

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

LA TRANSFORMATION NUMÉRIQUE DES BANQUES : PERFORMANCE, RÉSILIENCE ET
CADRES INSTITUTIONNELS

L'IMPACT DE L'ADOPTION DES TECHNOLOGIES FINTECH SUR LA
PERFORMANCE BANCAIRE

MÉMOIRE PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE DE LA
MAÎTRISE EN SCIENCES DE LA GESTION

PAR
MOHAMED AMINE EL KHAMMAS

Mai 2026

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire, de cette thèse ou de cet essai a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire, de sa thèse ou de son essai.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire, cette thèse ou cet essai. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire, de cette thèse et de son essai requiert son autorisation.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

École de gestion

LA TRANSFORMATION NUMÉRIQUE DES BANQUES : PERFORMANCE,
RÉSILIENCE ET CADRES INSTITUTIONNELS
L'IMPACT DE L'ADOPTION DES TECHNOLOGIES FINTECH SUR LA
PERFORMANCE BANCAIRE

MOHAMED AMINE EL KHAMMAS

Maîtrise en sciences de la gestion (1865), spécialité Économie financière appliquée

Ce mémoire a été supervisé par les personnes suivantes :

Pre Zeineb Ouni	Directrice de recherche
Pr Foued Chihi	Codirecteur de recherche

Ce mémoire a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

Pre Zeineb Ouni	Directrice de recherche
Pr Benoît-Mario Papillon	Évaluateur
Pre Hédia El Ourabi	Évaluatrice externe

DÉDICACE

*À mon regretté grand-père, Ahmed Moulay BOUYA,
dont la droiture, la résistance et l'honnêteté me guident encore.*

REMERCIEMENTS

Au terme de ce travail, je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance et ma gratitude à ma directrice de recherche, la Professeure Zeineb Ouni, pour la qualité de son encadrement, sa disponibilité, sa patience et sa rigueur, qui ont été déterminantes tout au long de l'acheminement de ce mémoire. Son soutien constant, ses encouragements et son exigence scientifique ont été fondamentaux dans l'aboutissement de ce mémoire. Au-delà du projet, j'aimerais la remercier sincèrement de m'avoir aidé et poussé à franchir un palier et me dépasser.

Je remercie également mon co-directeur de recherche, le Professeur Foued Chihi, pour son accompagnement, ses remarques et l'attention portée à ce travail. J'adresse aussi mes remerciements aux membres du jury, le Professeur Benoît-Mario Papillon, et la Professeure Hédia El Ourabi, ainsi qu'à toute personne qui prendra le temps de lire et d'évaluer ce mémoire, pour l'intérêt accordé à ce travail, ainsi que la contribution que leurs commentaires apporteront.

Je tiens enfin à exprimer ma gratitude à ma famille, en particulier à ma mère, Hasna Bouya, et à mon père, Mohammed El Khammas pour leur soutien et leur amour inconditionnels, pour leur patience et leurs sacrifices. Je remercie également l'ensemble de ma grande famille, pour leur appui moral, leur confiance et leur soutien durant tout mon parcours.

Un grand merci à mes amis, pour leur présence et leur soutien dans les moments de doute comme dans ceux d'avancement. Enfin, je souhaite reconnaître le travail et la persévérance nécessaires à l'aboutissement de ce mémoire.

RÉSUMÉ

Dans un contexte de compression durable des marges d'intermédiation et de transformation numérique du secteur bancaire, ce mémoire a pour objectif ultime d'analyser l'effet de l'adoption interne de technologies FinTech sur la performance des banques traditionnelles. Plus précisément, cette étude examine l'impact de l'implémentation des robots-conseillers au sein des banques commerciales sur leur marge nette d'intermédiation (NIM). Nous cherchons également à identifier comment cet effet se produit. L'impact des robots-conseillers sur la NIM est-il direct, ou passe-t-il par une amélioration de l'efficacité opérationnelle des banques ? Pour répondre à cette question, nous analysons 36 banques commerciales cotées au Canada, au Royaume-Uni et en France entre 2014 et 2024. Notre méthodologie combine trois approches : des régressions sur données de panel à effets fixes, l'utilisation de variables instrumentales pour corriger l'endogénéité, et un modèle d'équations structurelles qui teste le rôle médiateur de l'efficacité opérationnelle (mesurée par le ratio coûts/revenus). Nos résultats empiriques montrent que l'adoption des technologies FinTech exerce un effet positif et statistiquement significatif sur la performance des banques, ce qui suggère que la digitalisation interne se traduit en gains économiques mesurables en soutenant la marge d'intermédiation, principalement par l'amélioration de l'efficacité et de la tarification/segmentation du risque. Par ailleurs, nos analyses montrent que l'effet favorable de l'adoption des FinTech sur la performance est plus marqué dans les pays de tradition de *common law* que dans ceux du droit civil français, cette hétérogénéité pourrait refléter un environnement institutionnel et concurrentiel plus propice à la diffusion et à la monétisation des innovations digitales (flexibilité réglementaire, profondeur du marché et exécution contractuelle), permettant de mieux convertir l'adoption en surplus de la NIM. Les estimations suggèrent également une meilleure résistance de la NIM durant la crise sanitaire pour les banques adoptantes des technologies FinTech. Enfin, l'efficacité opérationnelle apparaît comme un canal de transmission significatif de l'effet FinTech sur la performance. Les résultats demeurent robustes à plusieurs spécifications et tests de sensibilité.

Mots-clés : FinTech ; robot-conseiller ; chaîne de blocs ; NIM ; efficacité opérationnelle ; institutions ; crise COVID-19 ; données de panel.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	ii
REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ	iv
TABLE DES MATIÈRES	v
LISTE DES TABLEAUX.....	ix
LISTE DES FIGURES.....	x
LISTE DES ABRÉVIATIONS.....	xi
LISTE DES ANNEXES.....	xii
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1. REVUE DE LITTÉRATURE	4
1.1. L'INTERMÉDIATION BANCAIRE À L'ÈRE NUMÉRIQUE : FONDEMENTS THÉORIQUES ET ENJEUX CONTEMPORAINS.....	4
1.1.1. Le rôle traditionnel des banques : intermédiation, transformation et création de liquidité.....	4
1.1.2. Les déterminants classiques de la performance bancaire : NIM, ROA, ROE et au-delà.....	6
1.1.2.1. Structure du marché : Approche Structure-Conduct-Performance (SCP) et hypothèse du « quiet life ».....	7
1.1.2.2. Efficience bancaire : un déterminant clé de la performance bancaire.....	9
1.1.2.3. Diversification, taille et profil de risque	10
1.1.3. Contexte structurel post-2008	11
1.2. DÉFINITIONS ET PÉRIMÈTRE : FINTECH EXTERNE VERSUS ADOPTION INTERNE	12
1.2.1. Deux cas d'adoption interne : robots-conseillers et chaîne de blocs	13
1.2.1.1. Robot-conseiller et conseil automatisé hybride	14
1.2.1.2. Chaîne de blocs, tokenisation et paiements numériques.....	15

1.2.2. Mesurer l'adoption des technologies FinTech : défis méthodologiques et choix opérationnels	16
1.2.2.1. Du score composite aux indicateurs binaires : le spectre des mesures	17
1.2.2.1.1. <i>Indices composites : ambition multidimensionnelle et construction délicate</i>	17
1.2.2.1.2. <i>Variables binaires : simplicité opérationnelle, aveuglement à l'intensité</i>	18
1.2.2.2. Défis persistants : biais de déclaration, mesure de l'intensité et endogénéité	20
1.2.2.2.1. <i>L'écart entre déclaration et réalité opérationnelle (biais de déclaration)</i>	20
1.2.2.2.2. <i>La difficulté de mesurer l'intensité réelle</i>	20
1.2.2.2.3. <i>Le problème omniprésent de l'endogénéité</i>	21
1.2.2.3. Justification des choix méthodologiques pour la présente étude	21
1.2.3. Paysages FinTech comparés : Royaume-Uni, France et Canada.....	22
1.3. FINTECH ET PERFORMANCE BANCAIRE : UNE LECTURE PAR LES FORCES CONCURRENTIELLES DE PORTER	23
1.3.1. La FinTech comme menace de substituts au sens de Porter : concurrence disruptive et compression des marges.....	24
1.3.2. La FinTech comme menace de nouveaux entrants au sens de Porter et la réponse intégrative des banques : gains d'efficacité et diversification.....	25
1.3.3. Synthèse des résultats empiriques : un effet conditionnel et hétérogène.....	26
1.4. LE CANAL OPÉRATIONNEL : EFFICIENCE ET MÉDIATION DANS LA RELATION FINTECH–PERFORMANCE	28
1.4.1. L'efficacité opérationnelle comme déterminant clé de la performance bancaire	28
1.4.2. La FinTech comme levier d'efficacité : chaînes de transmission	29
1.4.3. Modèles de médiation dans la littérature récente.....	30
1.5. LE RÔLE MODÉRATEUR DU CADRE INSTITUTIONNEL ET RÉGLEMENTAIRE	31

1.5.1. <i>Law & Finance</i> : <i>common law</i> versus droit civil et qualité institutionnelle ..	31
1.5.2. Régulation bancaire post-Bâle III et politiques pro-FinTech.....	34
1.6. FINTECH ET RÉSILIENCE BANCAIRE EN PÉRIODE DE CRISE.....	35
1.6.1. Les chocs systémiques comme tests de résistance : le cas COVID-19.....	36
1.6.2. Digitalisation et continuité opérationnelle en temps de crise.....	37
1.6.3. Résilience financière <i>versus</i> résilience opérationnelle : quel rôle pour la FinTech ?.....	37
1.7. SYNTHÈSE CRITIQUE ET POSITIONNEMENT DE LA RECHERCHE ...	38
1.7.1. Identification des gaps dans la littérature.....	38
1.7.2. Articulation avec notre cadre conceptuel et nos hypothèses.....	42
CHAPITRE 2. MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE	45
2.1. MODÈLE D'ANALYSE	45
2.2. MESURE DE VARIABLES.....	47
2.2.1. Variables dépendantes.....	47
2.2.2. Variables indépendantes.....	48
2.2.3. Variable instrumentale	49
2.2.4. Variable modératrice.....	50
2.2.5. Variable médiatrice	50
2.2.6. Variables de contrôle.....	51
2.3. ÉCHANTILLONNAGE	53
CHAPITRE 3. RÉSULTATS	56
3.1. STATISTIQUES DESCRIPTIVES ET ANALYSE DE LA CORRÉLATION	56
3.2. PRINCIPAUX RÉSULTATS	60
3.3. TESTS DE ROBUSTESSE : ENDOGÉNÉITÉ ET MESURES ALTERNATIVES.....	63
3.3.1. Test d'endogénéité	63

3.3.2. Mesures alternatives.....	65
3.4. ANALYSES ALTERNATIVES.....	67
3.4.1. L'effet des robots-conseillers sur la performance bancaire : modération par la crise COVID-19	68
3.4.2. L'effet des robots-conseillers sur la performance bancaire : modération par l'hétérogénéité par pays	70
3.4.3. L'effet des robots-conseillers sur la performance bancaire : le rôle médiateur de l'efficacité opérationnelle.....	73
CHAPITRE 4. DISCUSSION DES RÉSULTATS	77
4.1. RÉCAPITULATIF DES RÉSULTATS.....	77
4.2. CONTRIBUTIONS DE LA RECHERCHE.....	78
4.3. LIMITES ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE.....	80
CONCLUSION.....	84
BIBLIOGRAPHIE	88
ANNEXES	102

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Statistiques descriptives	56
Tableau 2. Distribution des banques de l'échantillon par pays	57
Tableau 3. Distribution des banques de l'échantillon par année	58
Tableau 4. Matrice de corrélation	59
Tableau 5. L'impact de la FinTech sur la performance bancaire	60
Tableau 6. L'impact de la FinTech sur la performance bancaire : endogénéité et mesures alternatives	64
Tableau 7. L'effet des robots-conseillers sur la performance bancaire : modération par la crise COVID-19 et l'hétérogénéité par pays	68

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Modèle de médiation : rôle de l'efficacité opérationnelle dans la relation entre l'adoption des robots-conseillers et la performance bancaire (NIM).....	74
---	----

LISTE DES ABRÉVIATIONS

2SLS	Méthode des doubles moindres carrés
ACP	Analyse en composantes principales
ACPR	Autorité de contrôle prudentiel et de résolution (France)
AMF	Autorité des marchés financiers (France, Québec)
API	Interface de programmation d'applications
Bâle III	Accords de régulation bancaire post-crise 2008
BCBS	Comité de Bâle sur le contrôle bancaire
BIS	Banque des règlements internationaux
BSIF	Bureau du surintendant des institutions financières
CET1	Fonds propres de catégorie 1 (Mesure prudentielle du capital, Bâle III)
CIR/CTI	Ratio coûts/revenus
DEA	Analyse par enveloppement des données
DLT	Technologie de registre distribué
DSP2	Directive européenne sur les services de paiement 2
FCA	Autorité de conduite financière (Royaume-Uni)
FSB	Conseil de stabilité financière (international)
GFC	Crise financière mondiale
HHI	Indice de Herfindahl-Hirschman
IMF	Fonds monétaire international
IPC	Indice des prix à la consommation
KYC	Connaissance du client
LCR	Ratio de couverture des liquidités (Norme prudentielle de Bâle III)
MCO	Méthode des moindres carrés ordinaires
MiCA	Règlement européen sur les marchés de crypto-actifs
MLMV	Vraisemblance maximale avec données manquantes
NIM	Marge nette d'intermédiation
NPL	Prêts non performants
NSFR	Ratio de financement stable net (Norme prudentielle de Bâle III)
PIB	Taux de croissance économique
PPP	Programme de protection des paiements aux États-Unis
RSE	Responsabilité sociétale des entreprises
SCP	<i>Structure-Conduct-Performance</i>
SEC	<i>Securities and Exchange Commission</i>
SEM	Modélisation par équations structurelles
SIC	<i>Standard Industrial Classification</i>
SIFI	Institutions financières d'importance systémique
TBTF	<i>Too big to fail</i> (trop grand pour échouer)
WDI	Indicateurs de développement mondial

LISTE DES ANNEXES

Annexe A - Définition des variables

Annexe B – Récapitulatif des hypothèses

INTRODUCTION

Au cours de cette dernière décennie, l'industrie bancaire a connu des transformations profondes sous l'effet combiné de la transformation numérique, du durcissement réglementaire post-Bâle III et de l'émergence de nouveaux acteurs technologiques. Dans ce contexte, les technologies financières (FinTech) ne constituent pas un simple complément aux services bancaires traditionnels, mais s'imposent comme des leviers stratégiques de performance, d'efficacité et de résilience pour les institutions financières. Le *Global Banking Annual Review 2025* (Imregun et al., 2025) souligne que dans ce paysage concurrentiel profondément recomposé, les choix technologiques ciblés, une personnalisation client et une discipline microéconomique libérant le capital immobilisé, ainsi qu'un accroissement de taille via l'acquisition de capacités, représentent la précision stratégique nécessaire pour combler le déficit de valorisation des banques. Parallèlement, la compression structurelle des marges documentée par Yuan et al. (2025a), et l'érosion de la stabilité des dépôts, accentuées par l'adoption massive des outils numériques par la clientèle, obligent les banques à repenser en profondeur leurs modèles d'affaires.

Les chercheurs s'accordent sur le caractère innovant de ces technologies, mais leurs effets sur la rentabilité bancaire font débat (Zhao et al., 2022). Deux visions s'opposent. Certains auteurs mettent en avant la concurrence frontale des FinTechs indépendantes, susceptibles de comprimer les marges et de fragmenter les revenus d'intérêt (Naceur et al., 2026). D'autres montrent que l'intégration interne des technologies digitales améliore l'efficacité opérationnelle, diversifie les revenus et renforce la gestion des risques, améliorant ainsi la performance (Li et al., 2022 ; Zogning et Turcotte, 2024). Face à ces résultats divergents, plusieurs questions restent ouvertes, notamment sur les mécanismes sous-jacents, les modulateurs contextuels (cadre institutionnel, structure de marché) et le rôle de la digitalisation dans la résilience.

Au cœur de ce débat, la variable centrale de ce mémoire est l'adoption interne des technologies FinTech par les banques traditionnelles, mesurée principalement par l'adoption des robots-conseillers (*Robo-Advisors*), et par la chaîne de blocs

(*Blockchain*) pour les tests de robustesse. Toutefois, l'effet de ces technologies ne peut être analysé sans tenir compte du cadre institutionnel et réglementaire dans lequel elles s'insèrent. Naceur et al. (2026) montrent que l'impact de la FinTech sur la rentabilité bancaire varie selon la qualité des institutions et la rigueur du cadre prudentiel, tandis que Zogning et Turcotte (2024) mettent en évidence que l'effet des robots-conseillers diffère entre un système financier orienté marché (Canada) et un système concentré (France), illustrant le rôle des spécificités nationales dans la conversion de l'investissement technologique en performance.

La dimension temporelle ajoute une couche de complexité, marquée par la crise de la COVID-19 qui a mis à l'épreuve la capacité de continuité opérationnelle et de gestion des risques des banques. Des études indiquent que les établissements les plus avancés numériquement ont mieux préservé leur profitabilité, leurs volumes de crédit et la qualité de leurs actifs pendant cette période, ce qui suggère un rôle potentiellement stabilisateur de la FinTech en temps de choc systémique (Dadoukis et al., 2021 ; Pierrri et Timmer, 2022). Ce rôle passerait notamment par le canal de l'efficacité opérationnelle où l'adoption de solutions FinTech réduirait les coûts de traitement et de surveillance, améliorant les ratios de coûts et renforçant in fine la capacité d'absorption des chocs (Fang et al., 2023 ; Li et al., 2022).

C'est précisément à l'intersection de ces enjeux de transformation technologique interne, hétérogénéité institutionnelle et résilience en période de crise que se situe notre réflexion. Compte tenu des éléments présentés ci-dessus, ce mémoire cherche à répondre à la question suivante : *Dans quelle mesure l'adoption interne des technologies FinTech (Robo-Advisor, Blockchain) influence-t-elle la marge d'intermédiation des banques traditionnelles, et comment le cadre institutionnel et le canal de l'efficacité opérationnelle modulent-ils cette relation, notamment en période de crise ?*

Pour y répondre, nous construisons un panel de banques commerciales et d'épargne canadiennes, françaises et britanniques sur la période de 2014 à 2024. La performance sera mesurée par la marge nette d'intermédiation (NIM), complétée par le ROE et le ROA. Notre stratégie empirique combine des modèles en panel à effets

fixes, des corrections d'endogénéité de la FinTech par instrumentalisation, ainsi qu'une analyse de médiation pour tester le rôle de l'efficacité opérationnelle. Des tests de robustesse seront menés par pays et sur la période de crise COVID-19.

Le premier chapitre est consacré à la revue de littérature et présente les principaux travaux théoriques et empiriques sur la performance bancaire, la FinTech, la résilience des banques digitalisées en période de crise, l'efficacité opérationnelle et le cadre institutionnel, avant d'aboutir à la formulation des hypothèses de recherche. Le deuxième chapitre expose la méthodologie retenue, en détaillant le modèle d'analyse, la construction des variables, l'échantillon de banques étudié ainsi que les techniques économétriques mobilisées. Le troisième chapitre présente les résultats des analyses. Le quatrième chapitre discute ces résultats à la lumière de la littérature existante, met en évidence les contributions théoriques et pratiques de l'étude, en souligne les limites et suggère des pistes de recherche futures. Enfin, la conclusion synthétise les résultats principaux et en tire les implications pour les banquiers, les régulateurs et les investisseurs.

CHAPITRE 1. REVUE DE LITTÉRATURE

1.1. L'INTERMÉDIATION BANCAIRE À L'ÈRE NUMÉRIQUE : FONDEMENTS THÉORIQUES ET ENJEUX CONTEMPORAINS

1.1.1. Le rôle traditionnel des banques : intermédiation, transformation et création de liquidité

La théorie moderne de l'intermédiation financière part du constat selon lequel les épargnants et les emprunteurs ont du mal à se trouver et à se faire mutuellement confiance. L'information sur la qualité du projet est incomplète, les risques restent difficiles à évaluer, et surveiller chaque emprunteur coûterait trop cher à un petit déposant. C'est pour résoudre ces problèmes d'asymétrie d'information et de coûts de transaction que les banques jouent le rôle d'intermédiaire de confiance. Elles collectent les dépôts d'un grand nombre d'agents, sélectionnent les projets à financer, et surveillent les emprunteurs tout en supportant une partie du risque en leur nom. Il s'agit de l'idée centrale de la théorie du « *Delegated Monitoring* » de Diamond (1984) et des synthèses de Bhattacharya et Thakor (1993), qui expliquent l'existence des banques par leur avantage comparatif pour produire, traiter et mutualiser l'information financière.

Ce rôle d'intermédiaire repose sur une logique de transformation. D'un côté, les banques collectent des ressources liquides et perçues comme sûres (dépôts, épargne), que les clients peuvent retirer à tout moment. De l'autre, elles les affectent à des emplois moins liquides et plus risqués (prêts à moyen et long terme, lignes de crédit, financements aux ménages et aux entreprises). Cette transformation est au cœur de l'économie réelle. Elle convertit une épargne prudente en ressources longues, adaptées aux projets d'investissement. Mais cette logique génère une fragilité : financer des actifs illiquides avec des ressources exigibles à tout moment expose la banque à des crises de liquidité dès que la confiance se perd et/ou les retraits s'accroissent (Berger et Bouwman, 2009).

Dans cette perspective, Kashyap et al. (2002) soulignent que les dépôts et les engagements de prêt ne sont pas deux activités séparées, mais deux facettes d'une

même mission : fournir de la liquidité à la demande. Les dépôts offrent une liquidité immédiate aux déposants, tandis que les lignes de crédit offrent une liquidité potentielle aux emprunteurs, accessible en cas de besoin. Tant que les retraits de dépôts et les tirages sur les lignes de crédit ne se produisent pas simultanément, la banque peut mutualiser ces besoins en conservant un stock d'actifs liquides. Ce mécanisme de mutualisation renforce globalement la capacité du système à distribuer de la liquidité. Il devient néanmoins fragile lorsque les chocs touchent simultanément déposants et emprunteurs, ou lorsque leur ampleur dépasse les capacités d'absorption.

Cette fragilité prend une autre dimension quand la transformation de liquidités est concentrée dans quelques grandes institutions fortement interconnectées. Chaque banque peut gérer son propre risque via la gestion actif/passif, les réserves et l'accès au refinancement. Mais les liens tissés via les marchés interbancaires et les systèmes de paiement créent des vecteurs de contagion. La chute d'une institution d'importance systémique peut bloquer les paiements, réduire la liquidité de marché et déclencher un rationnement du crédit. Ce qui justifie la catégorie des institutions financières d'importance systémique (SIFI) et l'attention accrue des autorités de supervision (Financial Stability Board, 2013).

La crise financière de 2008 a mis ces dynamiques en pleine lumière et précipité l'émergence d'une régulation macroprudentielle visant à limiter le risque systémique, au-delà de la solidité des établissements pris isolément. L'objectif est double : i) réduire l'effet procyclique en contrôlant l'accumulation des risques dans le temps, ii) limiter la concentration des risques et les interconnexions entre banques. Concrètement, Bâle III a renforcé les exigences en fonds propres et en liquidité, notamment via les coussins contracycliques (*counter cyclical capital buffer*), et des normes de liquidité (LCR, NSFR) (FSB, IMF et BIS, 2011).

En résumé, le rôle fondamental des banques ne se limite pas à collecter des dépôts ou à dégager des profits. Il consiste surtout à assurer en continu la rencontre entre épargne et investissement, à créer de la liquidité grâce aux dépôts remboursables à vue et aux lignes de crédit, et à gérer des risques, le tout sous la surveillance étroite des autorités (Kashyap et al., 2002).

Ce modèle repose sur deux piliers complémentaires : un avantage informationnel, qui réduit les asymétries et les coûts de transaction grâce à la délégation de la surveillance (Bhattacharya et Thakor, 1993 ; Diamond, 1984), et une capacité de transformation de liquidité, indispensable au financement de l'économie mais porteuse d'une fragilité structurelle.

C'est sur cette base théorique que s'ancre la suite de notre revue. Nous examinons dans quelle mesure l'adoption interne des technologies FinTech, en modifiant la production et le traitement de l'information, l'organisation des processus et les canaux de fourniture de liquidité, peut reconfigurer ce paradigme et avec quelles conséquences sur la performance bancaire et la résilience en période de crise.

1.1.2. Les déterminants classiques de la performance bancaire : NIM, ROA, ROE et au-delà

Si les banques jouent un rôle central d'intermédiation et de création de liquidité, encore faut-il savoir comment mesurer leur performance. La littérature bancaire converge autour de trois indicateurs dits « classiques » : la rentabilité des actifs (ROA), la rentabilité des capitaux propres (ROE) et la marge nette d'intermédiation (NIM) (Demirgüç-Kunt et Huizinga, 1999 ; Dietrich et Wanzenried, 2011 ; Trujillo-Ponce, 2013).

