L., & Singer, D. (2017). The opportunities and challenges of digitizing government-to-person payments. *The World Bank Research Observer*, 32(2), 211–226.
- Nekoto, W., et al. (2020). Participatory Research for Low-resourced Machine Translation. EMNLP 2020 Findings. Association for Computational Linguistics.
- Ozili, P. K. (2020). Theories of financial inclusion. MPRA Paper No. 101810.
- Salahdine, F., & Kaabouch, N. (2019). Social engineering attacks: A survey. *Future Internet*, 11(4), 89.

Sarma, M., & Pais, J. (2011). Financial inclusion and development. *Journal of International Development*, 23(5), 613–628.

Coase, R. H. (1937). The Nature of the Firm. *Economica*, 4(16), 386–405.

Williamson, O. E. (1985). *The Economic Institutions of Capitalism: Firms, Markets, Relational Contracting*. New York : Free Press.

Rapports institutionnels et études sectorielles

Banque africaine de développement [BAD]. (2022). *Rapport sur le développement en Afrique 2022*. Abidjan : BAD.

Banque centrale du Congo [BCC]. (2022). *Rapport annuel 2022*. Kinshasa : BCC.

Banque centrale du Congo [BCC]. (2023). *Rapport sur la stabilité financière 2023*. Kinshasa : BCC.

Banque mondiale. (2021). *Global Findex Database 2021*. Washington D.C. : World Bank.

Banque mondiale. (2023). *République Démocratique du Congo : Aperçu économique*. Washington D.C. : World Bank.

Branch International. (2022). *Annual Impact Report 2022*. San Francisco : Branch.

Fonds monétaire international [FMI]. (2022). *République Démocratique du Congo : Consultation au titre de l'article IV 2022*. Washington D.C. : FMI.

GSMA. (2023). *State of the Industry Report on Mobile Money 2023*. London : GSMA Intelligence.

IFC (Strusani, D., & Hounghonon, G. V.). (2019). *The Role of Artificial Intelligence in Supporting Development in Emerging Markets*. IFC Thought Leadership Note 69.

ITU. (2023). *Measuring digital development: Facts and Figures 2023*. Geneva : International Telecommunication Union.

Jumo World. (2021). *Impact Report 2021*. Cape Town : Jumo.

McKinsey Global Institute. (2022). *Digital Finance for All: Powering Inclusive Growth in Emerging Economies*. New York : McKinsey & Company.

UNCDF. (2021). *Digital Finance and Inclusion in the Time of COVID-19*. New York : UNCDF.

Études et travaux spécifiques à la RDC

Kasongo, A., & Mulamba, B. (2021). Inclusion financière en RDC : contraintes et opportunités. *Revue Africaine de Gestion*, 6(2), 45–62.

Kimanuka, C., & Nkurunziza, E. (2022). Mobile money and financial inclusion in the DRC. *Journal of African Business*, 23(1), 112–128.

Lulungu, J., & Kabamba, M. (2022). FinTech et microfinance en RDC. *Cahiers Congolais de Gestion*, 8(1), 33–49.

Mavungu, M. (2019). Méfiance institutionnelle et comportements d'épargne en RDC. *Économie Africaine*, 14(3), 78–94.

Mukendi, P. (2023). Adoption des FinTechs et inclusion financière en RDC. Thèse de doctorat, Université de Kinshasa.

Mwamba, C. (2022). Alphabétisation numérique et adoption des services financiers mobiles en RDC. *Revue Africaine de l'Éducation Numérique*, 5(1), 21–38.

Textes et référentiels réglementaires internationaux

Basel Committee on Banking Supervision. (2017). Basel III: Finalising post-crisis reforms. Basel : Bank for International Settlements.

Groupe d'Action Financière [GAFI]. (2023). Normes internationales sur la lutte contre le blanchiment de capitaux et le financement du terrorisme et de la prolifération. Paris : GAFI/FATF.

Union européenne. (2016). Règlement (UE) 2016/679 du Parlement européen et du Conseil relatif à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel (RGPD). Journal officiel de l'Union européenne.

Ouvrages et références méthodologiques

Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2018). *Designing and Conducting Mixed Methods Research* (3rd ed.). Thousand Oaks : SAGE Publications.

DeVellis, R. F. (2016). *Scale Development: Theory and Applications* (4th ed.). Thousand Oaks : SAGE Publications.

Fortin, M.-F., & Gagnon, J. (2016). *Fondements et étapes du processus de recherche : méthodes quantitatives et qualitatives* (3e éd.). Montréal : Chenelière Éducation.

Miles, M. B., Huberman, A. M., & Saldaña, J. (2014). *Qualitative Data Analysis: A Methods Sourcebook* (3rd ed.). Thousand Oaks : SAGE Publications.

Thiétart, R.-A., et al. (2014). *Méthodes de recherche en management* (4e éd.). Paris : Dunod.

Yin, R. K. (2018). *Case Study Research and Applications: Design and Methods* (6th ed.). Thousand Oaks : SAGE Publications.