Le ROA (*Return on Assets*) rapporte le résultat au total des actifs et mesure la capacité de la direction à utiliser l'ensemble du bilan pour générer des revenus, indépendamment du niveau d'endettement. Un ROA élevé signale en principe une bonne efficacité opérationnelle, où la banque extrait plus de profit pour chaque dollar de l'actif. Le ROE (*Return on Equity*) rapporte le résultat aux capitaux propres et capture le rendement offert aux actionnaires, en intégrant l'effet du levier financier : à profit donné, moins de fonds propres impliquent un ROE plus élevé, mais aussi une plus grande fragilité potentielle (Trujillo-Ponce, 2013). La NIM (*Net Interest Margin*) rapporte le revenu net d'intérêts (intérêts reçus moins intérêts versés) aux actifs productifs d'intérêts et résume la capacité de la banque à transformer des ressources levées à un certain coût (dépôts, dette de marché) en prêts et placements à un rendement supérieur (Alnabulsi et al., 2023 ; Demirgüç-Kunt et Huizinga, 1999). Dans

ce mémoire, la NIM constitue la mesure principale, tandis que le ROA et le ROE sont mobilisés à des fins de robustesse.

Pris ensemble, ces trois indicateurs forment le « trépied » de la performance classique, mais leur interprétation reste fondamentalement ambiguë : un ROE élevé peut traduire une véritable création de valeur ou simplement un levier excessif, une NIM importante peut refléter un avantage informationnel et un modèle d'affaires efficace ou un pouvoir de marché rentier au détriment des déposants et des emprunteurs, un ROA satisfaisant peut masquer des coûts trop élevés compensés par une prise de risque plus agressive. Si ces indicateurs fournissent une photographie de la performance, ils n'en expliquent pas les ressorts. La littérature identifie plusieurs déterminants interdépendants, qu'on reformulera dans ce chapitre en trois axes : i) Structure du marché et pouvoir concurrentiel, ii) efficience interne de la banque, et iii) choix stratégiques de diversification, de taille et de prise de risque. Ces dimensions guideront la sélection des variables de contrôle mobilisées dans l'analyse empirique.

1.1.2.1. Structure du marché : Approche *Structure-Conduct-Performance* (SCP) et hypothèse du « *quiet life* »

Dans la tradition SCP, une plus forte concentration confère aux banques un pouvoir de marché leur permettant de dégager des rentes de monopole. En effet, dans un secteur dominé par quelques institutions, celles-ci peuvent pratiquer des taux d'intérêt plus élevés sur les prêts et des taux plus faibles sur les dépôts, ce qui se traduit par une meilleure marge (NIM) et une rentabilité accrue (Demirgüç-Kunt et Huizinga, 1999 ; Mirzaei et al., 2013 ; Naceur et al., 2026). Empiriquement, cette logique est souvent approchée par des indicateurs de concentration, tels que l'indice Herfindahl-Hirschman (HHI) ou la part de marché des principales banques.

Le lien entre le pouvoir de marché et la performance est cependant plus complexe qu'il n'y paraît. Hicks (1935) a été le premier à suggérer qu'une position dominante peut paradoxalement nuire à l'efficience d'une firme, en formulant cette intuition par une phrase devenue célèbre : « *The best of all monopoly profits is a quiet life* » (Hicks, 1935, p. 8). Cette idée a été appliquée au secteur bancaire par Berger et Hannan (1998)

sous le nom de l'hypothèse de la « *quiet life* ». L'idée est qu'une banque protégée par une position dominante peut relâcher la discipline concurrentielle et arbitrer en faveur d'une « vie tranquille », c.-à-d. renoncer à minimiser ses coûts ou à innover, tant que ses rentes préservent sa rentabilité. Berger et Hannan (1998) le confirment empiriquement : les banques sur des marchés concentrés affichent une efficience-coûts inférieure à la moyenne. Leur pouvoir de marché leur permet d'absorber des surcoûts (salaires élevés, redondances organisationnelles, systèmes obsolètes) sans dégrader immédiatement les ratios de performance. Des études plus récentes, mesurant le pouvoir de marché via l'indice de Lerner — qui évalue dans quelle mesure une banque peut fixer des prix supérieurs à ses coûts marginaux, une augmentation de l'indice étant associée à un pouvoir de marché plus important—, aboutissent à des résultats convergents : plus le pouvoir de marché est élevé, plus l'efficience tend à reculer (Asongu et Odhiambo, 2019 ; Coccorese et Pellicchia, 2010). Maudos et Fernández de Guevara (2007) nuancent toutefois ce constat sur les banques de l'UE15, trouvant au contraire une relation positive entre pouvoir de marché et efficience-coûts. Cette divergence souligne la sensibilité des résultats aux contextes nationaux et aux périodes étudiées.

À l'ère numérique, cette tension entre concentration et performance prend un autre tournant. La concurrence des FinTech et des *BigTechs* peut éroder le pouvoir de marché des banques établies, même dans des marchés structurellement concentrés (Thakor, 2020). La littérature met ainsi en regard, d'un côté, la logique SCP selon laquelle la concentration améliore la rentabilité comptable via des marges plus élevées, et de l'autre, la logique « *quiet life* » selon laquelle ce même pouvoir de marché relâche la discipline concurrentielle et dégrade l'efficience. Empiriquement, ces deux effets peuvent coexister : une banque très dominante peut afficher de bons ratios de performance tout en restant éloignée de la frontière des meilleures pratiques. Cette tension éclaire notamment les différences entre systèmes bancaires concentrés (Canada, France) et plus compétitifs (Royaume-Uni), une distinction centrale dans notre analyse, et conduit naturellement au deuxième axe de la revue, centré sur l'analyse du rôle de l'efficience opérationnelle comme mécanisme par lequel l'adoption technologique peut se traduire en performance.

1.1.2.2. Efficience bancaire : un déterminant clé de la performance bancaire

Le deuxième axe des déterminants classiques de la performance bancaire concerne l'efficience interne : une banque est-elle rentable parce qu'elle est bien gérée, ou simplement parce qu'elle profite d'un environnement confortable (pouvoir de marché, prise de risque élevée) ?

L'efficience interne constitue un déterminant clé de la performance bancaire. À revenus constants, réduire ses charges d'exploitation suffit pour améliorer sa rentabilité. De plus, lorsque la concurrence empêche de répercuter les coûts sur les prix, la maîtrise opérationnelle devient un avantage décisif (Athanasoglou et al., 2008 ; Dietrich et Wanzenried, 2011). Les travaux montrent que des charges d'exploitation élevées sont associées à des performances plus faibles, ce qui place la discipline des coûts au cœur de la création de valeur dans le secteur bancaire (Sugianto et al., 2020 ; Trujillo-Ponce, 2013).

Il faut noter que la littérature ne se limite pas aux ratios comptables pour évaluer l'efficience. Des méthodes dites « de frontière », comme le DEA ou la SFA, cherchent à comparer chaque banque à la meilleure pratique observée dans l'échantillon. Cependant, ces approches sont gourmandes en données et supposent des choix de modélisation qui ne sont pas neutres. Dans le cadre de notre comparaison entre banques canadiennes, françaises et britanniques, nous avons donc fait le choix pragmatique de s'appuyer sur le ratio coûts/revenus (CIR), un indicateur certes imparfait, mais standardisé, largement disponible, et qui permet des comparaisons raisonnables entre pays.

L'efficience dépasse la stricte maîtrise des coûts pour traduire plus largement la qualité de la gestion. Berger et DeYoung (1997) ont d'ailleurs formulé l'hypothèse du « *bad management* », selon laquelle une banque mal gérée voit ensuite la qualité de ses actifs se dégrader. Autrement dit, une efficience faible peut être un signal avant-coureur de problèmes plus profonds.

C'est précisément ce qui rend l'efficience opérationnelle intéressante pour étudier l'impact des innovations technologiques. Si l'adoption de nouvelles technologies

modifie les coûts liés au traitement des opérations, à la surveillance des risques ou à l'organisation interne, alors elle peut affecter la performance bancaire par ce biais.

1.1.2.3. Diversification, taille et profil de risque

Le troisième axe concerne les choix de modèle d'affaires, diversification des revenus, taille et profil de risque, qui conditionnent la lecture des indicateurs classiques de performance.

Sur papier, diversifier ses activités (commissions, frais, trading) et ne pas dépendre uniquement des revenus d'intérêts, devrait permettre de lisser les revenus et d'améliorer le rendement ajusté au risque. En pratique, ces effets restent ambigus. Laeven et Levine (2007), par exemple, montrent que les conglomérats financiers souffrent d'une sorte de « décote de diversification » : la complexité organisationnelle et les conflits d'agence finissent par grignoter les bénéfices attendus. De son côté, Stiroh (2004), puis Stiroh et Rumble (2006) documentent le « côté sombre » de la diversification : quand une banque s'appuie trop sur les revenus hors intérêts, la volatilité de ses profits augmente et sa stabilité (mesurée par le z-score) diminue. Il faut toutefois nuancer, car d'autres études comme celles de Chiorazzo et al. (2008) ou de Wu et al. (2020), trouvent des effets positifs. Au fond, l'impact de la diversification semble dépendre étroitement de la gouvernance, de la qualité du contrôle des risques et de l'échelle à laquelle elle est déployée.

La taille, mesurée par le logarithme du total d'actifs, joue un rôle tout aussi ambivalent. Des banques plus grandes peuvent exploiter des économies d'échelle, et parfois, des économies de périmètre, ce qui devrait soutenir la NIM et le ROA (Demirgüç-Kunt et Huizinga, 1999). Au-delà d'un certain seuil, la taille peut toutefois générer des déséconomies de complexité (bureaucratie, inertie décisionnelle, difficulté de surveillance). Plusieurs études mettent ainsi en évidence des relations non-linéaires, proches d'une courbe en cloche, entre taille et rentabilité (Schreiber, 2024 ; Trujillo-Ponce, 2013).

Enfin, la performance ne peut être interprétée sans prendre en compte la structure de bilan. Une capitalisation plus élevée renforce la capacité d'absorption des

pertes et peut réduire le coût de financement, tandis qu'une base de dépôts plus importante reflète souvent un financement plus stable (Demirgüç-Kunt et Huizinga, 1999 ; Dietrich et Wanzenried, 2011 ; Köhler, 2015). Dans cette étude, ces dimensions sont principalement captées par les capitaux sur actifs et les dépôts sur actifs, qui renseignent à la fois sur la solidité financière et le modèle de financement.

En résumé, ROA, ROE et NIM offrent une photographie utile mais partielle de la performance bancaire. Ils agrègent des effets de structure de marché, d'efficience interne et de choix stratégiques liés au modèle d'affaires et au risque. Ce cadre classique constitue notre point de départ, dans la mesure où la FinTech peut agir sur chacun de ces leviers : (i) en intensifiant la pression concurrentielle via de nouveaux entrants et des plateformes numériques, (ii) en améliorant l'efficience opérationnelle par l'automatisation et la réduction des coûts, et (iii) en modifiant le mix d'activités à travers de nouvelles sources de revenus et de nouveaux canaux, avec potentiellement, de nouveaux risques.

1.1.3. Contexte structurel post-2008

Dans la décennie qui suit la crise financière mondiale de 2008, le modèle traditionnel de rentabilité bancaire fait face à une compression structurelle des marges d'intermédiation, avant même la diffusion massive des solutions FinTech. D'un côté le durcissement réglementaire, en particulier via les réformes de Bâle III et le cadre SIFI, renforce les exigences en capital et en liquidité (CET1, coussins de fonds propres, LCR). Les banques doivent mobiliser davantage de fonds propres et accroître la détention d'actifs liquides de haute qualité, généralement peu rémunérateurs, ce qui pèse sur la profitabilité. D'autre part, la persistance de taux d'intérêt bas réduit l'écart entre taux débiteurs et créditeurs, comprimant la marge nette d'intérêt (Köhler, 2015 ; López-Espinosa et al., 2011). Cette pression s'inscrit dans un environnement où la concurrence et l'évolution des structures de marché limitent la capacité des banques à maintenir des rentes de tarification (Demirgüç-Kunt et Huizinga, 1999 ; Maudos et Fernández de Guevara, 2004).

En parallèle, le financement par dépôts, longtemps considéré comme acquis, stable et bon marché, a commencé à être sérieusement concurrencé. Une partie de cette

épargne s'est tournée vers des placements offrant de meilleurs rendements, comme les fonds monétaires. À cela s'est ajoutée l'émergence d'intermédiaires non bancaires, dont certains acteurs numériques positionnés sur les paiements ou l'épargne, qui ont encore grignoté cette base de dépôts (FSB, 2019).

Pour compenser cette érosion, les banques se sont davantage appuyées sur les marchés financiers via le financement de gros (*wholesale funding*). Or, ce mode de financement est en général plus coûteux et surtout plus volatil. Il accroît les charges d'intérêt et expose davantage les banques à des retraits rapides en période de stress, donc à un risque de liquidité plus aigu (Naceur et al., 2026 ; Demirgüç-Kunt et Huizinga, 2010).

Ainsi, avant même la vague FinTech, les banques étaient déjà sous pression. Entre le durcissement des règles prudentielles et des taux restés bas pendant des années, les marges d'intermédiation se sont retrouvées comprimées et le financement lui-même est devenu à la fois plus fragile et plus onéreux (Murinde et al., 2022). Face à cette situation, les banques n'ont pas eu d'autres choix que d'ajuster leurs bilans, chercher des revenus alternatifs (hors-intérêts), et repenser leur façon de fonctionner. C'est dans ce contexte bien précis que la FinTech entre en jeu, à la fois comme une source de pression concurrentielle supplémentaire et comme un outil possible de transformation, que ce soit pour comprimer les coûts ou pour élargir l'offre de services (Allen et al., 2025).

1.2. DÉFINITIONS ET PÉRIMÈTRE : FINTECH EXTERNE VERSUS ADOPTION INTERNE

La FinTech (contraction de *financial technology*) désigne l'ensemble des innovations technologiques appliquées aux services financiers. Le *Financial Stability Board* (CGFS et FSB, 2017, p. 2) en offrent une définition de référence : il s'agit de toute innovation financière fondée sur la technologie et pouvant déboucher sur de nouveaux modèles d'affaires, applications, processus ou produits, avec un effet notable sur les marchés, les institutions ou la fourniture de services financiers. Plus simplement, Thakor (2020) souligne que la FinTech correspond à l'utilisation de la

technologie pour fournir des services financiers nouveaux ou améliorés, dans le but de réduire les coûts d'intermédiation et d'améliorer le bien-être des consommateurs.

Concrètement, le terme FinTech englobe des activités très variées : paiements numériques, plateformes de financement participatif, robot-conseiller, crypto-actifs, assurtech... Le tout repose sur un socle technologique qui combine chaîne de blocs, intelligence artificielle, infonuagique (*cloud*) et infrastructures de données massives. Bien sûr, le secteur de la finance n'a pas attendu les années 2010 pour innover, mais ce qui change, c'est le rythme de cette transformation et surtout l'arrivée d'acteurs externes. À tel point que certains se sont demandés si la FinTech n'allait pas tout simplement rendre obsolète le modèle classique d'intermédiation bancaire.

La littérature souligne que l'impact de la FinTech dépend fortement du degré d'adoption et de l'horizon considéré. L'entrée de nouveaux acteurs et les coûts d'ajustement peuvent peser à court terme, tandis que l'intégration progressive peut générer des gains d'efficacité et soutenir la performance (Lv et al., 2022 ; Song et al., 2023). En parallèle, le secteur évolue vers une logique de coopération, où banques et FinTech combinent concurrence et partenariats (Costa et al., 2025 ; Larsson et al., 2024). Dans ce contexte, analyser l'impact de la FinTech sur la performance bancaire suppose de distinguer clairement la pression concurrentielle externe de l'adoption interne au sein des banques, cette dernière constituant le cœur de notre approche empirique.

1.2.1. Deux cas d'adoption interne : robots-conseillers et chaîne de blocs

Les mécanismes concrets par lesquels la FinTech s'intègre au secteur financier sont multiples. On s'intéressera dans notre étude, à deux vecteurs d'adoption emblématiques, qui illustrent tant les promesses que les défis d'intégration : d'une part les conseillers automatisés en investissement (*Robo-Advisor*), et d'autre part les applications de la chaîne de blocs (*Blockchain*).

1.2.1.1. Robot-conseiller et conseil automatisé hybride

Les robots-conseillers se définissent comme des plateformes automatisées de conseil financier et de gestion de portefeuille, s'appuyant sur des algorithmes pour fournir des recommandations d'investissement à faible coût et avec une intervention humaine minimale, ou nulle. Historiquement apparus pour la première fois lors de la crise financière de 2008 avec Betterment aux États-Unis, ces conseillers robotisés ont d'abord misé sur des stratégies passives (allocation indiciaire diversifiée) et une expérience client en ligne simplifiée, ouvrant l'accès à la gestion de patrimoine à une clientèle plus large. Phoon et Koh (2018) notent ainsi que ces plateformes ont amélioré l'inclusion financière en permettant à une plus grande part de la population d'accéder aux marchés boursiers, tout en réduisant les frais par rapport aux conseillers traditionnels, souvent plus de 4% d'économie par an pour l'investisseur moyen selon les auteurs.

D'un point de vue théorique, les robots-conseillers agissent sur la performance d'une banque essentiellement en réduisant les frictions propices à l'intermédiation, notamment les coûts liés à l'information, au traitement et à la distribution, et en automatisant des tâches qui, en gestion de patrimoine, mobilisent traditionnellement beaucoup de main-d'œuvre : profilage du client, allocation d'actifs, rééquilibrage du portefeuille. Si l'on reprend le cadre du « *delegated monitoring* » de Diamond (1984), les robots-conseillers font baisser le coût de production et d'exploitation de l'information, ce qui devrait logiquement améliorer l'efficacité opérationnelle. Pour une banque, les retombées sont multiples. D'abord le coût unitaire du conseil diminue et le service devient plus facilement extensible à une clientèle plus large. Ensuite, la relation client s'en trouve enrichie et plus engageante, ce qui favorise la fidélisation et soutient la collecte de dépôts. Dans un environnement où les marges d'intérêts sont comprimées, ce type de levier peut contribuer à protéger la NIM tout en développant les revenus hors intérêts.

Empiriquement, la littérature montre que l'intégration d'outils FinTech s'accompagne d'une amélioration des indicateurs de rentabilité (Wang et al., 2024). Cette relation n'étant pas mécanique, plusieurs auteurs soulignent que l'effet net peut

être ambigu à court terme en raison des coûts d'ajustement, puis devenir plus favorable à mesure que l'intégration atteint un niveau critique (Zhao et al., 2022). Dans cette perspective, on intègre dans ce mémoire une analyse de médiation visant à isoler l'effet direct de l'adoption de la FinTech sur la performance, de l'effet indirect via l'efficacité opérationnelle.

1.2.1.2. Chaîne de blocs, tokenisation et paiements numériques

La chaîne de blocs (*blockchain*), ou la technologie de registre distribué (DLT), désigne une architecture d'enregistrement et de validation de transactions reposant sur un registre partagé et mis à jour par un mécanisme de consensus, plutôt que par une base de données contrôlée par un intermédiaire central. Sur le plan économique, la littérature met surtout en avant son rôle dans la réduction des coûts de vérification via un historique commun et auditable, et la réduction des coûts de coordination entre parties prenantes grâce à un protocole partagé (Catalini et Gans, 2020).

Dans un cadre bancaire, l'intérêt de la DLT ne réside pas principalement sur la décentralisation radicale, mais plus sur la possibilité d'industrialiser des processus interbancaires et de *back-office*, notamment à travers des paiements et règlement-livraison plus fluides, une réconciliation automatisée, la gestion du collatéral et l'exécution conditionnelle via des mécanismes programmables (contrats intelligents), souvent dans des environnements permissionnés et gouvernés (Schär, 2021). La tokenisation s'inscrit dans cette logique, elle consiste à représenter des actifs (ou des dépôts) sous forme de jetons, afin de faciliter le traitement opérationnel, la traçabilité et le règlement rapide.

Le lien attendu avec la performance bancaire passe donc principalement par le canal opérationnel. En réduisant les frictions de traitement, les ruptures de chaîne, et certains coûts de coordination, l'adoption de solutions DLT est susceptible d'améliorer directement le ratio coûts sur revenus, et indirectement, de soutenir les indicateurs de performance. À cela s'ajoute le canal de diversification, les banques peuvent développer de nouveaux services générateurs de commissions, notamment des paiements programmables, des services de règlements et d'infrastructures tokenisées.

Ainsi, notre cadre se concentre sur la DLT en tant qu'infrastructure créatrice de valeur via des gains d'efficacité et l'ouverture de services digitaux, plutôt que comme vecteur de spéculation sur les crypto-actifs.

L'effet reste toutefois conditionnel. La littérature souligne que les gains dépendent de la gouvernance du réseau, de l'interopérabilité, de l'intégration avec les technologies héritées (*legacy technology*) et de la capacité à satisfaire des exigences strictes de confidentialité et de conformité. C'est précisément pour encadrer ces usages que les régulateurs ont progressivement structuré des dispositifs dédiés. Au niveau européen, le règlement MiCA fixe un cadre harmonisé pour certaines catégories de crypto-actifs et impose des exigences de transparence, de gouvernance et de réserves pour les jetons concernés (Règlement (UE) 2023/1114, 2023), tandis que les bacs à sable réglementaires (*regulatory sandboxes*) visent à tester des innovations sous supervision (Zetzsche et al., 2017).

Dans ce mémoire, nous retenons donc la chaîne de blocs comme proxy d'adoption interne en test de robustesse. L'objectif est d'examiner si son intégration, en tant qu'infrastructure susceptible d'améliorer l'efficacité, est associée à une meilleure performance bancaire.

1.2.2. Mesurer l'adoption des technologies FinTech : défis méthodologiques et choix opérationnels

Avant même de pouvoir estimer l'effet de la FinTech sur la performance des banques, il faut résoudre un problème majeur : *comment capter concrètement l'adoption des technologies FinTech d'un établissement ?* La difficulté étant que ce phénomène n'est pas facilement mesurable, en raison de sa nature multidimensionnelle, de son évolution rapide, et du fait que les banques ne le documentent pas ni de la même façon ni avec le même niveau de détail. Face à ce flou, la littérature propose une palette de proxys, allant des indices composites aux variables binaires, chacun avec ses avantages et ses limites. Surtout, chacun implique un arbitrage entre finesse de la mesure, solidité statistique et faisabilité.

1.2.2.1. Du score composite aux indicateurs binaires : le spectre des mesures

Les deux approches se distinguent par leurs logiques radicalement différentes. La première, dite composite, vise une mesure continue et multidimensionnelle de l'adoption FinTech. Elle agrège plusieurs sources d'informations en un score unique cherchant à refléter la présence, l'intensité et l'étendue du phénomène au sein d'un établissement. La seconde, dite binaire, renonce à cette ambition d'agrégation pour identifier de façon ciblée la présence ou l'absence d'une technologie ou service spécifique, au moyen de variables dichotomiques. Le choix entre ces deux familles de proxys traduit un arbitrage entre la richesse informationnelle d'un score continu, plus sensible à la construction et aux pondérations retenues, et la simplicité interprétative d'une variable binaire, au détriment de la granularité. Les sous-sections suivantes examinent successivement chacune de ces approches.

1.2.2.1.1. Indices composites : ambition multidimensionnelle et construction délicate

Une première approche consiste à construire des indices agrégés de développement FinTech. Zhao et al. (2022) élaborent par exemple un *FinTech Development Index* à partir de l'activité de financement de startups FinTech classées par segment (banque en ligne, courtage, gestion d'actifs, etc.), du nombre d'entreprises créées et des montants levés. Des techniques comme l'analyse en composantes principales (ACP) sont utilisées pour synthétiser ces variables corrélées en un score continu. L'objectif est de saisir non seulement la présence de la FinTech, mais l'intensité et l'étendue du phénomène au-delà de l'adoption ponctuelle d'un outil.

Une variante de cette logique mobilise la fouille de textes (*text mining*) des rapports publics des banques. Wang et al. (2024) construisent des indices en comptant la fréquence de mots-clés liés à la FinTech (chaîne de blocs, intelligence artificielle, mégadonnées, système bancaire ouvert, paiements électroniques) dans les rapports annuels et 10-K. De même, Elmahdy et al. (2025) dérivent un score de digitalisation (DIG) à partir de l'occurrence de termes numériques dans les rapports de gestion. L'objectif est de prendre en compte l'intégration stratégique de la FinTech, allant au-delà des dépenses IT seules.

D'autres travaux utilisent des indices de finance digitale ou d'inclusion financière construits à l'échelle nationale ou provinciale. Yuan et al. (2025a) s'appuient ainsi sur le *Digital Inclusive Finance Index* de l'université de Pékin pour mesurer le niveau de développement de la finance digitale par province. Khan et al. (2023) recensent un ensemble d'indices de transformation digitale des banques et de développement FinTech au niveau agrégé. Ces mesures ont l'avantage d'être continues, documentées et comparables dans le temps, mais elles captent principalement l'environnement FinTech dans lequel opère la banque, plutôt que ses choix internes d'adoption.

Dans l'ensemble, ces indices composites présentent trois limites majeures :

- Ils sont exposés à une subjectivité de construction (sélection de mots-clés, choix de pondérations, périmètre des activités retenues).
- Ils risquent de mesurer davantage l'attention ou le discours FinTech que l'usage opérationnel effectif (Cheng et Qu, 2020).
- Lorsqu'ils sont agrégés à un niveau géographique, ils peuvent masquer des hétérogénéités intra-pays importantes, obligeant à des ajustements comme chez Yuan et al. (2025a) qui ont été amenés à effectuer une pondération par le réseau d'agences.

1.2.2.1.2. Variables binaires : simplicité opérationnelle, aveuglement à l'intensité

À l'autre extrémité du spectre, une seconde famille d'études a recours à des variables binaires (indicatrices). Zogning et Turcotte (2024) codent ainsi une variable égale à 1 à partir de l'année où la banque lance un robot-conseiller, et 0 sinon. Almadadha (2025) procède de la même manière pour l'adoption de la chaîne de blocs par les grandes banques australiennes. Liu et al. (2024) utilisent une variable binaire pour indiquer si une banque a basculé vers le système bancaire ouvert (*open banking*) ou des services de FinTech inclusive.

Certains travaux construisent des variables binaires à partir de seuils sur des variables continues. Fang et al. (2023) classent une banque comme « innovatrice FinTech » si le nombre de brevets FinTech déposés dépasse le 75^e percentile, et 0 dans

le cas contraire. Pierri et Timmer (2022) définissent une variable Tech égale à 1 si le ratio de dépenses technologiques et de communication rapporté aux dépenses d'exploitation totales est supérieur à la médiane de l'échantillon.

Ces variables binaires ont des qualités claires :

- Clarté interprétative (la banque a adopté / n'a pas adopté)
- Objectivité relative (basée sur des événements observables ou des seuils explicites)
- Praticabilité sur panels internationaux, y compris lorsque les données fines via la fouille de textes ne sont pas disponibles.
- Bonne adaptation à des designs de type différences-en-différences ou à des modèles d'évènements.

Le revers est connu : ces variables sont muettes sur l'intensité et la profondeur d'intégration. Une banque qui déploie un robot-conseiller sur un segment marginal de clientèle est traitée statistiquement comme une banque qui a réorganisé l'essentiel de sa distribution autour du conseil automatisé.

En résumé, la littérature oscille entre des indices composites qui tentent de refléter la multi dimensionnalité de la FinTech mais sont lourds à construire et parfois ambigus, et des variables indicatrices simples, robustes mais grossières, adaptées à l'identification d'effets moyens de traitement sans rendre compte de l'hétérogénéité d'intensité.

1.2.2.2. Défis persistants : biais de déclaration, mesure de l'intensité et endogénéité

Au-delà du choix de la métrique, la mesure de l'adoption FinTech se confronte à plusieurs défis méthodologiques profonds qui conditionnent la validité des inférences causales.

1.2.2.2.1. L'écart entre déclaration et réalité opérationnelle (biais de déclaration)

Un premier défi réside dans le biais de déclaration, soit le décalage entre l'adoption annoncée et l'adoption réellement opérée. Les données sur l'adoption technologique sont souvent autodéclarées par les banques, que ce soit dans leurs rapports ou via des enquêtes. Cette déclaration peut être stratégique, visant à signaler une modernité sans correspondre à un déploiement significatif. Dans le domaine spécifique des robots-conseillers, la SEC insiste sur le fait qu'un conseil automatisé ne se résume pas seulement à un algorithme, mais exige de rendre explicites les hypothèses et limites du modèle, le degré d'intervention humaine, et surtout la manière dont les données clients sont effectivement utilisées pour générer des recommandations (U.S. Securities and Exchange Commission, 2017). Les constats d'examen montrent que l'adoption « affichée » peut surestimer l'adoption effective.

1.2.2.2.2. La difficulté de mesurer l'intensité réelle

Même lorsque l'adoption est réelle, la mesure de l'intensité réelle de l'usage constitue un obstacle majeur. Les données financières ne reflètent que partiellement les investissements technologiques, souvent intégrés dans des postes comptables généraux. Pour contourner ce problème, certaines études innovent en utilisant des données physiques comme énoncé précédemment. Ces proxys restent cependant imparfaits. La relation entre adoption et performance n'étant probablement pas linéaire mais en courbe en U, avec une phase initiale de coûts suivie de bénéfices, ne pas mesurer l'intensité peut mener à des conclusions erronées, en confondant des banques en phases différentes du cycle d'adoption (Khan et al., 2024 ; Yuan et al., 2025b).

1.2.2.2.3. *Le problème omniprésent de l'endogénéité*

Enfin, la relation entre FinTech et performance est intrinsèquement sujette à l'endogénéité, notamment la causalité inverse. Il est plausible que les banques les plus performantes, disposant de plus de ressources et d'une meilleure gouvernance, soient aussi celles qui adoptent le plus précocement et le plus intensément les nouvelles technologies (Wang et al., 2024). Ignorer cette possibilité biaiserait l'estimation de l'effet causal de la FinTech. La littérature tente de corriger ce biais par des méthodes économétriques robustes, telles que l'utilisation de variables instrumentales ou les estimateurs de modèle en différences.

1.2.2.3. *Justification des choix méthodologiques pour la présente étude*

Ainsi, la mesure de l'adoption de la FinTech nous oblige à faire un choix entre les indices composites riches mais difficiles à manier, et des variables binaires plus nettes sur le plan de l'identification causale, mais qui ne captent pas l'intensité du phénomène. Sans compter les problèmes de biais de déclaration et d'endogénéité, qui compliquent davantage la donne.

Face à ces défis méthodologiques, notre étude adopte une mesure binaire de l'adoption (*Robo-Advisor*, *Blockchain*), dans la même lignée que Zogning et Turcotte (2024), ainsi qu'Almadadha (2025). Ce choix est motivé par son objectivité (sources publiques vérifiables), sa pertinence pour l'inférence causale (identification claire du "traitement"), et sa faisabilité sur un panel international aux pratiques de communication hétérogènes. Cependant, nous assumons la limite inhérente de cette approche en interprétant nos résultats comme l'effet moyen du *signal d'adoption*. Enfin, pour corriger le risque de causalité inverse, nous complétons l'analyse par une estimation en variables instrumentales (2SLS), instrumentant l'adoption par l'infrastructure numérique nationale, suivant Khan et al. (2024) et Tang et al. (2024). Cette approche permet d'estimer, sur un panel multi-pays, l'effet moyen de la décision d'adopter, qui représente un premier jalon dans l'analyse d'un processus de transformation plus complexe et hétérogène.

1.2.3. Paysages FinTech comparés : Royaume-Uni, France et Canada

L'analyse des écosystèmes FinTech au Canada, en France et au Royaume-Uni révèle des trajectoires différentes, sous l'influence de trois facteurs clés : la régulation, la structure du marché et la culture de gouvernance. Dans les économies avancées, la FinTech ne remplace pas la banque traditionnelle, mais s'y intègre le plus souvent sous forme de coopération, un mélange de collaboration et de concurrence (Larsson et al., 2024). Cette hétérogénéité des écosystèmes nationaux explique pourquoi un même outil, comme un robot-conseiller, peut produire des effets distincts selon le pays.

Le Royaume-Uni se distingue par une approche très proactive. Dès 2016, la *Financial Conduct Authority* (FCA) a lancé l'un des premiers bacs à sable réglementaires (*regulatory sandbox*) au monde, permettant aux startups de tester leurs innovations en conditions réelles sous supervision (Zetzsche et al., 2017). Ce cadre favorable, couplé à une mise en œuvre ambitieuse du système bancaire ouvert, a fait du pays l'un des leaders mondiaux du crédit FinTech (Claessens et al., 2018). Hornuf et al. (2021) montrent que les banques britanniques ont noué des alliances avec des FinTechs plus précocement que dans les autres pays étudiés, et que ces interactions prennent principalement la forme de collaborations contractuelles autour de produits/services et d'investissements (souvent minoritaires), reflet d'une ouverture accrue des frontières organisationnelles des banques face à la digitalisation.

En France, le développement de la FinTech s'inscrit dans le cadre réglementaire européen, notamment porté par la directive DSP2 sur le système bancaire ouvert. Les autorités (ACPR, AMF) ont mis en place des dispositifs d'accompagnement à l'innovation, tout en maintenant une supervision stricte. Face à la montée des nouveaux entrants, les grandes banques ont souvent privilégié des réponses collectives, comme le consortium de paiement Paylib, pour préserver la relation client et mutualiser les investissements (Costa et al., 2025). L'adoption est perçue comme un levier stratégique afin de renforcer l'efficacité opérationnelle au sein du modèle de banque universelle.

Le système bancaire canadien est marqué par une concentration historique : six grandes banques dominent le marché. Cette structure, source de stabilité, peut aussi freiner l'incitation à l'innovation disruptive (Rogers, 2025). Le régulateur adopte une approche prudente, par exemple en encadrant strictement le crédit FinTech (Claessens et al., 2018). Les projets d'ouverture du système bancaire et de modernisation des paiements avancent, mais de manière graduelle. L'adoption technologique par les banques y est souvent de nature défensive ou ciblée sur l'optimisation de segments spécifiques, comme la gestion de patrimoine (ex : *wealth management*), plutôt qu'une refonte du modèle.

Plus simplement, ces trois pays incarnent trois façons très différentes d'aborder la FinTech : le Royaume-Uni joue le rôle de laboratoire réglementaire, la France mise sur une intégration stratégique pilotée de manière coordonnée, et le Canada avance avec prudence dans le cadre d'un oligopole bancaire bien installé. C'est justement parce que ces contextes divergent autant que leur comparaison est utile. Elle permet de voir si, et comment, l'environnement institutionnel change l'impact de l'adoption des FinTechs sur la performance des banques.

1.3. FINTECH ET PERFORMANCE BANCAIRE : UNE LECTURE PAR LES FORCES CONCURRENTIELLES DE PORTER

Pour clarifier l'impact des technologies financières sur la performance des banques établies, nous mobilisons le cadre descriptif des cinq forces concurrentielles de Porter (2008). Plus précisément, deux forces structurent la pression que la FinTech exerce sur les banques traditionnelles : la menace de produits et services de substitution, exercée par les solutions FinTech qui remplissent une fonction d'intermédiation, de paiement ou de conseil par d'autres moyens, et la menace de nouveaux entrants, portée par les acteurs FinTech qui pénètrent le secteur bancaire grâce à des technologies plus agiles et parfois un cadre réglementaire plus léger sur certaines activités. Ces deux forces se renforcent mutuellement, et appellent à deux types de réponses par les banques : une réponse défensive face à la pression des substituts (érosion des marges, désintermédiation) et une réponse intégrative face à la menace d'entrée (adoption interne des technologies, partenariats, coopération). La

littérature empirique récente ne tranche pas en faveur d'une logique ou d'une autre. L'effet net varie selon la maturité technologique de la banque, ses caractéristiques propres, le cadre institutionnel et l'environnement macrofinancier. Les sous-sections qui suivent examinent successivement chacune de ces deux dynamiques.

1.3.1. La FinTech comme menace de substituts au sens de Porter : concurrence disruptive et compression des marges

Dans le cadre des cinq forces de Porter (2008), un substitut désigne un produit ou un service qui « *performs the same or a similar function as an industry's product by a different means* » (Porter, 2008, p. 7). Lorsque cette menace est élevée, c.-à-d. lorsque le substitut offre un rapport prix/performance attractif et que les coûts de changement pour le client sont faibles, la profitabilité de l'industrie se voit comprimée par un plafond de prix mécanique (Porter, 2008, p. 7). Les solutions FinTech répondent précisément à ces deux conditions sur plusieurs segments d'intermédiation traditionnellement bancaires (prêt, paiement, gestion de patrimoine), ce qui en fait un cas d'école de cette force. La lecture qui en découle met l'accent sur la désintermédiation, l'érosion du pouvoir de marché bancaire et la compression des marges.

Ainsi, la FinTech opère d'abord par désintermédiation, via des plateformes de prêt, de paiement et d'investissement qui captent des flux traditionnellement internalisés par les banques, réduisant la stabilité des dépôts et affaiblissant la capacité à générer du revenu d'intérêt (Li et al., 2022 ; Litimi et al., 2024 ; Wu et al., 2024). Cette pression est renforcée lorsque les FinTechs bénéficient d'avantages structurels, comme une technologie plus agile ou une moindre friction réglementaire sur certaines activités, ce qui peut accélérer le déplacement des volumes hors du bilan bancaire ou vers des canaux alternatifs (Buchak et al., 2018 ; Stulz, 2019 ; Vives, 2019).

Un second canal central est celui de la fragilité induite par la concurrence. En effet, la baisse du pouvoir de marché et la compression des marges peuvent réduire la « valeur de franchise » et inciter les banques à compenser par davantage de prise de risque, en cohérence avec l'hypothèse « *competition-fragility* » (Daud et al., 2022 ;

Elekdag et al., 2025 ; Thakor, 2020). Dans cette logique, les effets négatifs sur ROE/ROA/NIM sont d'autant plus plausibles que la concurrence FinTech est frontale, que les segments contestés sont rentables, et que les coussins de capital/liquidité sont limités (Elekdag et al., 2025).

Les résultats empiriques rapportent fréquemment des associations négatives entre développement FinTech et performance bancaire dans des environnements variés, Phan et al. (2020) pour les marchés émergents, Litimi et al. (2024) le démontrent sur les économies du Golfe, ou encore dans des contextes où l'innovation est mesurée de manière agrégée et s'accompagne d'une pression concurrentielle accrue (Yuan et al., 2025a ; Zhao et al., 2022).

Enfin, la réaction stratégique des banques, notamment via la diversification des revenus hors intérêts, ne garantit pas une compensation automatique. La littérature sur la diversification met en garde contre un « côté obscur » où l'augmentation des revenus hors intermédiation peut accroître la volatilité, éroder la performance ajustée au risque et introduire des coûts de complexité (Stiroh, 2004 ; Stiroh et Rumble, 2006). Autrement dit, même si la FinTech pousse les banques à diversifier, cette diversification peut être défensive et risquée, plutôt que créatrice de valeur.

1.3.2. La FinTech comme menace de nouveaux entrants au sens de Porter et la réponse intégrative des banques : gains d'efficience et diversification

La menace de nouveaux entrants telle que définie par Porter (2008) capture l'idée que de nouveaux acteurs apportent à l'industrie des « *new capacity and a desire to gain market share that puts pressure on prices, costs, and the rate of investment necessary to compete* » (Porter, 2008, p. 3). Cette menace ne dépend pas de l'entrée effective: « *it is the threat of entry, not whether entry actually occurs, that holds down profitability* » (Porter, 2008, p. 4). Pour les banques établies, l'arrivée des FinTechs et des *BigTechs* sur leurs segments les plus rentables relève typiquement de cette force. La réponse stratégique consiste alors à élever leurs propres barrières à l'entrée et à neutraliser une partie de la menace en internalisant les capacités technologiques qu'elles auraient autrement subies.

Ainsi, la FinTech ne remplace pas nécessairement la banque, elle peut être absorbée via l'adoption interne (digitalisation, automatisation) ou via des stratégies de coopération (partenariats, prises de participation), transformant une menace potentielle en levier de productivité et d'innovation (Larsson et al., 2024 ; Murinde et al., 2022). Le canal principal est celui de l'efficacité opérationnelle : l'automatisation de processus, l'optimisation des canaux de distribution, et l'exploitation des données améliorent la productivité, réduisent les coûts unitaires et soutiennent le ratio coûts/revenus (Fang et al., 2023 ; Khan et al., 2024). Dans cette perspective, l'amélioration de l'efficacité n'est pas qu'un résultat "comptable", mais un canal économique crédible reliant l'adoption technologique à la performance.

Enfin, cette dynamique d'intégration s'exprime par la diversification et l'innovation des revenus qui passe par l'intégration de solutions (ex : robot-conseiller), la coopération avec des FinTechs et l'offre de services digitaux de plus en plus adaptées pouvant élargir la base client et générer des revenus hors intérêts. Cette dynamique est compatible avec une organisation du marché en coopération (collaboration et concurrence simultanément), où l'infrastructure numérique commune et les alliances réduisent certains coûts fixes et accélèrent l'innovation (Larsson et al., 2024).

1.3.3. Synthèse des résultats empiriques : un effet conditionnel et hétérogène

Afin de synthétiser les différents apports en revue de littérature, l'effet de la FinTech est le résultat d'un équilibre complexe entre la pression exercée par la menace de substituts et la menace intégrative déclenchée par la menace d'entrée, où le contexte de mise en œuvre devient un déterminant critique. Trois effets majeurs se distinguent :

- *Non linéarité et effets de seuil* : Plusieurs contributions suggèrent des dynamiques en U ou U inversé, ces évolutions sont dues aux coûts initiaux d'adoption, aux frictions d'intégration et à la concurrence accrue à court terme, puis gains d'efficacité et amélioration de la performance au-delà d'un certain degré de maturité (Khan et al., 2024 ; Tarawneh et al., 2025 ; Yuan et al., 2025b).

- *Hétérogénéité bancaire* : Les effets varient selon la taille, la capitalisation, la liquidité et le modèle d'affaires, l'idée est que certaines banques sont mieux équipées pour absorber l'innovation (ressources, capacité d'investissement, gouvernance), tandis que d'autres subissent davantage la concurrence ou supportent des coûts fixes disproportionnés (Naceur et al., 2026 ; Elekdag et al., 2025 ; Hornuf et al., 2021 ; Köhler, 2015 ; Wang et al., 2024 ; Schreiber, 2024 ; Wu et al., 2024).
- *Cadre réglementaire, stratégie d'interaction et régime macrofinancier* : Le contexte réglementaire et concurrentiel conditionne l'intensité de la pression exercée par la menace de substituts et la faisabilité de la réponse intégrative des banques, tandis que le cycle macrofinancier et les régimes de taux peuvent modifier la transmission vers la NIM et la profitabilité (Citterio et al., 2024 ; Costa et al., 2025 ; Eichenbaum et al., 2025 ; Elekdag et al., 2025 ; Naceur et al., 2026 ; Yoon et al., 2023).

Cette synthèse montre qu'il n'existe pas de réponse universelle. Cette complexité appelle à la prudence, les facteurs en jeu (niveau d'adoption, taille des banques, cadre réglementaire) interagissent de manière dynamique, tandis que les questions d'endogénéité et la distinction entre effets de court et long terme exigent des modèles empiriques robustes, intégrant variables instrumentales et effets fixes. C'est précisément pour naviguer dans cette hétérogénéité que notre recherche adopte une approche ciblée, cherchant à démêler ces effets différenciés par une analyse comparative des cadres institutionnels et un test explicite du canal médiateur de l'efficacité opérationnelle.

1.4. LE CANAL OPÉRATIONNEL : EFFICIENCE ET MÉDIATION DANS LA RELATION FINTECH–PERFORMANCE

L'arbitrage entre la pression de la menace de substituts et la réponse intégrative déclenchée par la menace d'entrée devient plus clair dès qu'on regarde ce que la FinTech change à l'intérieur des banques : l'efficacité opérationnelle. La performance bancaire ne se résume pas à plus de revenus, mais à la capacité de convertir des intrants (coûts, capital, information) en outputs (revenus, qualité des actifs, stabilité) avec une gestion disciplinée. Dans cette logique, la FinTech peut soit déplacer la frontière d'efficacité (automatisation, information plus rapide), soit imposer des coûts d'ajustement (modernisation, technologie héritée) qui dégradent temporairement les ratios et brouillent l'effet moyen observé (Berger et Humphrey, 1997 ; Naceur et al., 2026).

1.4.1. L'efficacité opérationnelle comme déterminant clé de la performance bancaire

L'efficacité opérationnelle est un déterminant robuste de la rentabilité bancaire, souvent proxifié par le ratio coûts/revenus (CIR/CTI). Un CIR élevé traduit une capacité limitée à contrôler les charges et pèse mécaniquement sur la profitabilité, surtout lorsque la concurrence restreint la possibilité de répercuter ces coûts (Athanasoglou et al., 2008 ; Dietrich et Wanzenried, 2011). Au-delà de l'intuition comptable, plusieurs travaux montrent que des coûts d'exploitation élevés sont associés à une performance plus faible, ce qui place la maîtrise des frais généraux et des coûts opérationnels au cœur de la création de valeur bancaire (Abreu et Mendes, 2001 ; Zheng et al., 2023).

Pour affiner l'analyse, la littérature distingue les indicateurs comptables (CIR) des mesures dites « frontière », qui évaluent l'efficacité relativement à une performance optimale. Les approches DEA et SFA sont largement mobilisées. (Berger et Humphrey, 1997 ; Charnes et al., 1978), et Berger et Mester (1997) soulignent que l'efficacité des profits peut être plus informative que l'efficacité des coûts, car elle intègre simultanément la capacité à générer des revenus et à maîtriser les dépenses.

Il y a aussi une dimension qualitative que Berger et DeYoung (1997) mettent en avant. Selon ces derniers, une banque peu efficiente voit souvent ses prêts problématiques s'accumuler ensuite, c'est l'hypothèse de « *bad management* », où la mauvaise gestion précède la dégradation des actifs. Enfin, le CIR, que nous mobilisons dans le cadre de notre étude, est à interpréter avec prudence, surtout en période de transition technologique. Les investissements de modernisation et les rigidités des systèmes hérités gonflent temporairement les coûts avant que les gains ne se matérialisent, si on ne raisonne pas en dynamique, on risque de confondre un effet de transformation avec une perte d'efficacité.

1.4.2. La FinTech comme levier d'efficacité : chaînes de transmission

La chaîne de transmission la plus directe passe par la réduction des frictions classiques de l'intermédiation : coûts de transaction, de surveillance et d'information. Le cadre du « *delegated monitoring* » de Diamond (1984) aide à formaliser l'idée selon laquelle, si une technologie réduit le coût de produire/traiter l'information et de surveiller les emprunteurs, elle peut accroître l'efficacité de l'intermédiation.

C'est bien ce que suggèrent les travaux empiriques, par exemple Naceur et al. (2026) évoquent comment les solutions FinTech rationalisent à la fois le *front-office* et le *back-office* (KYC, notation de crédit, traitement des dossiers de prêt), avec des gains mesurables sur l'efficacité opérationnelle. Par ailleurs, Fuster et al. (2019) observent que les prêteurs FinTech traitent certaines demandes de prêt hypothécaire nettement plus vite que les acteurs traditionnels, et ce sans dégradation évidente du risque.

Derrière ces gains, on retrouve le socle de technologie déjà identifié auparavant. Les mégadonnées (*big data*) jumelées à l'IA permettent d'affiner la tarification du risque, tout en réduisant le coût, ce qui renforce la qualité des décisions de crédit (Bank for International Settlements, 2019). En Chine, Cheng et Qu (2020) trouvent une baisse significative du risque de crédit associé au FinTech bancaire, cet effet étant moins prononcé chez les grandes banques.

Du côté de la chaîne de blocs, l'argument principal reste la réduction des coûts de vérification et de mise en réseau (Catalini et Gans, 2020). Concrètement, cela se traduit par des applications comme la réconciliation automatisée ou l'audit continu. Schmitz et Leoni (2019) décrivent le potentiel d'une piste d'audit en temps réel, tandis que Schär (2021) insiste sur la programmabilité via les contrats intelligents (*smart contracts*) éliminant ainsi certains intermédiaires. Enfin, à l'échelle de l'infrastructure, le recours à l'infonuagique et aux outils analytiques, souvent via des partenariats avec des FinTechs/*BigTechs*, est un autre levier de réduction des coûts et de montée en scalabilité (Bank for International Settlements, 2019).

1.4.3. Modèles de médiation dans la littérature récente

Une partie croissante de la littérature ne s'arrête plus au lien Fintech et performance, mais cherche à identifier par où l'effet transite. Naceur et al. (2026) illustrent cette démarche en mobilisant des canaux comme la NIM et le CTI pour comprendre les mécanismes sous-jacents, ce qui est exactement l'esprit d'un chapitre « canal opérationnel ». Dans la même optique, Liu et al. (2025) positionnent l'efficacité opérationnelle et la NIM comme variables médiatrices dans la relation FinTech et risque bancaire. Plus directement, Elmahdy et al. (2025) montrent que l'efficacité opérationnelle médie la relation FinTech et profitabilité, avec un rôle médiateur de la taille, tandis que Sajid et al. (2023) concluent que l'efficacité opérationnelle transmet l'effet des produits FinTech vers la prise de risque (médiation via SEM). Ce cadrage rend cohérents des résultats mixtes : un choc FinTech peut coûter au départ, mais améliorer la gestion ensuite, ce qui ressemble plus à un arbitrage qu'à une détérioration pure (Zhao et al., 2022).

Ces objectifs de médiation imposent des méthodes adaptées. Les modèles dynamiques (notamment System GMM) sont largement utilisés pour traiter l'endogénéité, la persistance de la performance et l'hétérogénéité non observée (Naceur et al., 2026 ; Wu et al., 2020). Les cadres SEM servent à distinguer effets directs et indirects et à quantifier la part médiée (Alafeef et al., 2024 ; Ogunrinde et al., 2025). Enfin, la littérature mobilise aussi des outils pour isoler des causalités tels que la régression en deux étapes (Laeven et Levine, 2007) et documenter des ruptures

de régime ou des effets de seuil (Hansen, 1999), cohérents avec l'idée que l'efficience (et donc la performance) peut être d'abord entravée puis améliorée après un certain degré d'intégration FinTech (Khan et al., 2024).

1.5. LE RÔLE MODÉRATEUR DU CADRE INSTITUTIONNEL ET RÉGLEMENTAIRE

Les sections précédentes montrent l'hétérogénéité des effets de la FinTech sur la performance bancaire, il dépend également des canaux et du contexte dans lequel la technologie s'insère. Le cadre institutionnel et réglementaire est donc un modérateur central, vu qu'il façonne :

- (i) Le degré de protection des investisseurs et des créanciers
- (ii) L'efficacité d'exécution des contrats
- (iii) La structure du système financier (*market-based versus bank-based*)
- (iv) La vitesse à laquelle la concurrence et l'innovation se diffusent

En pratique, ce cadre peut amortir les effets de substitution en limitant l'arbitrage réglementaire et en renforçant la discipline, ou au contraire accélérer la contestabilité (système bancaire ouvert, bac à sable réglementaire) et intensifier la pression concurrentielle.

1.5.1. *Law & Finance* : *common law* versus droit civil et qualité institutionnelle

Le courant « *Law & Finance* » a montré que la tradition juridique d'un pays ne se limite pas au droit, mais façonne également les incitations économiques et le niveau de confiance dans le système financier. Les travaux fondateurs de La Porta et al. (1998) vont dans ce sens : de manière générale, les pays de *common law* tendent à mieux protéger les créanciers et les actionnaires, alors que les pays de droit civil d'héritage français offrent des garanties plus faibles, y compris sur le plan de l'application effective des lois. Ce qui conduit à des marchés d'actions et de dette plus développés, et à des conditions de financements plus favorables.

L'applicabilité du cadre « *Law & Finance* » au secteur bancaire fait l'objet d'un débat conceptuel intéressant. Allen et Gale (2000) suggèrent une approche fonctionnelle où la divergence des systèmes financiers ne se réduit pas à l'origine légale, mais à des trajectoires historiques et politiques spécifiques (Chapitre 1 et 2). Ils avancent notamment que les marchés (*common law*) sont structurellement mieux équipés pour gérer la « diversité d'opinion », propre aux ruptures comme la FinTech, alors que les banques privilégient les projets faisant consensus (Chapitre 13). Glaeser et al. (2001) prolongent cette réflexion, en démontrant que, dans des environnements complexes, l'application des règles par un régulateur public motivé s'avère plus efficace que le système judiciaire pour faire respecter les règles. Cette perspective suggère que la supervision prudentielle (post-Bâle III) harmonise les pratiques bancaires, rendant l'origine légale moins déterminante que la qualité de la régulation locale.

Néanmoins, la pertinence empirique du cadre demeure robuste. Haselmann et al. (2010) prouvent que les réformes du droit des sûretés (capacité de gager des actifs) stimulent davantage l'offre de crédit que le simple droit de la faillite, ce dernier n'étant efficace que si un régime de garantie solide préexiste. Enfin, sur un échantillon incluant la France, le Royaume-Uni et le Canada, Bae et Goyal (2009) démontrent que les banques répondent à une faible protection légale en réduisant la taille et la maturité des prêts, tout en augmentant les spreads. Ces résultats confirment que la tradition juridique, par son influence sur la force exécutoire des contrats, reste un modérateur puissant des décisions bancaires.

Ergungor (2004) précise que ces différences contribuent aussi à expliquer la divergence entre systèmes orientés marché (souvent *common law*) et systèmes orientés banque (souvent droit civil), notamment via la résolution des litiges, l'interprétation des lois et la création de nouvelles lois. Wen et al. (2022) démontrent que les pays de *common law* semblent aussi mieux performer en matière d'innovation, grâce à un meilleur équilibre entre intervention publique et initiative privée, et à des cadres réglementaires plus adaptatifs. Ce dernier point est crucial pour notre sujet, puisqu'il

pourrait conditionner la profondeur avec laquelle les banques adoptent et tirent profit des technologies FinTech.

Ces fondements permettent de formuler une implication directe pour l'ère FinTech, la technologie ne se répand pas sur un terrain neutre, elle interagit avec la force des droits et de l'exécution. Cole et Ariss (2007) montrent que la *common law* s'accompagne d'une allocation plus importante vers des prêts plus risqués, alors que les banques en droit civil français affichent des ratios prêts/actifs plus faibles. À l'échelle micro, le cas canadien mérite un intérêt particulier en raison de sa structure bijuridique : *common law* à l'échelle fédérale et dans neuf provinces, droit civil au Québec en matière privée. Ghouma et al. (2018) exploitent précisément cette dualité et montrent que, lorsque la confiance dans la juridiction est plus faible, des mécanismes de gouvernance plus solides réduisent le coût de la dette, précisément parce qu'ils compensent une application moins rassurante pour les créanciers. Cette spécificité canadienne, où *common law* et droit civil coexistent sous un même cadre prudentiel fédéral, offre un cas d'observation rare permettant d'isoler partiellement les effets respectifs de la tradition juridique et de la régulation centralisée. Enfin, Naceur et al. (2026) avancent une implication testable clé : l'impact adverse de la FinTech sur la rentabilité est moins marqué dans des cadres institutionnels et réglementaires plus solides, ce qui suggère que la qualité des règles et de leur application peut amortir la pression de la menace de substituts et encadrer la concurrence. Dans notre travail, cela justifie la mobilisation du cadre « *Law & Finance* » où le traitement de l'origine légale comme un modérateur de l'effet FinTech sur la performance, plutôt que comme une simple différence entre pays.

Ainsi, nous mobilisons le cadre « *Law & Finance* » comme grille d'analyse, en traitant l'origine légale comme un modérateur de l'effet FinTech sur la performance plutôt que comme une simple différence entre pays. Nous reconnaissons toutefois, à la lumière des critiques d'Allen et Gale (2000) et de Glaeser et al. (2001), que ce modérateur opère en composition avec d'autres dimensions (structure de marché, qualité de supervision, maturité technologique) dont l'effet combiné peut, dans certains cas, dominer celui de la tradition juridique seule.

1.5.2. Régulation bancaire post-Bâle III et politiques pro-FinTech

Au-delà des fondations juridiques, les réformes post-crise ont modifié la fonction de coût des banques et, indirectement, la place laissée aux FinTechs. Naceur et al. (2026) soulignent que les exigences post-GFC (associées à Bâle III) ont accru les coûts d'intermédiation, réduit le crédit bancaire et déplacé une partie de l'intermédiation vers des acteurs non bancaires (arbitrage réglementaire), ce qui amplifie mécaniquement la menace de substituts au sens de Porter (2008). Cette contrainte est aussi visible via la liquidité, selon Vu (2024) le LCR (*liquidity coverage ratio*) peut suivre une relation en U inversé avec la rentabilité, car les actifs liquides de haute qualité imposent un coût d'opportunité lorsque le ratio devient trop élevé. D'autres contributions insistent sur des mécanismes complémentaires, certaines politiques macroprudentielles peuvent pousser les banques à rechercher des revenus hors intérêts lorsque l'activité de prêt est davantage contrainte (Davis et al., 2024). En bref, une régulation plus exigeante peut simultanément renforcer la stabilité et créer des pressions de rentabilité qui accélèrent la recherche d'efficience et la transformation digitale.

À côté de ça, les politiques publiques qui encouragent l'innovation changent aussi la donne concurrentielle. Ehrentraud et al. (2020) passent en revue les principaux dispositifs (hubs d'innovation, bacs à sable réglementaires) qui permettent à de nouveaux acteurs de tester leurs produits dans un cadre supervisé. Selon les pays, la posture du régulateur varie : certains préfèrent observer avant d'agir, d'autres adoptent une logique d'expérimentation au fil du temps, en fonction du niveau de risque perçu et la maturité du marché. Sur les *sandboxes*, Cornelli et al. (2024) documentent des effets concrets via le cas britannique, l'entrée dans le bac à sable est associée à davantage de financement (hausse du capital levé et profitabilité accrue), de meilleurs taux de survie et plus d'activité de brevetage, via la réduction des asymétries d'information et des coûts réglementaires.

Concernant le système bancaire ouvert, Ehrentraud et al. (2020) distinguent les régimes prescriptifs (partage imposé) et facilitants (API encouragées). En Europe, l'obligation d'accès aux données via DSP2/PSD2 a soutenu une dynamique de coopétition, mais elle a aussi élargi la porte d'entrée pour de nouveaux acteurs.

Financial Stability Board (2019) rappelle que les *BigTechs* ont pu obtenir des licences (paiements) et étendre leur empreinte, ce qui pose une question de conditions de concurrence équitables (*level playing field*), articulée sous le questionnement sur l'imposition des contraintes symétriques sur les données. Enfin, la clarté réglementaire apparaît comme une condition de diffusion pour certaines technologies, l'adoption de la chaîne de blocs est freinée lorsque la réglementation est ambiguë (Javaid et al., 2022).

Pour notre analyse, tout cela a une implication assez directe. Le poids des coûts de conformité, qu'ils découlent de Bâle III, du LCR ou du cadre TBTF, ainsi que le degré d'ouverture réglementaire ne sont pas de simples variables de contexte. Ils modifient concrètement les deux côtés de l'équation : d'un côté la pression concurrentielle que subissent les banques face aux nouveaux entrants, de l'autre leur capacité à intégrer ces technologies pour en tirer des gains d'efficacité. Autrement dit, le cadre réglementaire conditionne à la fois l'intensité des deux forces concurrentielles centrales pour notre analyse, la menace de substituts et la menace de nouveaux entrants, ainsi que la viabilité de la réponse intégrative des banques face à ces forces.

1.6. FINTECH ET RÉSILIENCE BANCAIRE EN PÉRIODE DE CRISE

La pandémie du COVID-19 a joué le rôle d'un test de résistance majeur pour le secteur bancaire, mettant à l'épreuve à la fois la solidité financière des établissements et leur capacité à fonctionner dans un contexte de rupture brutale. C'est là que le rôle de la FinTech devient parlant. Les banques qui avaient investi dans le numérique ont pu assurer la continuité de leurs services et mieux piloter leurs risques. Pour les autres, le choc a aggravé des fragilités déjà présentes (marges comprimées, systèmes obsolètes) et les coûts de la transformation numérique ont pesé sur la rentabilité à court terme. La FinTech s'est donc révélée être une arme à double tranchant : un facteur de résilience pour ceux qui avaient pris de l'avance, une source de tension supplémentaire pour ceux encore en pleine transition.

1.6.1. Les chocs systémiques comme tests de résistance : le cas COVID-19

La crise du COVID-19 a constitué un choc systémique sans précédent, testant la robustesse du secteur bancaire et accélérant des tendances structurelles. L'impact s'est immédiatement fait sentir sur les indicateurs de rentabilité, avec une compression prononcée des marges nettes d'intérêt (NIM) dans un environnement à taux bas, dépassant même le coût du risque comme principale préoccupation des banques (Buehler et al., 2020). Simultanément, la crise a provoqué pour les banques une demande de liquidité corrélée, contribuant à la chute de leurs cours boursiers, via le canal du capital identifié par Acharya et al. (2024). Cette pression sur la rentabilité et le capital a été exacerbée par la concurrence des FinTechs, dont la croissance avait déjà érodé la NIM et le ROA avant la pandémie (Naceur et al., 2026).

Dans ce contexte, les réponses monétaires et prudentielles ont été déterminantes. Les réformes de Bâle III avaient imposé des niveaux de capital et de liquidité plus élevés, et c'est précisément ce matelas qui a permis aux banques d'encaisser le choc sans déclencher de crise systémique, tout en continuant à financer l'économie réelle (BCBS, 2021). Les régulateurs ont aussi joué de la flexibilité dont ils disposaient, par exemple en abaissant les coussins contracycliques pour éviter que les banques ne coupent le robinet du crédit. Mais tous les établissements ne peuvent être pris d'un même lot : les banques qui entraient dans la crise avec des bilans solides ont eu bien plus de marge pour maintenir (voire accroître) leurs prêts que celles dont la capitalisation était déjà tendue (BCBS, 2021). Finalement, la pandémie a confirmé l'utilité d'un cadre prudentiel exigeant, mais elle a aussi rappelé que les problèmes de qualité d'actifs, les fameux prêts non performants (*NPL*), ne disparaissent pas par magie quand l'environnement économique se dégrade.

1.6.2. Digitalisation et continuité opérationnelle en temps de crise

La pandémie a forcé une accélération brutale de la digitalisation. Du jour au lendemain, ce qui relevait de la stratégie à moyen terme est devenu une question de survie opérationnelle. Les banques dotées d'une maturité numérique préalable ont démontré une résilience supérieure, en maintenant sans interruption leurs services grâce aux canaux à distance et en gérant le risque sans dépendre du présentiel (Fu et Mishra, 2022). Dadoukis et al. (2021) montrent que ces mêmes institutions ont non seulement mieux performé en bourse, mais ont aussi été plus actives dans les programmes de soutien public aux prêts, comme le PPP aux États-Unis. Dit autrement, la technologie a ainsi permis à ceux qui l'avaient adoptée une capacité de réaction que les autres n'avaient pas, qu'il s'agisse de l'assistance client numérique ou des canaux en libre-service (Buehler et al., 2020).

Cette résilience opérationnelle induite par le numérique présente toutefois une dimension inégalitaire. Les grandes banques, déjà bien engagées dans leur transformation, ont pu consolider leur avantage compétitif et accélérer leur rationalisation, tandis que les plus petites institutions, aux moyens limités, ont lutté pour financer les investissements nécessaires (Costa et al., 2025). De même, l'adoption de technologies comme la chaîne de blocs a offert une sécurité et une transparence accrues pour la gestion des risques à distance, mais son déploiement a été inégal (Javaid et al., 2022). La crise a donc creusé le fossé digital, soulignant que la résilience opérationnelle dépendait moins de la technologie elle-même que de la capacité d'une institution à l'avoir intégrée en amont du choc.

1.6.3. Résilience financière *versus* résilience opérationnelle : quel rôle pour la FinTech ?

L'impact de la FinTech sur la résilience globale des banques est ambigu, opposant souvent gains d'efficacité opérationnelle et pressions sur la stabilité financière à court terme. D'un côté, l'innovation FinTech contribue à renforcer la résilience opérationnelle en améliorant significativement la gestion des risques. Les études empiriques montrent qu'elle réduit le risque de crédit (prêts non performants) et

améliore des indicateurs de stabilité comme le z-score, notamment grâce à une meilleure efficacité opérationnelle, une innovation financière et une gestion des risques plus fine (Cheng et Qu, 2020 ; Fang et al., 2023). Elle atténue également les risques en amont des prêts, comme l'asymétrie d'information.

D'un autre côté, la relation entre FinTech et résilience financière (mesurée par le z-score) n'est pas linéaire et peut être affectée par des effets de seuil. Certaines recherches pointent une relation en U inversé, où le risque financier augmente dans les premières phases d'adoption avant de décroître avec une intégration plus poussée (Wang et al., 2023). Par ailleurs, à court terme, les coûts d'investissement liés à la FinTech peuvent peser sur la rentabilité, et indirectement, sur la stabilité perçue (Tarawneh et al., 2025). Cette tension illustre l'arbitrage entre résilience financière et opérationnelle, la FinTech renforce la seconde à travers des gains d'efficacité, mais peut temporairement fragiliser la première, un effet atténué pour les banques bien capitalisées (Khan et al., 2023). En définitive, la FinTech apparaît moins comme une garantie absolue de stabilité que comme un levier conditionnel, dont les effets sur la résilience dépendent du calendrier d'adoption, de la stratégie d'intégration et du contexte réglementaire.

1.7. SYNTHÈSE CRITIQUE ET POSITIONNEMENT DE LA RECHERCHE

Notre revue de littérature met en lumière plusieurs avancées substantielles dans la compréhension de la relation FinTech et performance bancaire. Toutefois, elle révèle également des lacunes persistantes qui limitent la portée cumulative des connaissances et dessinent le périmètre précis de notre contribution.

1.7.1. Identification des gaps dans la littérature

Loin d'être uniforme, la littérature sur la performance bancaire et l'innovation technologique est marquée par des débats théoriques et des résultats empiriques divergents. Avant d'identifier les lacunes justifiant notre recherche, nous mettons en lumière trois points de rupture majeurs. Le premier oppose la vision classique de la structure du marché (Demirgüç-Kunt et Huizinga, 1999 ; Mirzaei et al., 2013), pour laquelle un pouvoir de marché élevé soutient la rentabilité, à l'hypothèse de la « *quiet*

life » (Berger et Hannan, 1998 ; Coccorese et Pellicchia, 2010 ; Asongu et Odhiambo, 2019), qui documente au contraire un recul de l'efficience-coûts dans les marchés concentrés. Dans le prolongement de cette discussion, Maudos et Fernández de Guevara (2007) trouvent sur les banques de l'UE15 une relation positive entre pouvoir de marché et efficience-coûts, illustrant la sensibilité des résultats aux échantillons et périodes étudiées.

La deuxième controverse concerne l'application du paradigme « *Law & Finance* » au secteur bancaire. Si l'approche fondatrice de La Porta et al. (1998), soutenue empiriquement par Haselmann et al. (2010) et Bae et Goyal (2009), privilégie l'origine légale comme déterminant des conditions de crédit, une lecture plus fonctionnelle émerge avec Allen et Gale (2000) et Glaeser et al. (2001). Ces derniers avancent que, sous une régulation prudentielle harmonisée, les spécificités juridiques s'effacent derrière la qualité de la supervision et la trajectoire institutionnelle propre à chaque pays.

Enfin, l'impact direct de l'adoption FinTech sur les marges bancaires reste disputé. D'un côté, Elmahdy et al. (2025) observent un effet initial négatif imputable aux coûts d'implantation, qui ne se résorbe que par un canal médiateur d'efficience. De l'autre, Zheng et al. (2023) mettent en évidence, sur 660 banques de 40 pays en développement, un impact positif immédiat sur la marge nette d'intérêt (NIM). Ces oppositions ne traduisent pas des résultats incompatibles, mais révèlent une sensibilité critique aux contextes d'échantillonnage, à la mesure de la FinTech retenue et aux stades de maturité technologique des banques étudiées. Notre étude s'insère dans ces débats en mobilisant la spécification multi-pays, la distinction par tradition juridique et le modèle de médiation pour éclairer ces nuances plutôt que de les ignorer. Ces trois fractures structurent le débat général, les sous-sections suivantes identifient les angles morts plus spécifiques qui motivent notre contribution.

La littérature peine à dépasser le cadre binaire opposant un récit centré sur la menace de substituts (érosion des marges, désintermédiation) à un récit centré sur la réponse intégrative des banques face à la menace d'entrée (gains d'efficience, diversification). Des études empiriques majeures, comme celle de Naceur et al. (2026)

sur un large échantillon international, concluent à un effet net dominé par la menace de substituts sur la rentabilité des établissements traditionnels. Cependant, ces travaux identifient également le développement de solutions FinTech internes comme une réponse stratégique des établissements traditionnels pour améliorer leur efficacité opérationnelle et diversifier leurs revenus, ce qui représente un canal de réponse intégrative potentiel. Leur analyse macro-agrégée, bien qu'essentielle, ne permet pas de quantifier l'ampleur et les mécanismes précis par lesquels l'adoption de technologies spécifiques affecte la performance bancaire. Ce qui fait défaut, c'est une modélisation qui isole l'impact de l'adoption technologique interne des effets de la concurrence externe agrégée. Notre recherche propose de clarifier ce point en se concentrant spécifiquement sur l'adoption de technologies ciblées et en analysant son impact sur la marge d'intermédiation, aussi via la médiation de l'efficacité opérationnelle, offrant ainsi une vue granulaire de ce canal de réponse intégrative.

Un consensus émerge sur le caractère conditionnel et hétérogène des effets de la FinTech (taille, capitalisation, etc.). Cependant, les études multiplient les constats sans toujours les intégrer dans un cadre explicatif unifié. Par exemple, on observe que la relation peut suivre une courbe en U (coûts initiaux, puis bénéfiques) (Khan et al., 2024 ; Yuan et al., 2025b) ou en U inversé (risque accru puis réduit) (Chen et al., 2022), sans que les conditions de basculement ne soient systématiquement théorisées. De même, l'hétérogénéité liée au cadre institutionnel (Naceur et al., 2026 ; Zogning et Turcotte, 2024) est souvent notée, mais rarement modélisée comme un modérateur clé dans des échantillons multi-pays comparables. Notre étude structure cette hétérogénéité en construisant un panel tri-national (Canada, France, Royaume-Uni) et testant explicitement comment les spécificités institutionnelles et la survenue d'une crise modèrent la relation d'intérêt.

Si le rôle de l'efficacité opérationnelle comme canal médiateur est fréquemment postulé, peu d'études en apportent une démonstration économétrique robuste dans le contexte des économies avancées. Des travaux comme ceux d'Elmahdy et al. (2025) ou Sajid et al. (2023) ouvrent la voie en utilisant des modèles d'équations structurelles (SEM), mais ils se concentrent souvent sur des échantillons émergents ou des

technologies spécifiques. La boîte noire de la création de valeur reste donc entrouverte, comment l'adoption d'un robot-conseiller ou une solution basée sur la chaîne de blocs se traduit-elle par une amélioration des coûts, et comment cette amélioration affecte-t-elle à son tour la marge nette d'intérêt (NIM) ? Notre recherche comble cette lacune en intégrant un modèle de médiation formel (approche SEM ou modèles à équations simultanées) pour quantifier la part de l'effet de la FinTech sur la NIM qui transite par l'amélioration du ratio coûts/revenus (CIR).

La littérature a avancé sur deux fronts distincts, d'un côté des études comparatives sur le rôle et poids des institutions (*common law versus* droit civil, qualité de la régulation), de l'autre les analyses de résistance des banques pendant le choc COVID-19. Pourtant, ces deux dimensions sont étroitement liées. La crise a agi comme un révélateur de l'avantage compétitif conféré par une digitalisation précoce (Dadoukis et al., 2021), mais cet avantage a pu être inégal selon la capacité des cadres réglementaires nationaux à faciliter l'innovation (système bancaire ouvert, bac à sable réglementaire) tout en préservant la stabilité. En introduisant une variable de crise, et analysant par sous-échantillons, notre travail examine l'effet d'adoption en crise et selon les caractéristiques institutionnelles de nos trois pays.

Enfin, la validité des inférences causales reste entravée par des choix de mesure et des problèmes d'identification récurrents. Le débat entre indices composites et variables binaires n'est pas tranché. Surtout, le problème d'endogénéité reste toujours à traiter de manière convaincante, afin de ne pas brouiller l'interprétation causale.

Sur le plan méthodologique, nous optons pour des variables binaires d'adoption, plus nettes en termes d'identification causale, que nous instrumentons par l'infrastructure numérique nationale. Au fond, l'idée est de se situer à la croisée des angles morts que nous venons d'identifier. Notre cadre teste comment l'adoption des technologies FinTech affecte la performance, en passant par le canal de l'efficacité opérationnelle, et dans quelle mesure cette relation est modérée par le cadre institutionnel et le contexte de crise. Ce qui nous intéresse, c'est de dépasser le constat d'ambiguïté pour proposer une lecture plus mécaniste de la façon dont la digitalisation crée, ou non, de la valeur dans le secteur bancaire.

1.7.2. Articulation avec notre cadre conceptuel et nos hypothèses

À la lumière de la littérature évoquée, la FinTech peut affecter la performance bancaire soit en exerçant une pression concurrentielle sur les banques établies (menace de substituts au sens de Porter, 2008), soit en déclenchant de leur part une réponse intégrative qui en fait un levier de productivité (réponse à la menace d'entrée), selon l'angle d'analyse, la mesure retenue et l'échantillon considéré. Certains travaux documentent un effet positif de l'adoption de la FinTech sur les indicateurs de rentabilité (Alafeef et al., 2024 ; Wang et al., 2024 ; Zheng et al., 2023), tandis que d'autres soulignent qu'une concurrence accrue des nouveaux acteurs FinTech peut comprimer les marges et la profitabilité des banques établies (Naceur et al., 2026). Pour notre recherche, et compte tenu des arguments théoriques et empiriques rappelés ci-dessus, nous posons néanmoins une hypothèse de base prévoyant une relation significative et positive entre les FinTech intégrées au modèle bancaire et la performance.

Hypothèse 1 : L'adoption de la FinTech impacte positivement la performance bancaire.

Les études récentes montrent que l'adoption de la FinTech stimule la performance des banques en élargissant la clientèle, diversifiant les revenus et réduisant les coûts (Pham et al., 2024 ; Singh et al., 2021). En phase d'expansion, ces effets se traduisent par une amélioration des indicateurs de rentabilité. Tandis qu'en période de crise, les outils numériques (*Robo-Advisor* et *Blockchain*) contribuent à la continuité des services et un meilleur filtrage du risque. Malgré la pression exercée par la menace de substituts liée à la concurrence des FinTechs, les initiatives internes jouent souvent un rôle complémentaire, renforçant l'efficacité et la résilience des modèles bancaires. Dans ce cadre, on s'attend à ce que l'adoption de la FinTech améliore globalement la performance moyenne des banques de notre échantillon.

***Hypothèse 2 :** Les banques adoptant la FinTech sont plus résilientes en période de crise.*

La littérature est assez claire quant au lien entre technologie et résistance aux chocs. Par exemple, Pierri et Timmer (2022) observent que les banques américaines les plus digitalisées ont accordé davantage de prêts tout en accumulant moins de créances douteuses pendant la crise. Li et al. (2021) montrent que la diversification des revenus via les canaux numériques améliore le couple rendement/risque durant la COVID-19. Geng et al. (2023) vont dans le même sens avec des résultats démontrant un z-score plus élevé et une NIM mieux préservée chez les banques technologiquement avancées. Quant aux mécanismes sous-jacents, Sajid et al. (2023) identifient des gains d'efficacité et une meilleure continuité de service, accompagnés d'une réduction de la prime de risque excessive. Au vu de ces résultats, on peut supposer l'hypothèse que la digitalisation préalable confère aux banques un avantage tangible en période de crise.

***Hypothèse 3 :** L'impact positif de l'adoption de la FinTech sur la performance bancaire est plus fort dans les pays de tradition de common law (Royaume-Uni, ainsi que le Canada où seul le Québec est de droit civil en matière privée) que dans les pays de tradition de droit civil (France).*

Dans le cadre de « *Law & Finance* » de La Porta et al. (1998), les pays de *common law* d'origine anglaise offrent une meilleure protection des investisseurs et une exécution plus efficace des contrats que les pays de droit civil d'origine française, ce qui favorise le développement financier et le financement d'investissements risqués et innovants. La pertinence de ce cadre pour le secteur bancaire est empiriquement soutenue par Haselmann et al. (2010) et Bae et Goyal (2009), qui démontrent que les caractéristiques du droit privé continuent d'influencer le volume et les conditions du crédit bancaire, même dans des environnements fortement supervisés. Wen et al. (2022) montrent que les systèmes de *common law* présentent, en moyenne, de meilleurs niveaux d'intrants et d'extrants d'innovation, tandis qu'Elekdag et al. (2025) ainsi que Naceur et al. (2026), documentent que les effets de la FinTech sont d'autant plus favorables que la qualité institutionnelle est élevée. Demirgüç-Kunt et Huizinga (1999) relient directement la qualité du système juridique à la marge d'intérêt et à la

rentabilité bancaire, de plus, Zogning et Turcotte (2024) montrent déjà des différences d'impact entre la France et le Canada. Nous en déduisons que, dans notre échantillon, l'adoption de la FinTech devrait se traduire par un gain de performance plus marqué au Royaume-Uni et au Canada que dans le système de droit civil français, tout en reconnaissant que le caractère bijuridique du Canada peut atténuer cette différence par rapport au cas britannique, relevant strictement du *common law*.

***Hypothèse 4 :** L'efficacité opérationnelle médie la relation entre l'adoption de la FinTech et la performance bancaire.*

Une partie croissante de la littérature ne considère plus la FinTech comme un simple choc technologique, mais comme un levier de performance agissant à travers l'amélioration de l'efficacité opérationnelle bancaire. Elmahdy et al. (2025) montrent que l'efficacité médie positivement la relation entre adoption de la FinTech et la rentabilité. Ainsi, les auteurs trouvent que l'intégration de solutions numériques réduisant les coûts de transaction, de surveillance, et améliorant les indicateurs d'efficacité, même si l'effet total peut rester négatif à court terme dans certains contextes macroéconomiques. Allen et al. (2025) montrent qu'un score FinTech plus élevé est associé à une efficacité en coût nettement supérieure, tandis qu'Almadadha (2025) illustre une amélioration du ROA et du ROE par la chaîne de blocs, via l'automatisation des processus. Nous formulons donc que la FinTech améliore la performance bancaire principalement via l'efficacité opérationnelle qui constitue le canal central entre technologie et rentabilité.

CHAPITRE 2. MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE

Ce chapitre décrit la méthodologie adoptée pour tester l'ensemble des hypothèses énoncées ci-dessus. Ainsi, nous le structurons en trois sections : (1) la définition du modèle d'analyse et des techniques d'estimations utilisées, (2) la mesure des variables mobilisées, et (3) la présentation de l'échantillon retenu.

2.1. MODÈLE D'ANALYSE

Au vu de l'hypothèse principale, l'objectif est d'estimer l'effet de l'adoption des technologies FinTech sur la performance des banques. À cette fin, nous commençons par un modèle de régression par les moindres carrés ordinaires (MCO), comme dans Aebi et al. (2012), Wang et al. (2024) et Liu et al. (2024). Ce modèle de base permet d'estimer l'effet direct de la variable FinTech (robot-conseiller) sur la performance (NIM), en contrôlant un ensemble de variables internes et macroéconomiques. Notre spécification générale s'écrit comme suit :

$$\textit{Performance bancaire} = f(\textit{fintech}; \textit{variables de contrôle})$$

Cependant, la décision d'adopter une technologie FinTech pouvant ne pas être aléatoire et due à une performance donnée, nous testons la robustesse de nos résultats en corrigeant l'endogénéité potentielle via la méthode des moindres carrés en deux étapes (2SLS), comme le recommandent Khan et al. (2024), Naceur et al. (2026) et Tang et al. (2024). Cette méthode mobilise une variable instrumentale exogène : le nombre de serveurs internet sécurisés (*SecureInternetServers*), issu de la base de données « *World Development Indicators* » mise à disposition par la Banque mondiale. Par exemple, Khan et al. (2024) proposent un index de l'environnement digital construit à partir d'indicateurs WDI pour instrumenter l'adoption de la FinTech, Naceur et al. (2026) utilisent le taux de pénétration internet ainsi que des mesures exogènes de transactions FinTech extraterritoriales et de financement institutionnel régional, tandis que Tang et al. (2024), suivant Sheng (2021) et Muganyi et al. (2022), choisissent le taux de croissance annuel de la pénétration internet comme instrument. La logique commune est de sélectionner une mesure de l'infrastructure numérique ou son développement comme proxy exogène favorisant

l'adoption de la FinTech, sans affecter directement la performance bancaire individuelle, ce qui justifie le choix du nombre de serveurs internet sécurisés dans la présente étude.

En complément de notre modèle principal, nous réalisons une série de tests de robustesse. Premièrement, nous utilisons deux mesures alternatives de la performance bancaire : le rendement des actifs (ROA) et le rendement des capitaux propres (ROE). Ces indicateurs sont largement utilisés dans la littérature comme proxys standards de la rentabilité bancaire (Almadadha, 2025 ; Phan et al., 2020 ; Wang et al., 2023). Deuxièmement, nous remplaçons notre mesure principale de la FinTech (*Robo-Advisor*) par une variable alternative, la chaîne de blocs (*Blockchain*), en ligne avec les travaux de Almadadha (2025) et d'Elmahdy et al. (2025), qui identifient cette technologie comme un levier distinct de transformation numérique dans les banques. L'ensemble de ces spécifications permet de tester l'hypothèse 1 de manière robuste, sous différentes mesures de performance et de FinTech.

Ensuite, nous testons l'hétérogénéité des effets de la FinTech en période de crise sanitaire, en introduisant une variable d'interaction entre *Robo-Advisor* et une variable muette capturant la pandémie de COVID-19 (valeur 1 pour les années 2020–2021), que nous testons sur l'échantillon global. Cette approche est conforme à celle adoptée par Wang et al. (2023) et Tang et al. (2024), qui montrent que la crise COVID-19 peut moduler l'effet des innovations financières sur la performance bancaire. Le coefficient de cette interaction permet d'évaluer si les banques ayant adopté la FinTech présentent un profil de performance différent pendant la crise, ce qui répond directement à l'hypothèse 2 sur la résilience accrue des banques digitalisées.

De plus, nous analyserons l'effet de la FinTech sur des sous-échantillons par pays afin de tenir compte de l'hétérogénéité due au contexte géographique, réglementaire et institutionnel. Nous estimons des modèles séparés pour chacun des trois pays composant notre échantillon (Canada, France, Royaume-Uni) et nous interprétons les différences de coefficients à la lumière de la littérature sur l'origine légale de La Porta et al. (1998) et des analyses comparatives de Zogning et Turcotte

(2024). Cette analyse de sous-échantillons permet de tester l'hypothèse 3, selon laquelle un effet plus prononcé dans les pays *common law* est prévu.

Enfin, un modèle d'équations structurelles (SEM) est estimé pour tester un mécanisme de médiation par l'efficacité opérationnelle, selon la méthodologie d'Elmahdy et al. (2025), d'Ogunrinde et al. (2025) et Sajid et al. (2023). Ce modèle permet de distinguer l'effet direct de la FinTech sur la performance et son effet indirect transitant par l'efficacité opérationnelle. Il est spécifiquement conçu pour tester l'hypothèse 4, qui postule que la FinTech améliore la performance par le canal de l'efficacité opérationnelle.

Au total, notre stratégie d'estimation combine modèles linéaires simples, corrections d'endogénéité par 2SLS, tests de robustesse, analyses de sous-échantillon et en période de crise, et un modèle d'équation structurelle, afin de produire des résultats robustes et nuancés sur la relation entre la FinTech et la performance bancaire.

2.2. MESURE DE VARIABLES

2.2.1. Variables dépendantes

Notre variable dépendante est la performance bancaire, mesurée principalement par la marge nette d'intérêts (NIM) des banques, définie comme le ratio du revenu net d'intérêt sur les actifs générateurs de revenus d'intérêts. Ce choix est cohérent avec les travaux de Phan et al. (2020), de Wang et al. (2023), et de Farhood (2024) qui mobilisent la NIM pour évaluer l'impact des innovations financières sur l'activité principale des banques traditionnelles. La NIM constitue un indicateur central de la rentabilité de l'intermédiation bancaire et permet de capter la capacité de la banque à générer un revenu net d'intérêt à partir de ses actifs productifs (Demirgüç-Kunt et Huizinga, 2000). En plus, la NIM représente un canal clé des effets états-dépendants de la politique monétaire, ce qui en fait une mesure plus fine pour capter l'impact des innovations financières sur le cœur de métier des banques (Eichenbaum et al., 2025).

Afin de tester la sensibilité de nos résultats, deux mesures alternatives de la rentabilité bancaire sont utilisées : le retour sur actifs (ROA) et le retour sur capitaux propres (ROE). Le ROA, défini comme le ratio du bénéfice net sur les actifs totaux moyens, reflète l'efficacité globale de l'utilisation des ressources de la banque et constitue une mesure standard dans les études sur la performance bancaire (Almadadha, 2025 ; Elmahdy et al., 2025). Le ROE mesure le rendement des capitaux propres et offre une perspective complémentaire en mettant l'accent sur la création de valeur pour les actionnaires (Athanasoglou et al., 2008). Ces deux indicateurs sont régulièrement utilisés dans les analyses de robustesse pour assurer la stabilité des résultats, soit comme substituts l'un de l'autre, soit comme mesure alternative à la variable principale (Aebi et al., 2012 ; Alafeef et al., 2024 ; Muñoz-Mendoza et al., 2020 ; Neves et al., 2020 ; Yuan et al., 2025a).

2.2.2. Variables indépendantes

La variable principale d'intérêt de notre modèle est l'adoption de technologies FinTech, mesurée à travers deux indicateurs binaires construits comme suit :

- La première variable correspond à l'adoption d'un robot-conseiller, prenant la valeur 1 si la banque a déployé un conseiller automatisé durant l'année t , et 0 sinon. Cette méthode s'appuie sur une codification à partir de rapports publics annuels et communications officielles des banques, conformément à l'approche de Zogning et Turcotte (2024). Cette mesure est également soutenue par d'autres travaux qui identifient les robots-conseillers comme un vecteur clé d'innovation dans le secteur financier, bien qu'ils utilisent des indicateurs composites (Deng et al., 2021) ou des échelles comportementales (Ahmad et al., 2025).
- La seconde variable capte l'usage de la chaîne de blocs par la banque. Elle est également mesurée par une variable dichotomique, suivant la démarche d'Almadadha (2025) sur les banques australiennes. Bien que certaines recherches privilégient des mesures textuelles ou indiciaires (Daud et al., 2022 ; Zhao et al., 2022), la construction des variables binaires fondées sur

l'observation directe permet de mieux capter le moment précis de l'adoption au niveau institutionnel.

2.2.3. Variable instrumentale

Dans notre analyse principale, l'adoption de la FinTech par les banques pourrait souffrir d'un problème d'endogénéité vis-à-vis de la performance bancaire pour des raisons de causalité inverse ou de variables omises. Autrement dit, les banques les plus performantes pourraient investir davantage en technologies financières, ce qui brouille la relation de cause à effet attendu. La variable instrumentale utilisée pour corriger l'endogénéité dans l'approche 2SLS est le nombre de serveurs internet sécurisés. Cet instrument est issu de la base de données "*World Development Indicators*" de la Banque mondiale. Cet instrument satisfait les deux conditions requises. Il est pertinent : le déploiement des services FinTech, notamment les paiements numériques, le crédit en ligne et la banque mobile, repose mécaniquement sur une infrastructure numérique importante. Il respecte également la restriction d'exclusion : cette infrastructure est déterminée par des politiques publiques de connectivité et des investissements nationaux, qui échappent au contrôle d'une banque individuelle et n'affectent pas directement sa performance financière. Ce choix s'inscrit dans une littérature qui instrumente les variables FinTech par des indicateurs d'écosystème numérique. Tang et al. (2024) retiennent le taux de croissance de la pénétration d'internet, Muganyi et al. (2022) utilisent le nombre d'utilisateurs mobiles, au motif que les plateformes FinTech sont majoritairement accessibles via des applications mobiles, Geng et al. (2023) instrumentent par le nombre de diplômés en informatique dans la ville d'implantation de la banque, se basant sur l'idée que le développement FinTech est conditionné par la disponibilité locale du capital humain technologique (Arner et al., 2015). Ces approches partagent une même propriété fondamentale : l'instrument est corrélé à l'adoption FinTech tout en étant déterminé par des facteurs structurels, qui échappent au contrôle d'un établissement bancaire individuel. Notre instrument, fondé sur le nombre de serveurs internet sécurisés, s'inscrit dans cette même logique d'infrastructure nationale. Ainsi, nous isolons la part

de l'adoption de la FinTech qui est exogène afin d'obtenir une estimation non biaisée de son impact sur la performance bancaire.

2.2.4. Variable modératrice

Afin de tester l'hétérogénéité de l'effet de la FinTech selon les contextes macroéconomiques, nous introduisons une variable d'interaction entre l'adoption du robot-conseiller et une variable muette représentant la crise sanitaire liée à la COVID-19. Cette dernière prend la valeur 1 pour les années 2020–2021, période caractérisée par des perturbations majeures dans le secteur bancaire. L'introduction de ce terme d'interaction permet de capturer l'éventuel effet modérateur de la pandémie sur la relation entre la FinTech et la performance bancaire. Cette approche est soutenue par des travaux récents tels que ceux de Wang et al. (2023), de Tang et al. (2024), ainsi qu'Acharya et al. (2024) qui utilisent une stratégie d'interaction similaire pour examiner comment la crise de la COVID-19 modère les effets des technologies financières sur la stabilité et la performance.

2.2.5. Variable médiatrice

Dans le prolongement de notre analyse principale, nous testons un mécanisme de médiation par lequel l'adoption de la FinTech pourrait affecter indirectement la performance bancaire via un canal opérationnel. Pour ce faire, nous mobilisons le ratio coûts opérationnels/revenu (*cost-to-income ratio*) comme indicateur d'efficacité opérationnelle, une variable fréquemment utilisée dans la littérature bancaire (Alafeef et al., 2024 ; Elmahdy et al., 2025 ; Sajid et al., 2023 ; Zogning et Turcotte, 2024). Ce ratio reflète le poids des charges d'exploitation par rapport aux revenus de la banque : une diminution du ratio indique une amélioration de l'efficacité, souvent associée à une meilleure maîtrise des coûts ou à une automatisation développée. En suivant cette approche, nous estimons un modèle SEM afin de capturer cet effet médiateur potentiel de l'efficacité dans la relation entre la FinTech et la rentabilité bancaire.

2.2.6. Variables de contrôle

Afin d'éviter les biais d'omission et d'améliorer la précision des estimations, plusieurs variables de contrôle sont incluses dans les modèles empiriques. Celles-ci tiennent compte à la fois des caractéristiques internes des banques et de l'environnement macroéconomique susceptible d'influencer leur performance.

Premièrement, la taille de la banque est mesurée par le logarithme du total des actifs. Il s'agit d'une mesure standard dans la littérature bancaire (Geng et al., 2023 ; Zhao et al., 2022 ; Zogning et Turcotte, 2024), qui capte l'ampleur des opérations, les économies d'échelle et la capacité à diversifier les activités (Neves et al., 2020 ; Wu et al., 2020). La littérature souligne toutefois un effet ambigu de la taille, entre gains d'efficacité et coûts d'agence ou de complexité (Berger, 1995 ; Köhler, 2015 ; Liu et al., 2024). Nous n'imposons donc pas de signe attendu.

Deuxièmement, le ratio *market-to-book* (MB), défini comme le rapport entre la valeur de marché et la valeur comptable des capitaux propres, reflète la valorisation boursière de la banque et ses perspectives de croissance future. Dans la lignée de Fama et French (1992), d'Aebi et al. (2012), et de Katsiampa et al. (2022), ce ratio est largement utilisé comme proxy d'opportunité d'investissement et de la qualité perçue de la gestion, distinguant les firmes à forte croissance et celles en détresse. Un MB élevé est généralement associé à de meilleures performances et à une moindre fragilité financière (Nugroho, 2020 ; Ghouma et al., 2018). Nous anticipons donc un coefficient positif pour cette variable dans nos estimations.

Troisièmement, la structure de financement est approchée par le ratio Dépôts/Actifs, qui mesure la part des ressources levées auprès de la clientèle. Les dépôts constituent en général une source de financement stable et relativement peu coûteuse, soutenant la rentabilité via l'activité de crédit (Aebi et al., 2012 ; Hossain et Ahamed, 2021 ; Neves et al., 2020). Néanmoins, la digitalisation financière et la concurrence des plateformes FinTech peuvent renchérir le coût des dépôts et accentuer la pression sur les marges (Yuan et al., 2025a). Dans l'ensemble, nous attendons un effet plutôt positif, tout en restant attentifs aux effets de désintermédiation induits par la FinTech.

Quatrièmement, le ratio de capitalisation utilisé est le ratio Capitaux/Actifs, mesurant la solidité financière et la capacité d'absorption des pertes. Un niveau de capital plus élevé est associé à une meilleure stabilité et à une rentabilité plus soutenable (Berger, 1995 ; Demirgüç-Kunt et Huizinga, 2000 ; Laeven et Levine, 2007), y compris dans les contextes de numérisation avancée (Acharya et al., 2024 ; Elekdag et al., 2025 ; Farhood, 2024 ; Zhao et al., 2022). Plusieurs études soulignent que dans les phases initiales d'adoption technologique, ou lorsque la concurrence érode fortement les marges, l'effet sur la NIM peut être temporairement atténué, voire négatif (Katsiampa et al., 2022 ; Phan et al., 2020 ; Yoon et al., 2023 ; Yuan et al., 2025a). Nous anticipons donc un impact positif sur les rendements (ROA et ROE) et un effet sur la marge nette d'intérêt potentiellement positif plus nuancé selon le contexte.

Enfin, deux variables macroéconomiques sont intégrées dans notre analyse, le produit intérieur brut (PIB) et le taux d'inflation (IPC/CPI). Le PIB reflète le dynamisme économique et stimule généralement la demande de crédit et la qualité des actifs, ce qui se traduit par une rentabilité bancaire plus élevée (Aslam et Haron, 2021 ; Farhood, 2024 ; Phan et al., 2020). Nous attendons un signe positif. L'inflation quant à elle, exerce un effet théoriquement ambigu. Une inflation modérée peut accroître les marges via les taux nominaux, tandis qu'une inflation élevée érode la valeur réelle des actifs et renchérit les coûts (Wang et al., 2024 ; Zhao et al., 2022). Le signe associé au CPI est donc laissé indéterminé *a priori*.

Après cette description, nous obtenons le modèle de base suivant :

$$\begin{aligned}
 NIM_{i,t} = & \beta_0 + \beta_1 Robo - Advisor_{i,t} + \beta_2 Taille_{i,t} + \beta_3 M/B Ratio_{i,t} \\
 & + \beta_4 Dépôts / Actifs_{i,t} + \beta_5 Capitaux / Actifs_{i,t} + \beta_6 PIB_{i,t} \\
 & + \beta_7 CPI_{i,t} + Year Dummy + Country Dummy + Bank Dummy \\
 & + \varepsilon_{i,t}
 \end{aligned}$$

Où

- i : représente la banque
- t : représente l'année
- $\varepsilon_{i,t}$: représente le terme de l'erreur

L'inclusion d'effets fixes par banque permet de contrôler les caractéristiques invariantes dans le temps spécifiques à chaque banque, tandis que les effets fixes annuels capturent l'impact commun des chocs macroéconomiques. Les effets fixes par pays contrôlent les différences institutionnelles et réglementaires permanentes entre le Canada, la France et le Royaume-Uni.

2.3. ÉCHANTILLONNAGE

L'étude repose sur un panel de 36 banques commerciales cotées, issues du Canada, du Royaume-Uni et de la France, observées sur la période 2014–2024. La sélection a été opérée à partir de la base Refinitiv Eikon, en filtrant les établissements selon les codes SIC 6020 et 6030, soit les banques commerciales et les institutions d'épargne, conformément à la méthodologie retenue par Aebi et al. (2012). L'ensemble des variables quantitatives utilisées dans l'analyse (performance, structure du bilan, variables macroéconomiques) est extrait de Refinitiv. La seule exception est la variable instrumentale utilisée pour la méthode 2SLS, le nombre de serveurs internet sécurisés par million d'habitants, qui provient de la base de données *World Development Indicators* de la Banque mondiale.

Les variables d'adoption FinTech ont été construites manuellement à partir des rapports annuels des banques. Pour chaque année, un codage binaire identifie l'intégration déclarée de solutions de robot-conseiller ou chaîne de blocs. Cette approche permet de suivre précisément l'évolution de l'innovation au sein de chaque institution.

Le choix des trois pays repose sur leur complémentarité institutionnelle et réglementaire. La France, relevant du droit civil, présente un système bancaire plus concentré et fortement encadré. Le Royaume-Uni, rattaché à la *common law*, se caractérise par une régulation plus proportionnée et un écosystème FinTech historiquement plus libéralisé. Le Canada constitue un cas intermédiaire, sa structure étant bijuridique : la *common law* fédérale s'applique sur l'ensemble du territoire et dans neuf provinces, tandis que le Québec relève du droit civil en matière privée. Cette particularité, exploitée notamment par Ghouma et al. (2018), permet d'observer la

coexistence de deux traditions juridiques sous un même cadre prudentiel. Cette diversité est particulièrement pertinente dans un contexte post-Bâle III, où la mise en œuvre des normes prudentielles varie sensiblement d'un pays à l'autre. Comme le soulignent Zogning et Turcotte (2024), ces écarts dans l'application des standards réglementaires peuvent affecter la capacité des banques à intégrer efficacement les innovations technologiques, surtout dans un environnement où la pression à la digitalisation s'intensifie.

La période 2014–2024 permet de capturer à la fois l'essor des technologies financières (notamment les robots-conseillers et la chaîne de blocs) et l'impact différé des grandes réformes réglementaires (telles que la directive DSP2). Elle englobe également des chocs économiques majeurs, comme la crise liée à la COVID-19, identifiée par Acharya et al. (2024) comme un moment charnière dans les stratégies de transformation numérique bancaire. Cette période constitue donc un cadre temporel approprié pour évaluer les effets différenciés de l'adoption FinTech sur la performance des banques.

Après l'extraction et le nettoyage des données, l'échantillon initial de 39 banques sur la période 2014–2024 (429 observations potentielles) a été réduit à 36 banques et 286 observations effectives. Cette réduction découle principalement de l'absence de données continues pour certaines variables clés de Refinitiv ainsi que de retards de publication et de restructurations institutionnelles récentes. Ces phénomènes, courants dans les études bancaires internationales (Katsiampa et al., 2022 ; Phan et al., 2020), expliquent la formation d'un panel non équilibré, caractéristique mais statistiquement valide pour ce type d'analyse.

La répartition des observations demeure toutefois représentative : environ 45 % pour la France, 31 % pour le Canada et 24 % pour le Royaume-Uni. Ce découpage assure un équilibre entre systèmes financiers contrastés orientés marché (Canada, Royaume-Uni) et orienté banque (France), ainsi qu'entre les deux grandes traditions juridiques (*common law* et droit civil), le Canada offrant une situation hybride particulièrement intéressante du point de vue de l'analyse institutionnelle. Zogning et Turcotte (2024) rappellent que ces différences de cadres réglementaires et prudentiels,

notamment dans la mise en œuvre de Bâle III, influencent la dynamique d'innovation et la performance des banques, justifiant pleinement la pertinence comparative de cet échantillon.

CHAPITRE 3. RÉSULTATS

Ce chapitre présente les résultats empiriques de notre analyse. Nous entamons par les statistiques descriptives (Tableau 1 à 3) et l'analyse de corrélation des variables clés (Tableau 4), puis nous discutons le modèle de régression principal reliant l'adoption des robots-conseillers à la marge nette d'intérêts (Tableau 5). Ensuite, nous testons la robustesse de cette relation à l'aide d'estimation à deux étapes (2SLS), de mesures alternatives de la performance et de FinTech (Tableau 6), ainsi que via une estimation par sous-échantillons et en période de crise sanitaire (Tableau 7). Enfin, nous examinons un mécanisme de médiation via l'efficacité opérationnelle à l'aide d'un modèle d'équations structurelles (Figure 1).

3.1. STATISTIQUES DESCRIPTIVES ET ANALYSE DE LA CORRÉLATION

Cette section regroupe l'ensemble des analyses préliminaires réalisées avant l'estimation. Le tableau 1 présente les statistiques descriptives sommaires des principales variables de notre modèle, le tableau 2 illustre la distribution de l'échantillon par pays tandis que le tableau 3 décrit sa répartition sur les années. Finalement, le tableau 4 présente la matrice de corrélation de Pearson qui permet d'observer les relations bilatérales entre variables.

Tableau 1. Statistiques descriptives

Ce tableau présente les statistiques descriptives (nombre d'observations, moyenne, médiane, écart-type, minimum, maximum et percentiles) de l'ensemble des variables du modèle. L'échantillon comprend 286 observations-années de banques commerciales et d'épargne réparties sur trois pays (Canada, France, Royaume-Uni) durant la période 2014-2024. L'annexe A renseigne la description de toutes les variables.

	N	Mean	Median	SD	Min	Max	p25	p75
NIM	286	1.573	1.480	0.815	0.500	6.180	1.060	1.700
Robo-Advisor	286	0.178	0.000	0.383	0.000	1.000	0.000	0.000
Taille	286	18.615	18.078	2.203	14.049	21.702	16.679	20.764
M/B Ratio	286	0.731	0.550	0.565	0.000	2.340	0.300	1.080
Dépôts/Actifs	286	0.482	0.514	0.193	0.149	0.874	0.290	0.637
Capitaux/Actifs	286	0.087	0.062	0.041	0.032	0.185	0.051	0.128
PIB	286	14.671	14.676	0.064	14.530	14.776	14.629	14.721
CPI	286	4.755	4.689	0.143	4.604	5.081	4.620	4.871

Le tableau 1 révèle une NIM moyenne de 1,573%, soit un niveau inférieur aux références antérieures pour les banques de l'UE (2,26% ; Köhler, 2015) ou de la Chine (3,10% ; Liu et al., 2024), ce qui confirme la compression structurelle des marges dans des systèmes bancaires développés et fortement concurrentiels. Parallèlement, la variable *Robo-Advisor*, de nature binaire, présente une proportion de 17,8%, indiquant une adoption encore partielle et concentrée dans un sous-ensemble de banques, ce qui représente une disparité suffisante pour identifier empiriquement l'effet de la FinTech sur la performance. Enfin, la faible variabilité des conditions macroéconomiques (PIB et CPI), combinée à un écart type de la NIM de 0,815, suggère que l'hétérogénéité des performances tient davantage à des facteurs internes et stratégiques qu'à des chocs conjoncturels.

Tableau 2. Distribution des banques de l'échantillon par pays

Ce tableau rapporte la distribution des observations de l'échantillon par pays. L'échantillon comprend 286 observations-années réparties entre le Canada, la France et le Royaume-Uni. Cette répartition reflète la diversité des systèmes juridiques de l'échantillon : la France représente la tradition du droit civil, le Canada représente la tradition bi-juridique et le Royaume-Uni représente la tradition de la *common law*.

	Freq.	Percent	Cum.
CANADA	88	30.77	30.77
FRANCE	130	45.45	76.22
ROYAUME-UNI	68	23.78	100.00
Total	286	100.00	

Le tableau 2 représente la distribution des 286 observations de notre échantillon par pays : 45,45% pour les banques françaises, 30,77% pour les banques canadiennes et 23,78% pour les banques britanniques. Cette répartition reflète la disponibilité effective des données tout en assurant un poids substantiel à chacun des trois systèmes bancaires, sans dominance excessive d'un seul pays. Elle offre ainsi un cadre empiriquement solide pour comparer les performances selon les pays, et plus largement, selon le système juridique : le Royaume-Uni (*common law*) et le Canada (majoritairement *common law* avec une composante de droit civil au Québec en matière privée) concentrent ensemble 54,55% des observations, tandis que la France

(droit civil) représente la partie restante. Cette configuration est particulièrement propice pour tester l'hypothèse 3, selon laquelle l'impact positif de l'adoption de la FinTech devrait être plus marqué dans les pays de la tradition de la *common law* que dans le système de droit civil français.

Tableau 3. Distribution des banques de l'échantillon par année

Ce tableau présente la distribution des observations de l'échantillon par année sur la période 2014-2024. La distribution est relativement équilibrée, avec un nombre d'observations variant entre 20 et 29 par année.

	Freq.	Percent	Cum.
2014	27	9.44	9.44
2015	27	9.44	18.88
2016	29	10.14	29.02
2017	27	9.44	38.46
2018	28	9.79	48.25
2019	27	9.44	57.69
2020	27	9.44	67.13
2021	27	9.44	76.57
2022	25	8.74	85.31
2023	22	7.69	93.01
2024	20	6.99	100.00
Total	286	100.00	

Le tableau 3 présente la distribution temporelle des observations sur la période 2014-2024. L'échantillon apparaît relativement équilibré dans le temps, avec une proportion d'observations oscillant entre 7% et 10% par année. Cette répartition homogène témoigne d'une stabilité du suivi longitudinal et assure une bonne représentativité temporelle, atténuant les risques de biais liés à la concentration des données sur certaines années particulières.

Tableau 4. Matrice de corrélation

Ce tableau rapporte la matrice de corrélation de Pearson entre l'ensemble des variables du modèle, permettant d'examiner les relations bivariées et détecter d'éventuels problèmes de multicollinéarité. Les exposants ***, ** et * indiquent un seuil de signification empirique au niveau de 1%, 5% et 10%, respectivement. L'annexe A renseigne la description de toutes les variables.

Variabes	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
(1) NIM	1.000							
(2) Robo-Advisor	0.127**	1.000						
(3) Taille	-0.468***	0.275***	1.000					
(4) M/B Ratio	0.157***	0.212***	0.075	1.000				
(5) Dépôts/Actifs	0.417***	0.160***	-0.399***	0.537***	1.000			
(6) Capitaux/Actifs	0.070	-0.304***	0.004	-0.630***	-0.472***	1.000		
(7) PIB	-0.129**	0.118**	0.184***	-0.615***	-0.392***	0.367***	1.000	
(8) CPI	0.184***	0.273***	-0.164***	0.632***	0.585***	-0.465***	-0.220***	1.000

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

Le tableau 4 présente la matrice de corrélation de Pearson entre les principales variables du modèle. On observe d'abord une corrélation positive et significative entre la variable *Robo-Advisor* et la NIM ($r = 0,127$, $p < 0,05$), ce qui va dans le sens de notre hypothèse (1) et des travaux récents montrant un lien favorable entre adoption de la FinTech et performance d'intermédiation (Wang et al., 2024 ; Liu et al., 2024) qui démontrent une relation positive entre la FinTech et la NIM. La corrélation négative marquée entre la *taille* et la NIM ($r = -0,468$, $p < 0,01$) s'inscrit dans la lignée de Berger et al. (1987) et de Stroh et Rumble (2006), suggérant que les grandes banques opèrent avec des marges plus comprimées, notamment en raison d'une diversification accrue de leurs sources de revenus. À l'inverse, la corrélation positive entre *Robo-Advisor* et la *taille* ($r = 0,275$, $p < 0,01$) indique que les établissements de plus grande envergure sont les adopteurs les plus précoces de ces technologies. Enfin, aucun coefficient n'atteint un niveau susceptible de signaler une multicollinéarité excessive, ce qui justifie l'utilisation de ces variables dans les modèles d'estimation.

3.2. PRINCIPAUX RÉSULTATS

Le tableau 5 récapitule les résultats majeurs des régressions menées pour tester la relation entre la FinTech (*Robo-Advisor*) et la performance bancaire (*NIM*).

Tableau 5. L'impact de la FinTech sur la performance bancaire

Ce tableau présente les résultats de régressions multivariées de l'impact de l'adoption des technologies FinTech sur la performance bancaire. La variable dépendante est la marge nette d'intérêt (NIM) et la variable d'intérêt est l'adoption de Robo-Advisor, mesurée par une variable binaire. Le modèle (1) est une régression simple sans variables de contrôle. Le modèle (2) intègre les variables de contrôle bancaires (Taille, M/B Ratio, Dépôts/Actifs, Capitaux/Actifs). Le modèle (3) ajoute les variables macroéconomiques (PIB et CPI). Le modèle (4) incorpore l'ensemble des effets fixes (année, pays et banque). L'échantillon de base comprend 286 à 302 observations banques-années réparties sur trois pays (Canada, France, Royaume-Uni) durant la période 2014-2024. Cet échantillon peut varier en fonction du modèle employé et des variables considérées. Les exposants ***, ** et * indiquent un seuil de signification empirique au niveau de 1%, 5% et 10%, respectivement. L'annexe A renseigne la description de toutes les variables.

	(1)	(2)	(3)	(4)
Robo-Advisor	.304** (2.478)	.621*** (5.531)	.661*** (6.056)	.661** (2.23)
Taille		-.337*** (-6.596)	-.484*** (-9.237)	-.468*** (-4.326)
M/B Ratio		.323*** (3.326)	.697*** (5.404)	.711** (2.375)
Dépôts/Actifs		1.11*** (3.871)	1.224*** (4.418)	.381 (.589)
Capitaux/Actifs		.357*** (6.683)	.386*** (7.731)	.613*** (3.016)
PIB			1.61* (1.947)	3.184 (.908)
CPI			-1.266*** (-3.305)	14.684*** (3.225)
_cons	1.491*** (29.534)	.753*** (5.955)	-17.114 (-1.465)	-24.568** (-2.879)
<i>Effets fixes années</i>	NON	NON	NON	OUI
<i>Effets fixes pays</i>	NON	NON	NON	OUI
<i>Effets fixes banques</i>	NON	NON	NON	OUI
Observations	302	300	286	286
Adj R ²	.017	.353	.449	.502
Sig	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)

t-values are in parentheses

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

Le tableau 5 reporte nos résultats principaux. Il présente les estimations des coefficients des régressions évaluant l'effet des robots-conseillers sur la marge nette d'intérêt. Les colonnes (1) à (4) introduisent progressivement des contrôles afin

d'évaluer la robustesse de la relation : (1) est un modèle univarié de base, (2) y ajoute des contrôles bancaires, (3) intègre des variables macroéconomiques, enfin le modèle (4) inclut des effets fixes (année, banque, pays) pour capter l'hétérogénéité non observée.

Le modèle (1) présente les résultats d'un modèle univarié de base, avant l'intégration des variables de contrôle. Comme le montre la colonne (1), le coefficient associé à *Robo-Advisor* est positif et significatif ($\beta = 0,304$; $p < 0,05$), indiquant que l'adoption des solutions de conseil automatisées s'accompagne d'une amélioration de la NIM. Ce résultat est cohérent avec l'hypothèse d'un effet favorable de la digitalisation sur la performance bancaire et avec la relation positive démontrée dans la matrice de corrélation (Tableau 4).

Dans le modèle (2), nous intégrons des variables de contrôle reflétant les caractéristiques internes des banques, couramment utilisées dans la littérature : (i) taille (TotalActifs), (ii) le ratio *market-to-book*, (iii) Dépôts/Actifs, et (iv) Capitaux/Actifs. Après l'ajout de ces contrôles, le coefficient de notre variable d'intérêt (*Robo-Advisor*) demeure positif et s'accroît ($\beta = 0,621$; $p < 0,01$), suggérant que l'association observée n'est pas uniquement due à des différences structurelles entre banques. Les variables de contrôle présentent des signes globalement plausibles au regard des déterminants classiques des marges et de la performance bancaire. La taille est négative et significative ($\beta = -0,337$; $p < 0,01$), ce qui est compatible avec l'hypothèse du *quiet life* : les grandes banques, bénéficiant d'un pouvoir de marché mais soumises à des rigidités organisationnelles, peuvent afficher des marges d'intermédiation plus comprimées (Berger et Hannan, 1998). La capitalisation (Capitaux/Actifs) est positive et significative, en ligne avec l'idée qu'un niveau de capital plus élevé améliore la qualité perçue, réduit le coût du financement et soutient la rentabilité (Berger, 1995). Le ratio Dépôts/Actifs ressort positif dans cette spécification, cohérent avec le rôle des dépôts comme source de financement relativement stable et peu coûteuse (Berger et Bouwman, 2009 ; Kashyap et al., 2002). Enfin, le *market-to-book* est positif, ce qui est compatible avec l'idée qu'une meilleure valorisation de marché reflète, au moins partiellement, une qualité/efficience attendue plus élevée (Berger et Mester, 1997 ; Laeven et Levine, 2007).

Dans le modèle (3), nous ajoutons deux variables macroéconomiques : le produit intérieur brut (PIB) et l'indice des prix à la consommation (IPC/CPI). Le but étant de contrôler les conjonctures économiques susceptibles d'affecter simultanément la NIM (cycle économique, inflation/politique monétaire). L'effet de *Robo-Advisor* reste positif et significatif ($\beta = 0,661$; $p < 0,01$), ce qui renforce la robustesse du résultat après prise en compte du contexte macroéconomique. Sur ce plan, les coefficients doivent néanmoins être interprétés prudemment, le *PIB* présente un effet faiblement positif et non significatif sur la marge nette d'intérêt, ce qui rejoint l'ambiguïté mise en évidence par certains travaux quant au rôle de la croissance sur les marges bancaires (Demirgüç-Kunt et Huizinga, 1999), tandis que le *CPI* exerce un effet positif et significatif, effet compatible avec l'idée que les banques répercutent plus rapidement la hausse des taux débiteurs que celle des taux créditeurs en période d'inflation, ce qui peut soutenir la NIM (Abreu et Mendes, 2001 ; Athanasoglou et al., 2008).

Enfin, le modèle (4) introduit des variables dichotomiques (effets fixes par année, banques, et pays) afin de contrôler l'hétérogénéité invariante et les chocs communs. L'intérêt est de se concentrer davantage sur la variation intra-banque dans le temps, ce qui constitue un test plus strict. Dans ce cadre, le coefficient demeure positif et significatif ($\beta = 0,661$; $p < 0,05$), confirmant que la relation persiste lorsque l'on neutralise les caractéristiques structurelles persistantes. Ces résultats rejoignent les conclusions de Wang et al. (2024), Zogning et Turcotte (2024), et Liu et al. (2024), qui mettent en évidence une relation positive entre l'intégration de la FinTech et la rentabilité bancaire. À l'inverse, Phan et al. (2020) observent que la croissance des entreprises FinTech externes exerce une pression concurrentielle réduisant la NIM des banques traditionnelles, soulignant ainsi la dualité des effets selon le mode d'intégration de la technologie.

Dans l'ensemble, ces résultats corroborent la littérature sur les déterminants classiques de la rentabilité bancaire (Demirgüç-Kunt et Huizinga, 1999 ; Dietrich et Wanzenried, 2011 ; Trujillo-Ponce, 2013). Le R^2 ajusté du modèle complet (0,502) atteste d'un pouvoir explicatif satisfaisant, soulignant la pertinence des variables structurelles et macroéconomiques retenues pour expliquer la performance des banques de notre échantillon.

3.3. TESTS DE ROBUSTESSE : ENDOGÉNÉITÉ ET MESURES ALTERNATIVES

3.3.1. Test d'endogénéité

Les études qui examinent la relation entre l'adoption des FinTechs et la performance bancaire sont particulièrement exposées aux problèmes d'endogénéité. Trois sources principales peuvent affecter l'estimation des coefficients : (i) une erreur de spécification du modèle soit des variables pertinentes omises ou une forme fonctionnelle inadaptée, (ii) une erreur de mesure des variables explicatives, (iii) la simultanéité ou causalité inverse. Dans notre contexte, il est plausible que les banques les plus performantes soient précisément celles qui disposent des ressources financières, technologiques et organisationnelles nécessaires pour adopter en premier les robots-conseillers et intégrer la chaîne de blocs dans leurs processus internes. Si tel est le cas, les estimations MCO peuvent être biaisées car la variable FinTech est corrélée au terme d'erreur.

Dans cette optique, et afin de vérifier la robustesse de nos résultats et de limiter ces biais potentiels, nous complétons notre analyse principale par une série de tests de robustesse présentés au tableau 6. Ces tests reposent sur trois axes : (i) prise en compte de l'endogénéité de la variable *Robo-Advisor* à l'aide d'un modèle en deux étapes (2SLS) avec instrument (Serveurs sécurisés), (ii) l'utilisation de mesures alternatives de la performance (ROE et ROA), et (iii) la substitution de la variable *Robo-Advisor* par une mesure alternative FinTech soit l'adoption de la chaîne de blocs (*Blockchain*).

Tableau 6. L'impact de la FinTech sur la performance bancaire : endogénéité et mesures alternatives

Ce tableau rapporte les résultats des tests de robustesse de l'impact de l'adoption des technologies FinTech sur la performance bancaire. Le modèle (1) rapporte la première étape de l'estimation par les doubles moindres carrés (2SLS), où la variable dépendante est l'adoption du Robo-Advisor et l'instrument utilisé est le nombre de serveurs internet sécurisés par million d'habitants (source : *World Development Indicators*). Le modèle (2) rapporte la seconde étape du 2SLS avec la NIM comme variable dépendante. Les modèles (3) et (4) utilisent des mesures alternatives de performance bancaire, respectivement le rendement des actifs (ROA) et le rendement des capitaux propres (ROE), avec le Robo-Advisor comme variable d'intérêt. Le modèle (5) substitue la mesure FinTech par l'adoption de solutions Blockchain. Dans tous les modèles, nous avons intégré les variables de contrôle bancaires et macroéconomiques, ainsi que des effets fixes par année, pays et banque. L'échantillon comprend 275 à 288 observations-années durant la période 2014-2024, et peut varier en fonction du modèle employé, des variables considérées et de la technique d'estimation utilisée. Les exposants ***, ** et * indiquent un seuil de signification empirique au niveau de 1%, 5% et 10%, respectivement. L'annexe A renseigne la description de toutes les variables.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	1 ^{ère} étape de 2SLS	2SLS	ROA	ROE	Blockchain
Robo-Advisor		.408*** (3.902)	.133* (1.76)	.787** (2.165)	
Serveurs sécurisés	.094* (1.84)				
Blockchain					.255*** (3.101)
Taille	.134*** (5.978)	-.758*** (-2.933)	.069 (.542)	.804*** (5.924)	-1.699*** (-9.286)
M/B Ratio	.054 (.921)	.207* (1.703)	.2 (.804)	5.627*** (21.549)	.124 (1.289)
Dépôts/Actifs	.428*** (3.024)	.174 (.557)	.738 (.901)	6.867*** (8.825)	-.889** (-2.035)
Capitaux/Actifs	-.1*** (-2.746)	.645* (1.943)	.491** (2.157)	2.084*** (75.066)	1.589*** (6.077)
PIB	.127 (.136)	6.938*** (4.457)	.215 (.374)	19.841*** (4.52)	1.55** (2.2)
CPI	.889 (1.522)	8.729*** (5.443)	-.751 (-.691)	20.05*** (17.945)	.009 (.018)
_cons	-6.974 (-.594)	-142.981*** (-7.064)	.881 (.119)	-391.315*** (-5.858)	-18.143** (-2.156)
<i>Effets fixes années</i>	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI
<i>Effets fixes pays</i>	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI
<i>Effets fixes banques</i>	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI
Observations	288	286	288	275	286
Adj R ²	.258	.324	.171	.359	.207
Sig	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)

t-values are in parentheses

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

Pour pallier les risques d'endogénéité, en particulier la causalité inverse et l'omission de variables, nous instrumentons l'adoption des robots-conseillers par le nombre de serveurs sécurisés au niveau national. Dans la lignée méthodologique de

Sheng (2021), Muganyi et al. (2022), Tang et al. (2024) et Naceur et al. (2026), cet indicateur capture le développement de l'infrastructure numérique, condition nécessaire à la diffusion de la FinTech, sans être corrélé à la marge nette d'intérêt d'une banque donnée.

Le modèle (1) du tableau 6 présente les résultats de la première étape de l'estimation en deux étapes (2SLS), dans laquelle la variable dépendante est l'adoption des robots-conseillers, et la variable d'intérêt est le nombre de serveurs sécurisés au niveau national. L'estimation du modèle (1) confirme que le nombre de serveurs sécurisés au niveau national favorise l'adoption des robots-conseillers par les banques ($\beta = 0,094$, $p < 0,10$). Dans la seconde étape (modèle 2 du tableau 6), le coefficient du *Robo-Advisor* instrumenté demeure positif et significatif ($\beta = 0,408$, $p < 0,01$). Économiquement, ce coefficient se traduit par un écart d'environ 41 points de base de marge nette d'intermédiation pour une banque adoptante, soit environ 26% de la NIM moyenne de l'échantillon. Cette magnitude suggère que l'adoption des technologies FinTech n'est pas un simple accessoire technologique, mais un levier stratégique de création de marge. Il est à noter que cette estimation stipule également que l'impact est particulièrement marqué pour les banques dont la transition numérique a été catalysée par la qualité de l'infrastructure locale.

La stabilité du signe et de la significativité montre que le lien positif entre conseil automatisé et marge d'intermédiation (NIM) persiste après correction des effets de sélection. L'impact positif de l'adoption de la FinTech sur la performance bancaire est donc statistiquement robuste.

3.3.2. Mesures alternatives

Pour vérifier la stabilité de nos résultats, nous testons des mesures alternatives de performance et de l'adoption des technologies FinTech. Dans le modèle (3) du tableau 6, nous employons la rentabilité des actifs (ROA) comme mesure alternative de la performance des banques. L'estimation du modèle montre la stabilité de nos résultats majeurs précédents. En effet, le coefficient associé à *Robo-Advisor* demeure positif et significatif au seuil de 10% ($\beta = 0,133$; $t = 1,76$), indiquant que l'adoption des robots-conseillers s'accompagne d'une amélioration de la rentabilité des actifs.

Étant donné que le ROA agrège l'ensemble des sources de revenus des banques, ce résultat suggère que les gains liés à la digitalisation ne se limitent pas à l'optimisation de la marge d'intérêt ou hors intérêt, mais se traduisent par une amélioration plus globale de la performance, en ligne avec Pham et al. (2024) qui montrent que l'impact de la FinTech se reflète surtout dans la rentabilité des actifs (ROA) et le rendement des capitaux propres (ROE).

Lorsque le ROE est retenu comme mesure de performance (modèle 4 du tableau 6), l'effet de *Robo-Advisor* sur la performance des banques reste positif et significatif ($\beta = 0,787$, $p < 0,05$), ce qui corrobore l'idée que le conseil automatisé renforce la création de valeur pour les actionnaires via une meilleure tarification du risque, une offre plus diversifiée et une intensification de la relation client, comme l'illustrent également Le et al. (2024) pour les rendements ajustés au risque. Dans l'ensemble, nos résultats suggèrent que les robots-conseillers font partie des segments FinTech qui contribuent positivement à la création de valeur pour les actionnaires.

Pour s'assurer que nos conclusions ne dépendent pas de la seule définition de la FinTech en termes de robots-conseillers, nous introduisons une mesure alternative d'innovation : l'adoption de chaîne de blocs (*Blockchain*). Les estimations du modèle 5 (tableau 6) indiquent un effet positif et fortement significatif de cette technologie sur la NIM ($\beta = 0,255$; $p < 0,01$). L'effet s'explique par la réduction drastique des coûts de vérification et de réconciliation. En automatisant les processus de *back-office* et en sécurisant les transactions interbancaires, cette technologie réduit les erreurs opérationnelles et les coûts de transactions, permettant ainsi de préserver une marge nette plus élevée. Ce résultat est cohérent avec Javaid et al. (2022), Ogunrinde et al. (2025) et Almadadha (2025), qui soulignent le rôle de la chaîne de blocs dans l'automatisation des processus (validation, compensation, règlement), la réduction des coûts de *back-office* et l'amélioration de l'efficacité opérationnelle, autant de canaux susceptibles de soutenir la marge d'intermédiation et, indirectement, la rentabilité globale.

Les variables de contrôle conservent des signes stables, quel que soit l'indicateur de performance ou la mesure de FinTech retenus : la taille est associée à une NIM plus

faible mais à un ROE plus élevé, reflétant à la fois des déséconomies d'échelle sur l'intermédiation et un effet de levier plus important dans les grandes banques ; la capitalisation et la part des dépôts contribuent positivement à la rentabilité, en ligne avec les résultats classiques de Demirgüç-Kunt et Huizinga (1999) et de Berger et Bouwman (2013) sur le rôle du capital et des ressources stables. Combinée aux corrections d'endogénéité par 2SLS présentées précédemment, la persistance d'un effet positif et significatif des robots-conseillers et de la chaîne de blocs sur la NIM, le ROA et le ROE, malgré le recours à des mesures et spécifications alternatives, confirme de manière robuste l'hypothèse 1, selon laquelle l'adoption de la FinTech est positivement associée aux indicateurs de performance bancaire.

3.4. ANALYSES ALTERNATIVES

Selon nos résultats principaux, l'adoption des robots-conseillers est associée à une amélioration de la performance bancaire. Toutefois, l'effet moyen ne permet pas d'identifier les conditions qui renforcent ou atténuent cette relation. Cette section examine donc trois dimensions : (i) la modération par la crise de la COVID-19 (H2), (ii) l'hétérogénéité de l'effet selon le contexte national (H3) et (iii) le mécanisme de médiation via l'efficacité opérationnelle (H4).

Pour tester l'hypothèse 2 (H2), nous introduisons une variable muette Crise (2020–2021) ainsi qu'un terme d'interaction *Robo-Advisor* \times *Crise*, afin d'évaluer si l'effet des robots-conseillers sur la NIM est maintenu ou renforcé pendant la pandémie. Les estimations suggèrent que l'effet direct reste positif et que l'interaction est également positive, ce qui est compatible avec une résilience relative des banques adoptantes.

Afin de vérifier la validité de l'hypothèse 3 (H3), nous ré-estimons le modèle sur des sous-échantillons par pays (Canada, France, Royaume-Uni). Les résultats mettent en évidence une hétérogénéité marquée : l'effet est non significatif au Canada, mais positif et significatif en France et au Royaume-Uni. L'ensemble de ces résultats est présenté au Tableau 7, tandis que le test de médiation (H4) est illustré en Figure 1, qui démontre que l'effet indirect (via l'efficacité) est plus important que l'effet direct.

3.4.1. L'effet des robots-conseillers sur la performance bancaire : modération par la crise COVID-19

Tableau 7. L'effet des robots-conseillers sur la performance bancaire : modération par la crise COVID-19 et l'hétérogénéité par pays

Ce tableau présente les résultats des analyses de sous-échantillons de l'impact de l'adoption des technologies FinTech sur la performance bancaire. La variable dépendante est la marge nette d'intérêt (NIM) et la variable d'intérêt est l'adoption du Robo-Advisor, mesurée par une variable binaire. Le modèle (1) examine l'effet modérateur de la crise COVID-19 en introduisant une variable d'interaction (Robo-Advisor \times Crise). Les modèles (2), (3) et (4) estiment la relation séparément pour chacun des trois pays de l'échantillon : le Canada, la France et le Royaume-Uni, respectivement. Dans tous les modèles, nous avons intégré les variables de contrôle bancaire et macroéconomiques, ainsi que des effets fixes par année et par banque (les effets fixes par pays sont exclus pour les sous-échantillons nationaux). L'échantillon varie en fonction du sous-échantillon considéré : 88 observations-années pour le Canada, 130 pour la France, et 68 pour le Royaume-Uni. Les exposants ***, ** et * indiquent un seuil de signification empirique au niveau de 1%, 5% et 10%, respectivement. L'annexe A renseigne la description de toutes les variables.

	(1) Crise COVID-19	(2) CANADA	(3) FRANCE	(4) ROYAUME-UNI
Robo-Advisor	.089* (1.948)	-.054 (-.921)	.185*** (2.817)	.297** (2.395)
Crise	1.819*** (15.421)			
Robo-Advisor \times Crise	.031* (1.694)			
Taille	.077 (1.037)	-.543 (-.834)	-.142 (-.278)	2.948* (1.814)
M/B Ratio	.799*** (7.163)	1.088*** (2.771)	3.028*** (7.079)	-.056 (-.048)
Dépôts/Actifs	7.727*** (8.272)			
Capitaux/Actifs	8.731*** (9.878)			
PIB	-154.599*** (-11.765)	2.408*** (5.075)	-1.719*** (-4.631)	.209 (.092)
<i>Effets fixes années</i>	OUI	OUI	OUI	OUI
<i>Effets fixes pays</i>	OUI	NON	NON	NON
<i>Effets fixes banques</i>	OUI	OUI	OUI	OUI
Observations	286	88	130	68
Adj R ²	.643	.31	.641	.652
Sig	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)

t-values are in parentheses

*** $p < .01$, ** $p < .05$, * $p < .1$

Le modèle (1) du tableau 7 montre d'abord un effet de crise fortement positif sur la NIM : le coefficient associé à la variable 'Crise' est élevé et significatif ($\beta = 1,819$, $p < 0,01$), indiquant que, toutes choses égales par ailleurs, les banques de

l'échantillon ont enregistré une marge d'intermédiation nettement supérieure en 2020–2021 par rapport aux autres années. Ce résultat contraste avec les constats du rapport *McKinsey Global Banking Annual Review 2020* (Buehler et al., 2020), qui documentent à l'échelle mondiale une compression des marges en raison de taux directeurs très bas, d'une demande de crédit affaiblie et d'une hausse des provisions. Dans notre cas, l'augmentation de la NIM reflète plutôt l'effet amortisseur des politiques publiques (injections massives de liquidités, assouplissements prudentiels, garanties étatiques) dans des systèmes bancaires bien capitalisés (Farhood, 2024), et doit être interprétée comme une résilience relative et ponctuelle, propre à ces systèmes, plutôt que comme la trajectoire moyenne du secteur bancaire mondial.

Ce tableau se complique quand on regarde le coefficient du PIB, négatif et significatif ($\beta \approx -154,599$, $p < 0,01$). Quand l'activité recule dans un contexte de récession, la demande de crédit faiblit, le risque perçu augmente, et les marges subissent des pressions baissières (López-Espinosa et al., 2011). On a donc deux forces en sens contraire, les mesures de soutien public qui gonflent temporairement les marges (coefficient positif de la crise), et la dégradation macroéconomique qui pèse sur les fondamentaux de l'intermédiation. C'est cette superposition qui rend la lecture de la NIM en période de crise moins triviale qu'il n'y paraît.

Dans ce cadre, les coefficients liés à la FinTech valident l'hypothèse 2. L'effet direct des robots-conseillers sur la NIM reste positif et significatif au seuil de 10 % ($\beta = 0,089$, $p < 0,10$), confirmant l'effet de base déjà mis en évidence pour H1. Surtout, le terme d'interaction '*Robo-Advisor* × *Crise*' est positif et marginalement significatif ($\beta = 0,031$, $p < 0,10$). Ce maintien de marge pour les banques adoptantes en période de pandémie pointe vers un mécanisme de résilience opérationnelle : alors que les canaux de distribution physiques étaient fortement perturbés par les confinements, les banques digitalisées ont pu basculer vers le conseil à distance et la gestion de patrimoine en ligne, évitant une érosion de clientèle. Ce constat suggère que l'avantage procuré par la FinTech en temps de crise réside moins dans un gain de rentabilité absolu que dans une capacité différenciée d'absorption de choc. Autrement dit, les banques ayant adopté un robot-conseiller ont, en moyenne, mieux préservé leur marge d'intermédiation pendant la COVID-19 que leurs homologues moins digitalisées, ce

qui corrobore l'idée d'une résilience accrue des banques FinTech-intensives (Dadoukis et al., 2021 ; Zheng et al., 2023). Les variables de contrôle (M/B Ratio, Dépôts/Actifs, Capitaux/Actifs) conservent les signes attendus, soulignant que la solidité perçue par le marché, le financement par dépôts et la capitalisation interne restent des déterminants clés de la rentabilité, même en présence du choc de crise. Le R^2 ajusté élevé du modèle (0,643) confirme enfin un pouvoir explicatif satisfaisant pour rendre compte des variations de la NIM dans ce contexte exceptionnel.

3.4.2. L'effet des robots-conseillers sur la performance bancaire : modération par l'hétérogénéité par pays

Les modèles (2), (3) et (4) du tableau 7 décomposent l'effet des robots-conseillers sur notre variable dépendante principale (NIM) par pays pour le Canada, la France et le Royaume-Uni. Cette analyse par sous-échantillons permet d'apprécier l'hétérogénéité de l'impact de la FinTech selon le contexte national.

Au Canada (2), le coefficient associé au *Robo-Advisor* est légèrement négatif et non significatif ($\beta = -0,054$, $p > 0,10$), indiquant l'absence d'amélioration systématique de la marge d'intermédiation pour les banques adoptrices. Ce résultat est globalement dû à la nature oligopolistique du marché bancaire canadien, où six établissements dominant le marché. De plus, on y utilise les robots-conseillers majoritairement pour la gestion de patrimoine et les plateformes d'investissement automatisé qui alimentent les sources de revenus hors intérêts plutôt que la NIM (Zogning et Turcotte, 2024). Dans un tel environnement, l'innovation FinTech remplit avant tout un rôle défensif (maintien des parts de marché, conformité, qualité de service) plutôt qu'un levier de création de marge. Le coefficient du PIB, positif et significatif, suggère que la profitabilité d'intermédiation reste plutôt tirée par la conjoncture domestique que par des écarts de stratégie digitale.

Le sous-échantillon français (3) met en évidence un impact positif et significatif des robots-conseillers sur la NIM ($\beta = 0,185$, $p < 0,01$). Les banques françaises ayant intégré ces outils présentent des marges d'intermédiation plus élevées, toutes choses étant égales par ailleurs. Dans un système bancaire universel, concentré et strictement encadré, surtout depuis la crise de 2008, les robots-conseillers semblent

avoir été utilisés comme levier de diversification de revenus et réduction des coûts de distribution et de conseil, en cohérence avec les travaux récents de Zogning et Turcotte (2024). Le coefficient significatif du ratio *market-to-book* ($\beta \approx 3,028$, $p < 0,01$) reflète la valorisation par le marché des actifs intangibles, tels que la franchise des dépôts et les relations clientèle (Calomiris et Nissim, 2014). Bien que cette variable puisse capturer par anticipation une part de la valeur créée par les FinTechs, faisant de nos coefficients une borne inférieure de l'effet réel, cette absorption reste partielle. En effet, l'opacité structurelle des dépenses technologiques, où chaque euro investi en technologie d'information est accompagné par cinq euros dépensés en actifs immatériels complémentaires (Martín-Oliver et Salas-Fumás, 2011), limite la capacité des investisseurs à anticiper pleinement l'impact de l'adoption FinTech sur la marge.

Au Royaume-Uni (4), l'effet estimé des robots-conseillers sur la NIM est le plus élevé parmi les sous-échantillons ($\beta = 0,297$, $t = 2,395$, $p < 0,05$). La prédominance du Royaume-Uni s'explique par la maturité de son écosystème de banque ouverte et le rôle pionnier de la FCA. Le bac à sable réglementaire (*sandbox*) britannique a permis une intégration plus fluide et précoce des FinTechs, offrant aux banques un cadre d'expérimentation sécurisé qui contraste avec l'approche plus conventionnelle de la France, ainsi qu'avec le déploiement plus tardif du cas canadien. Leur adoption s'accompagne d'une amélioration nette de la performance d'intermédiation, en ligne avec les travaux montrant que la diffusion des FinTechs dans ce système financier renforce l'efficacité et la rentabilité des banques dans un environnement très concurrentiel et numériquement avancé (Dasilas et Karanović, 2025). Le coefficient de taille, positif et significatif ($\beta = 2,948$, $p < 0,10$), suggère que les grandes banques internalisent davantage ces gains, grâce à leur capacité d'investissement dans l'infrastructure numérique et l'intégration des robots-conseillers dans des modèles multi-canaux. Ces gains sur la NIM s'expliquent par un mécanisme indirect, en intégrant l'IA au cœur du modèle d'affaires, les grandes banques réduisent drastiquement leurs coûts opérationnels et affinent leur contrôle des risques (Fang et al., 2023), ce qui permet d'optimiser la tarification des actifs et d'assainir le portefeuille de crédits, renforçant in fine la rentabilité de l'intermédiation traditionnelle.

Pris ensemble, ces trois sous-échantillons sont cohérents avec l'idée que l'effet des robots-conseillers sur la performance d'intermédiation est fortement conditionné par le cadre institutionnel et structurel. Dans le cas canadien, où la *common law* fédérale coexiste avec le droit civil québécois en matière privée sous un cadre prudentiel uniforme (BSIF), l'impact sur la NIM est non significatif. Cette absence d'effet net peut refléter plusieurs facteurs : la nature oligopolistique du marché bancaire, une canalisation de l'innovation FinTech vers les revenus hors intérêts (Zogning et Turcotte, 2024), des coûts d'intégration technologique importants et une faible pression concurrentielle qui limite la conversion des gains FinTech en marge supplémentaire. La structure bijuridique pourrait également atténuer la portée explicative de l'origine légale prise isolément, dans la lignée des critiques d'Allen et Gale (2000) sur l'irréductibilité de l'architecture financière à la seule tradition juridique.

À l'inverse, dans un système de droit civil plus intermédié comme la France, l'adoption des robots-conseillers s'accompagne d'un surplus de marge pour les banques bien valorisées et technologiquement avancées, qui internalisent les économies de coûts et la diversification des revenus dans un modèle de banque universelle (Zogning et Turcotte, 2024).

Enfin, dans un pays de *common law* ouverte, très concurrentielle et pro-innovation comme le Royaume-Uni, l'effet est le plus élevé de l'échantillon, compatible avec le cadre de « *Law & Finance* » tout en y intégrant les nuances de la régulation publique. Certes, la tradition de *common law* s'accompagne de droits des créanciers étendus, ce qui favorise les prêts plus importants à taux réduits (Bae et Goyal, 2009), mais l'action du régulateur reste ici déterminante. Conformément à l'argument de Glaeser et al. (2001), la place britannique profite d'un régulateur dédié et actif (FCA) dont l'intervention administrative soutient l'adoption technologique plus efficacement que les simples arbitrages judiciaires. Cette agilité réglementaire rejoint la thèse d'Allen et Gale (2000) sur la « diversité d'opinions » : là où les systèmes français et canadien, plus intermédiés et concentrés, suivent une logique d'évaluation centralisée des projets innovants, le modèle britannique permet une évaluation plus décentralisée et flexible de la FinTech via la profondeur de ses marchés

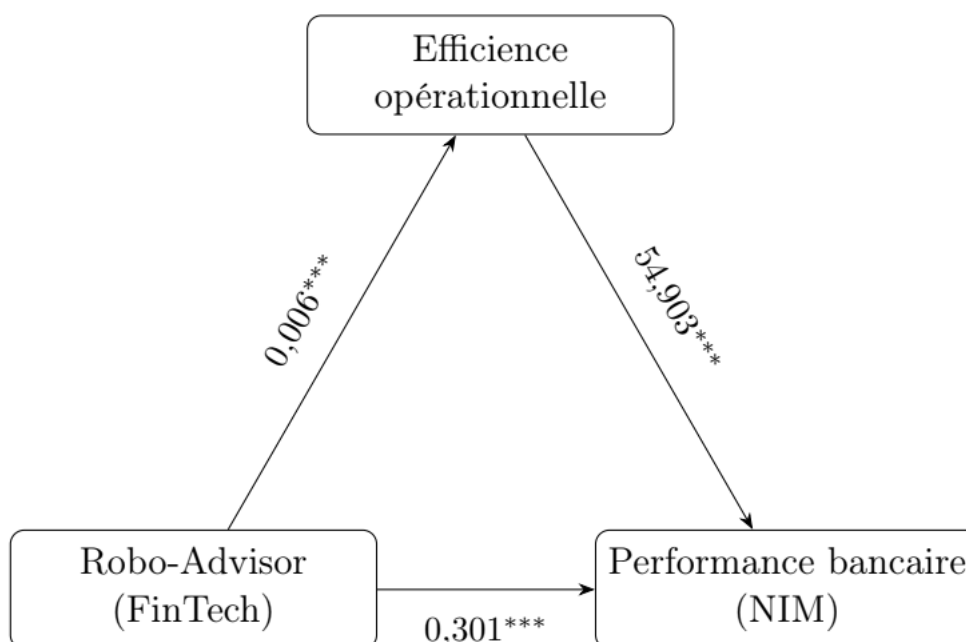
et l'agilité de son régulateur. En conclusion, l'origine légale n'explique qu'en partie l'hypothèse 3. Le modèle britannique repose surtout sur l'alignement d'un cadre de garanties efficace (Haselmann et al., 2010) et d'une supervision pro-innovation, dépassant ainsi le simple cadre de la *common law*.

3.4.3. L'effet des robots-conseillers sur la performance bancaire : le rôle médiateur de l'efficacité opérationnelle

Après l'examen de l'effet modérateur de la crise COVID-19 et de l'hétérogénéité du contexte national sur la relation entre l'adoption de la FinTech et la performance, nous étendons notre recherche pour examiner les mécanismes sous-jacents de cette relation. Selon notre hypothèse 4, la relation entre l'adoption de la FinTech et la performance bancaire est médiée par l'efficacité opérationnelle. Pour tester cette hypothèse, nous mobilisons un modèle d'équations structurelles (SEM) estimé via l'algorithme MLMV (Maximum likelihood with missing values) avec des erreurs bootstrapées, afin de garantir la robustesse des estimations face aux données manquantes et à la nature déséquilibrée de notre échantillon. Cette approche permet d'identifier et de quantifier simultanément trois dimensions du lien entre FinTech et performance : (i) l'effet direct de l'adoption des robots-conseillers sur la marge nette d'intérêt, (ii) l'effet indirect transitant par une amélioration de l'efficacité opérationnelle, et (iii) l'effet total combinant ces deux canaux de transmission.

Figure 1. Modèle de médiation : rôle de l'efficacité opérationnelle dans la relation entre l'adoption des robots-conseillers et la performance bancaire (NIM).

Cette figure présente les résultats du modèle d'équations structurelles (SEM) estimant les effets directs, indirects et totaux de l'adoption des technologies FinTech sur la performance bancaire, via un mécanisme de médiation par l'efficacité opérationnelle. La variable dépendante est la marge nette d'intérêt (NIM) et la variable d'intérêt est l'adoption du robot-conseiller (Robo-Advisor). La variable médiatrice est l'efficacité opérationnelle, mesurée via le ratio des coûts rapportés aux revenus (CIR). L'effet direct mesure l'impact du Robo-Advisor sur la marge nette d'intérêt (NIM) sans passer par le médiateur. L'effet indirect capture la part de l'impact qui transite par l'efficacité opérationnelle. L'effet total est la somme de l'effet direct et de l'effet indirect. Le modèle est estimé par la méthode du maximum de vraisemblance avec correction pour non-normalité (MLMV) et erreurs bootstrap. Toutes les variables sont standardisées. Les exposants ***, ** et * indiquent un seuil de signification empirique au niveau de 1%, 5% et 10%, respectivement. L'annexe A renseigne la description de toutes les variables.



Effet indirect (Robo-Advisor → NIM via efficacité) : 0,357***

Effet total (direct + indirect) : 0,658***

L'estimation montre d'abord un effet direct positif et significatif des robots-conseillers sur la NIM (0,301***), indiquant qu'à structure comparable, les banques ayant adopté les robots-conseillers affichent une marge d'intermédiation plus élevée que celles qui ne les ont pas adoptés. Surtout que l'essentiel du gain passe par le canal opérationnel où l'adoption des robots-conseillers impacte significativement l'efficacité (0,006***), elle-même très fortement liée à la NIM (54,903***). L'effet indirect qui en résulte (0,357***) est supérieur à l'effet direct, tandis que l'effet total

(0,658***) est cohérent avec l'hypothèse 1 selon laquelle la FinTech constitue un levier majeur de performance. Économiquement, cela suggère qu'en adoptant des robots-conseillers, les banques supportent un surcroît de coûts liés à la transformation digitale, mais parviennent à le convertir en marges d'intermédiation plus élevées en ajustant leur structure de coûts et leurs politiques tarifaires autour des investissements FinTech.

Ces résultats s'inscrivent dans la littérature qui identifie l'efficacité opérationnelle comme canal central entre la digitalisation, la performance et le profil de risque (Fang et al., 2023 ; Sajid et al., 2023), montrant que l'efficacité médie fortement le lien FinTech et rentabilité. Ils rejoignent également le schéma méthodologique et plus général d'Aslam et Haron (2021), où un capital organisationnel renforcé joue un rôle de passerelle entre gouvernance et performance. Dans notre étude, les résultats vont dans le sens de l'hypothèse 4, laquelle postule un rôle médiateur du canal opérationnel dans la relation FinTech et performance. Le modèle SEM permet d'identifier un schéma de transmission compatible avec ce mécanisme, sans pour autant en établir la causalité de manière formelle. La nature du canal observé relève par ailleurs davantage d'un arbitrage coût-prix que d'une amélioration immédiate de l'efficacité au sens strict.

Nos résultats se situent à la convergence de deux logiques bien identifiées dans la littérature. D'une part, ils prolongent la logique d'Elmahdy et al. (2025) qui montrent que dans les banques égyptiennes, l'efficacité opérationnelle médie positivement le lien FinTech et rentabilité, même si l'effet direct de la digitalisation est initialement négatif à cause des coûts d'implantation et du contexte macroéconomique. D'autre part, ils rejoignent le courant illustré par Zheng et al. (2023), qui documentent sur 660 banques de 40 pays en développement un effet direct positif de la FinTech sur la rentabilité bancaire, dont la NIM. De façon similaire à Elmahdy et al. (2025) sur la dimension du canal, et dans un cadre où l'effet direct sur la NIM reste positif comme chez Zheng et al. (2023), nous mettons en évidence un canal opérationnel significatif sans que l'effet direct soit absorbé par les coûts d'implantation. En résumé, le SEM met en évidence un schéma compatible avec H4 : la FinTech semble affecter la

performance bancaire également via la structure de coûts, par la gestion et la répercussion d'un surcroît de coûts plutôt que par une compression immédiate de ceux-ci.

CHAPITRE 4. DISCUSSION DES RÉSULTATS

Après avoir testé les hypothèses sur l'effet de l'adoption des technologies FinTech (*Robo-Advisor* et *Blockchain*) sur la performance bancaire (NIM, ROA, ROE), cette section synthétise les principaux résultats, en offre une interprétation économique, les compare avec les travaux antérieurs, puis met en évidence les contributions de la recherche avant d'en discuter les limites et implications.

4.1. RÉCAPITULATIF DES RÉSULTATS

La littérature récente souligne que la digitalisation et l'innovation FinTech tendent à accroître la performance bancaire (Almadadha, 2025 ; Liu et al., 2024 ; Zheng et al., 2023 ; Zogning et Turcotte, 2024). Conformément à ces travaux, nos estimations confirment qu'une plus forte adoption des robots-conseillers améliore significativement les indicateurs de performance des banques, validant ainsi notre hypothèse H1. En moyenne, l'introduction des solutions FinTech internes élargit la base de clientèle et réduit les coûts d'intermédiation, principalement via une amélioration des revenus hors intérêts, ce qui se traduit par une hausse de la rentabilité. Ce lien positif suggère que la digitalisation intégrée au modèle d'affaires s'accompagne d'une hausse de la performance bancaire (Muganyi et al., 2022 ; Zogning et Turcotte, 2024). De plus, l'effet demeure robuste après correction d'endogénéité (2SLS) et apparaît également significatif lorsque la performance est mesurée par le ROA ou le ROE, renforçant la solidité de ce résultat.

Au-delà de cette relation directe, les résultats du modèle SEM suggèrent l'existence d'un canal de transmission passant par la dimension opérationnelle, mesurée par le ratio coûts/revenus (CIR). Ce schéma, cohérent avec les travaux d'Elmahdy et al. (2025) et Aslam et Haron (2021), fournit un appui empirique à l'hypothèse H4, selon laquelle la structure des coûts opérationnels constitue un mécanisme explicatif plausible du lien entre l'adoption de la FinTech et la performance bancaire, sans toutefois en établir la causalité de manière formelle. L'intensité de cet effet varie toutefois selon le cadre institutionnel : il apparaît plus marqué là où la concurrence et la régulation pro-innovation accentuent le rendement des

investissements numériques (Royaume-Uni), et plus modéré dans des environnements juridiques plus encadrés (France) ou bijuridiques (Canada), ce qui nous conduit à ne valider H3 que partiellement. En période de crise, notamment durant la COVID-19, les banques les plus digitalisées parviennent à préserver, voire à améliorer leur rentabilité, et le terme d'interaction « *Robo-Advisor* × *Crise* » indique un surcroît de la NIM pour ces établissements, ce qui confirme H2 et renforce l'idée d'une résilience accrue des banques à forte intensité FinTech (Dadoukis et al., 2021 ; Pierri et Timmer, 2022).

4.2. CONTRIBUTIONS DE LA RECHERCHE

Cette étude apporte plusieurs contributions scientifiques notables. Premièrement, elle fournit une preuve empirique de l'effet positif de l'adoption des technologies FinTech sur la performance bancaire. Sur un panel multi-pays comprenant les banques commerciales et d'épargne de France, Royaume-Uni et Canada, couvrant la période de 2014-2024, les banques ayant adopté des innovations telles que les robots-conseillers et la chaîne de blocs affichent des indicateurs de performance et d'intermédiation (NIM, ROA, ROE) significativement supérieurs à celles des autres observations, y compris en période de crise. En particulier, l'optimisation des processus internes apparaît comme un levier déterminant de création de valeur, confirmant que les solutions numériques permettent de gagner en efficacité opérationnelle et de diversifier les sources de revenus.

Deuxièmement, notre travail se distingue par un apport méthodologique important et diversifié. Nous adoptons une stratégie d'estimation intégrée combinant des régressions de panel (MCO à effets fixes) suivies d'un modèle de variable instrumentale exogène (le nombre de serveurs sécurisés) en deux étapes (2SLS) pour corriger l'endogénéité, et finalement un modèle d'équations structurelles (SEM) afin de quantifier explicitement les effets directs et indirects. Cette approche de médiation permet d'accroître la validité des résultats. Dans l'ensemble, cette méthodologie conforte la robustesse de nos conclusions et constitue un apport significatif pour la littérature.

Troisièmement, sur le plan théorique, notre étude affine le cadre conceptuel de la digitalisation bancaire. D'une part, en validant le rôle médiateur de l'efficacité opérationnelle en prolongeant les modèles explicatifs qui soulignent l'importance des canaux internes de transmission entre technologie et performance (Aslam et Haron, 2021). D'autre part, elle nuance la dichotomie souvent avancée entre FinTech et banques traditionnelles : loin d'annoncer la fin du modèle classique des banques, l'innovation financière, quand elle est bien assimilée au cœur du métier, peut renforcer les modèles bancaires existants au lieu de les rendre obsolètes. Ce faisant, nos résultats rejoignent les constats d'Elmahdy et al. (2025) et confirment que l'effet de la FinTech dépend des modalités d'intégration, des caractéristiques institutionnelles et de la concurrence, plutôt que d'une propriété disruptive universelle.

Enfin, notre analyse multi-pays apporte une contribution empirique supplémentaire en éclairant l'hétérogénéité des effets selon les contextes institutionnels et stratégiques. En comparant trois systèmes bancaires contrastés (un marché très concurrentiel et ouvert aux innovations comme le Royaume-Uni, un oligopole bancaire bijuridique au Canada, et un système de droit civil comme la France), nous montrons que le contexte institutionnel et concurrentiel module les gains de la digitalisation. Cette perspective géographique élargit la portée généralisable des résultats et invite à dépasser les approches uniformes. Notamment, le résultat contre-intuitif d'un impact non significatif dans le cas canadien, malgré un cadre juridique majoritairement de *common law a priori* favorable, suggère que la structure du marché et les incitations à innover jouent un rôle plus critique que la tradition juridique prise isolément. En ce sens, notre travail prolonge la théorie classique « *Law & Finance* » en y incorporant explicitement la dimension de concurrence et de maturité technologique, dans la lignée des nuances apportées par Allen et Gale (2000) et Glaeser et al. (2001) sur les limites du cadre dans les secteurs fortement réglementés. On répond ainsi à un gap de la littérature en offrant une analyse plus nuancée et contextuelle des liens entre innovations financières et performance bancaire.

4.3. LIMITES ET PERSPECTIVES DE RECHERCHE

Comme toute recherche académique, cette étude présente certaines limites qu'il convient de reconnaître. Ces limites ne remettent pas en cause la validité des résultats mais ouvrent des perspectives concrètes pour des recherches futures.

Premièrement, bien que notre étude distingue deux familles de technologies FinTech (robot et chaîne de blocs), la mesure d'adoption FinTech reste binaire et descriptive. Elle ne capture ni intensité d'usage, ni la profondeur organisationnelle de la transformation digitale. Des recherches ultérieures pourraient construire des indices composites d'intégration technologique basés sur plusieurs dimensions (par ex. d'autres dimensions de la FinTech, budget IT, le taux d'adoption des clients, ou le degré d'automatisation des processus, etc.) (Ogunrinde et al., 2025 ; Zhao et al., 2022). Cela permettrait de mieux isoler quels aspects précis de la digitalisation expliquent les écarts de performance observés.

Deuxièmement, bien que notre modèle SEM permette d'identifier l'efficacité comme variable médiatrice, il s'agit d'un modèle restreint avec des variables observées, sans inclusion de facteurs latents. Or, des études récentes montrent que d'autres canaux pourraient aussi jouer un rôle clé dans la transmission FinTech vers la performance : la qualité du service, la diversification des revenus, ou même le capital humain numérique (Aslam et Haron, 2021 ; Elmahdy et al., 2025 ; Sajid et al., 2023). L'utilisation de SEM enrichis intégrant plusieurs médiateurs ou des structures de mesures plus complexes permettrait d'approfondir cette lecture mécanistique.

Troisièmement, la généralisation externe de nos résultats est contrainte par les spécificités de notre échantillon. Celui-ci est constitué de banques commerciales cotées issues de trois économies avancées (Canada, France, Royaume-Uni), dotées d'infrastructures matures. Les mécanismes identifiés sont conditionnés à ces écosystèmes. Rien ne garantit qu'ils opèrent de la même manière dans des économies émergentes. Étendre l'analyse à des pays émergents, par ex. Afrique du Nord, Asie du Sud-Est, ou Amérique latine, offrirait une meilleure compréhension de la façon dont le degré de maturité numérique et l'infrastructure internet (Muganyi et al., 2022), ou

la qualité des cadres de supervision et l'indépendance des institutions (Elekdag et al., 2025) influencent le lien entre digitalisation et performance. De plus, nos résultats capturent un effet moyen sur la décennie 2014-2024, marquée par des taux d'intérêt historiquement bas, ainsi, leur transposition à des environnements de taux élevés nécessiterait des investigations complémentaires.

Quatrièmement, sur le plan conceptuel, notre cadre d'analyse mobilise les forces concurrentielles de Porter (2008) et la théorie « *Law & Finance* ». Cette articulation comporte deux limites. D'une part, le modèle de Porter est statique et ne modélise pas les dynamiques de coévolution où les stratégies d'adoption et de coopération modifient en retour la structure du marché. D'autre part, le paradigme *Law & Finance* peut sous-estimer le rôle des politiques publiques pro-innovation. Comme le rappellent Allen et Gale (2000), une régulation avisée peut compenser une tradition juridique moins protectrice. Nos conclusions constituent donc une première cartographie institutionnelle plutôt qu'un test définitif de la supériorité d'une tradition juridique sur une autre.

Cinquièmement, la spécificité bijuridique du Canada (*common law* fédérale et dans neuf provinces, droit civil au Québec en matière privée) constitue un terrain d'investigation particulièrement riche que notre étude n'a pas pleinement exploité. De futures recherches pourraient mobiliser le cadre développé par Ghouma et al. (2018) en distinguant explicitement les banques canadiennes selon leur exposition au régime de droit privé québécois *versus* celui des autres provinces, afin d'isoler la part de variation expliquée par la tradition juridique sous-jacente, à cadre prudentiel fédéral constant. Une telle approche permettrait d'enrichir la lecture institutionnelle des effets FinTech au-delà des comparaisons internationales classiques, et offrirait un test naturel de la portée du cadre « *Law & Finance* » dans un environnement bancaire où la régulation prudentielle est homogénéisée.

Sixièmement, notre analyse ne prend pas explicitement en compte l'hétérogénéité de la maturité technologique initiale des banques en 2014. Comme l'observe la littérature récente, les institutions de grande taille semblent avoir reconnu plus tôt l'importance des FinTech et engagé des stratégies de transformation

numérique de plus grande ampleur que leurs homologues de taille plus modeste (Wang et al., 2024). Ces investissements précoces et massifs, parfois pénalisants à court terme du fait de coûts d'implantation lourds et de systèmes hérités complexes (Elmahdy et al., 2025), peuvent vraisemblablement déplacer une partie des gains FinTech avant le début de notre période d'observation. Une fraction de l'effet imputé à la tradition juridique dans nos sous-échantillons pourrait dès lors refléter, par corrélation, cette antériorité d'investissement liée à la dimension des actifs plutôt qu'à la seule architecture légale. Des recherches futures pourraient mobiliser des indicateurs de maturité numérique antérieurs à 2014 (dépenses informatiques capitalisées, brevets FinTech) pour démêler plus finement l'effet de la capacité d'investissement initial de l'effet de la structure institutionnelle.

Septièmement, notre étude considère principalement la performance comme résultat final (NIM, ROA, ROE) mais elle ne teste pas l'effet de la FinTech sur le risque bancaire, pourtant central dans la littérature actuelle (Deng et al., 2021 ; Liu et al., 2024 ; Zhao et al., 2022). Des recherches futures pourraient examiner si les gains de performance liés à l'innovation technologique s'accompagnent d'un accroissement ou d'une réduction du risque (via le *z-score*, le *NPL ratio*...). Ce serait particulièrement pertinent dans les environnements concurrentiels ou post-crise.

Huitièmement, notre stratégie d'instrumentation repose sur une mesure macro (serveurs sécurisés), utile pour isoler une variation exogène, mais relativement éloignée des dynamiques internes à chaque banque. De futures études pourraient mobiliser des instruments à granularité plus fine, comme l'intensité concurrentielle FinTech locale (nombre de licornes FinTech par région), la présence de bac à sable réglementaire, ou encore les dépenses technologiques agrégées par segment bancaire (Sheng, 2021 ; Tang et al., 2024).

Enfin, il serait intéressant de compléter cette lecture quantitative par une approche mixte intégrant des données qualitatives. Des études de cas, sur la mise en œuvre des projets FinTechs dans différentes banques, des entretiens avec des directeurs de transformation digitale ou des analyses textuelles des rapports RSE/ESG permettraient de mieux comprendre les conditions internes de réussite ou d'échec de

la digitalisation bancaire. Cela apporterait une vision plus aigüe de l’alignement stratégique, humain et culturel nécessaire pour convertir les innovations technologiques en performance durable.

CONCLUSION

Ce mémoire visait à évaluer l'impact de l'intégration des technologies FinTech par les banques, en particulier les robots-conseillers et les solutions basées sur la chaîne de blocs, sur leurs performances financières et leur résilience, dans des contextes institutionnels contrastés. Nous avons formulé quatre hypothèses principales : (H1) un effet positif de la FinTech sur les indicateurs de performance bancaire (NIM, ROA, ROE) ; (H2) une résilience accrue des banques les plus digitalisées en période de crise ; (H3) un effet plus prononcé dans les pays de la *common law* (Canada et Royaume-Uni) que dans un système de droit civil (France) ; et (H4) stipulant que l'effet de la FinTech sur la performance passe via le canal de l'efficacité opérationnelle.

Pour tester ces hypothèses, nous avons constitué un panel de banques commerciales et d'épargne en France, au Royaume-Uni et au Canada sur la période de 2014 à 2024. Nous avons mobilisé une stratégie empirique combinant des régressions à effets fixes, une correction d'endogénéité par variables instrumentales (2SLS) et un modèle d'équations structurelles (SEM), complétée par plusieurs tests de robustesse (mesures alternatives de performance et de FinTech, analyses par sous-échantillons, modération par la crise COVID-19). Cette approche permet d'identifier à la fois l'effet moyen de la FinTech sur la performance, et l'hétérogénéité des effets selon les contextes institutionnels et le rôle de la dimension opérationnelle comme canal de transmission.

Nous avons démontré que l'adoption de la FinTech est significativement associée à une amélioration de la performance moyenne des banques, ce qui confirme H1. Les banques les plus numérisées apparaissent également plus résilientes pendant la crise COVID-19, leur marge d'intermédiation se contractant moins, voire s'améliorant, ce qui valide H2. L'hypothèse H3 n'est confirmée que partiellement : l'effet positif de la FinTech est plus marqué dans le Royaume-Uni de *common law*, demeure bien présent quoique plus modéré en France, et n'est pas significatif au Canada, pays dont la structure bijuridique mérite d'être considérée comme une dimension à part entière de l'analyse institutionnelle. Ce résultat suggère que

l'influence de la tradition juridique est nuancée par les facteurs structurels propres à chaque pays : la forte concentration bancaire et l'encadrement réglementaire pèsent en France, tandis que l'effet canadien semble se canaliser principalement vers les revenus hors intérêts plutôt que la marge d'intermédiation, a contrario du modèle britannique où l'origine légale, la pression concurrentielle, et l'orientation pro-innovation du régulateur s'alignent pour amplifier l'effet de l'adoption de la FinTech. Enfin, le modèle d'équations structurelles indique qu'une part importante de l'effet de la FinTech sur la performance transite par la dimension opérationnelle, H4 est ainsi validée au sens où la structure de coûts joue un rôle de canal de transmission, mais l'interprétation met en évidence un arbitrage coûts-prix et une phase de transition d'investissement plutôt qu'une compression immédiate des coûts.

Les résultats de cette étude, détaillés au chapitre 3, apportent des contributions sur plusieurs plans. D'abord, sur le plan empirique, on dispose désormais de données couvrant une décennie et trois pays qui documentent comment l'adoption des technologies FinTech affecte la performance et la résilience des banques. Surtout, comment l'effet varie d'un contexte institutionnel à un autre. Sur le plan méthodologique, notre travail montre l'intérêt de croiser modèles panel, instrumentation et médiation structurelle pour identifier les canaux de transmission. Sur le plan théorique, nos résultats invitent à enrichir le cadre « *Law & Finance* » en y intégrant plus explicitement la structure de marché, les dynamiques concurrentielles et le degré réel d'intégration technologique, dans le prolongement des nuances apportées par Allen et Gale (2000) et Glaeser et al. (2001) sur les limites de l'origine légale dans les secteurs fortement réglementés.

Concrètement, qu'est-ce que cela implique pour les différents acteurs ?

- Du côté des gestionnaires bancaires, le message est assez net : investir de façon ciblée dans les technologies FinTech est rentable, mais pas de manière instantanée, c'est un pari à moyen et long terme. Les robots-conseillers ou la chaîne de blocs, quand ils sont bien intégrés, permettent de repenser les processus internes et d'ouvrir de nouvelles sources de revenus. Mais l'effet le moins visible reste l'amélioration de la vente croisée (*cross selling*) et la fidélisation, ce qui attire les dépôts

peu coûteux, et ainsi allège le coût des fonds de la banque, et in fine, améliore la NIM. Pour que cela fonctionne, il faut que la transformation digitale ne soit pas un projet annexe mais un axe stratégique à part entière, avec les budgets, les compétences, et les partenariats adéquats.

- Pour les autorités de régulation, l'enjeu est plus délicat. Il s'agit de favoriser la diffusion de la FinTech sans compromettre la stabilité. Ce qui suppose un cadre pro-innovation (bac à sable réglementaire, licences adaptées, normes du système bancaire ouvert) adossé à des garde-fous prudentiels solides. Nos résultats rejoignent en partie ceux de Naceur et al. (2026) : les banques tirent davantage parti des FinTech quand la qualité institutionnelle est élevée. Néanmoins, il est important de rappeler que la FinTech peut réduire la concentration et bénéficier au consommateur, mais elle ne doit pas servir de prétexte pour un relâchement des standards de risque. La régulation de la FinTech demande à naviguer en permanence entre flexibilité et prudence.
- Enfin, pour les investisseurs et analystes, la dimension technologique devient un critère d'évaluation qu'on ne peut plus ignorer. Les banques ayant atteint un niveau avancé de digitalisation présentent des revenus plus diversifiés et une plus grande efficacité opérationnelle, ce qui devrait, à terme, se refléter dans leurs valorisations. Qu'une banque réussisse à déployer un robot-conseiller ou une solution de chaîne de blocs fonctionnelle, c'est un signal concret de sa capacité à créer de la valeur. Les analystes sectoriels auraient donc tout intérêt à intégrer la profondeur des initiatives FinTech dans leurs évaluations.

Cette étude présente néanmoins plusieurs limites, détaillées au chapitre 4. La mesure de l'adoption FinTech est binaire et ne reflète, ni l'intensité, ni la qualité de l'implémentation. L'analyse se concentre sur trois pays développés sur une décennie particulière, ce qui limite la portée géographique et temporelle des résultats. Enfin, l'impact de la FinTech sur le profil de risque bancaire n'est pas traité directement, alors même qu'une innovation peut améliorer la rentabilité tout en modifiant la structure des risques. Ces limites invitent à étendre l'analyse à d'autres zones géographiques, à

enrichir les mesures de digitalisation et de performance, à intégrer des indicateurs de risques (*z-score*, *NPL*) et à recourir à des modèles dynamiques de panel (Roodman, 2009) ou à des approches mixtes combinant données quantitatives et qualitatives.

En définitive, cette recherche montre que la FinTech n'élimine pas la banque traditionnelle, mais peut au contraire amplifier sa performance si trois conditions sont réunies : une structure de marché suffisamment concurrentielle, une intégration réelle des technologies au modèle d'affaires et une capacité organisationnelle à transformer l'investissement technologique en gains opérationnels mesurables. Nos résultats confirment que les innovations intégrées (robot-conseiller, chaîne de blocs) sont associées à de meilleurs résultats financiers, en grande partie via la dimension opérationnelle et la diversification. Cela doit orienter les choix stratégiques, une poursuite résolue de la transformation numérique pour les banques, mise en place d'un environnement pro-innovation mais prudent pour les régulateurs, et prise en compte systématique de la dimension technologique pour les investisseurs. La FinTech n'est ni une panacée ni une menace automatique, c'est un levier d'accélération dont l'effet est conditionné par trois facteurs essentiels : la clarté stratégique, la qualité de la gouvernance, et l'environnement de marché.

BIBLIOGRAPHIE

- Abreu, M., et Mendes, V. (2001). *Commercial bank interest margins and profitability: evidence for some EU countries*. Communication présentée au Pan-European Conference, Thessalonique, Grèce.
- Acharya, V. V., Engle, R., Jager, M., et Steffen, S. (2024). Why Did Bank Stocks Crash during COVID-19? *Review of Financial Studies*, 37(9), 2627–2684.
- Aebi, V., Sabato, G., et Schmid, M. (2012). Risk management, corporate governance, and bank performance in the financial crisis. *Journal of Banking and Finance*, 36(12), 3213–3226.
- Ahmad, U., Van Keulen, M., Briassouli, A., et Saad, M. (2025). Cognitive biases, Robo advisor and investment decision psychology: An investor’s perspective from New York stock exchange. *Acta Psychologica*, 256.
- Alafeef, M. A., Kalyebara, B., Kalbouneh, N. Y., Abuoliem, N., Yousef, A., et Al-Afeef, M. (2024). The impact of FINTECH on banking performance: evidence from Middle Eastern countries. *Int J Data Netw Sci*, 8(4), 2219-2230.
- Allen, F., et Gale, D. (2000). *Comparing financial systems*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Allen, L., Shan, Y., Tang, Y., et Yildirim, A. (2025). What’s Your Bank’s FinTech Score? Technology Integrating Banking into the Broker Intermediation Model. *Journal of Financial Services Research*, 1-34.
- Almadadha, R. (2025). Blockchain and financial performance: empirical evidence from major Australian banks. *Frontiers in Blockchain*, 8, 1463633.
- Alnabulsi, K., Kozarević, E., et Hakimi, A. (2023). Non-performing loans and net interest margin in the MENA region: Linear and non-linear analyses. *International Journal of Financial Studies*, 11(2), 64.
- Arner, D. W., Barberis, J., et Buckley, R. P. (2015). The evolution of Fintech: A new post-crisis paradigm. *Geo. J. Int'l L.*, 47, 1271.

- Aslam, E., et Haron, R. (2021). Corporate governance and banking performance: the mediating role of intellectual capital among OIC countries. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, 21(1), 111-136.
- Asongu, S. A., et Odhiambo, N. M. (2019). Size, efficiency, market power, and economies of scale in the African banking sector. *Financial Innovation*, 5(1), 1-22.
- Athanasoglou, P. P., Brissimis, S. N., et Delis, M. D. (2008). Bank-specific, industry-specific and macroeconomic determinants of bank profitability. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 18(2), 121–136.
- Bae, K. H., et Goyal, V. K. (2009). Creditor rights, enforcement, and bank loans. *The Journal of Finance*, 64(2), 823-860.
- Bank for International Settlements. (2019). Big tech in finance: Opportunities and risks. *BIS Annual Economic Report 2019* (chap. III).
- Basel Committee on Banking Supervision. (2021). *Early lessons from the Covid-19 pandemic on the Basel reforms*. Bank for International Settlements.
- Berger, A. N. (1995). The relationship between capital and earnings in banking. *Journal of Money, Credit and Banking*, 27(2), 432-456.
- Berger, A. N., et Bouwman, C. H. (2009). Bank liquidity creation. *The Review of Financial Studies*, 22(9), 3779-3837.
- Berger, A. N., et Bouwman, C. H. (2013). How does capital affect bank performance during financial crises? *Journal of Financial Economics*, 109(1), 146-176.
- Berger, A. N., et DeYoung, R. (1997). Problem loans and cost efficiency in commercial banks. *Journal of Banking & Finance*, 21(6), 849-870.
- Berger, A. N., et Hannan, T. H. (1998). The efficiency cost of market power in the banking industry: A test of the “quiet life” and related hypotheses. *Review of Economics and Statistics*, 80(3), 454-465.

- Berger, A. N., Hanweck, G. A., et Humphrey, D. B. (1987). Competitive viability in banking: Scale, scope, and product mix economies. *Journal of Monetary Economics*, 20(3), 501-520.
- Berger, A. N., et Humphrey, D. B. (1997). Efficiency of financial institutions: International survey and directions for future research. *European Journal of Operational Research*, 98(2), 175-212.
- Berger, A. N., et Mester, L. J. (1997). Inside the black box: What explains differences in the efficiencies of financial institutions? *Journal of Banking & Finance*, 21(7), 895-947.
- Bhattacharya, S., et Thakor, A. V. (1993). Contemporary banking theory. *Journal of Financial Intermediation*, 3(1), 2–50.
- Buchak, G., Matvos, G., Piskorski, T., et Seru, A. (2018). Fintech, regulatory arbitrage, and the rise of shadow banks. *Journal of Financial Economics*, 130(3), 453-483.
- Buehler, K., Burkhardt, R., Dietz, M., Khanna, S., Lemerle, M., Mehta, A., ... et White, O. (2020). A test of resilience: Banking through the crisis, and beyond. *McKinsey Global Banking Annual Review*.
- Calomiris, C. W., et Nissim, D. (2014). Crisis-related shifts in the market valuation of banking activities. *Journal of Financial Intermediation*, 23(3), 400-435.
- Catalini, C., et Gans, J. S. (2020). Some simple economics of the blockchain. *Communications of the ACM*, 63(7), 80-90.
- Charnes, A., Cooper, W. W., et Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444.
- Chen, B., Yang, X., et Ma, Z. (2022). Fintech and financial risks of systemically important commercial banks in China: an inverted U-shaped relationship. *Sustainability*, 14(10), 5912.

- Cheng, M., et Qu, Y. (2020). Does bank FinTech reduce credit risk? Evidence from China. *Pacific-Basin Finance Journal*, 63, 101398.
- Chiorazzo, V., Milani, C., et Salvini, F. (2008). Income diversification and bank performance: Evidence from Italian banks. *Journal of Financial Services Research*, 33(3), 181-203.
- Citterio, A., King, T., et Locatelli, R. (2024). Is digital transformation profitable for banks? Evidence from Europe. *Finance Research Letters*, 70, 106269.
- Claessens, S., Frost, J., Turner, G., et Zhu, F. (2018). Fintech credit markets around the world: size, drivers and policy issues. *BIS Quarterly Review September*.
- Coccorese, P., et Pellicchia, A. (2010). Testing the ‘quiet life’ hypothesis in the Italian banking industry. *Economic Notes*, 39(3), 173-202.
- Cole, R. A., et Ariss, R. T. (2007). *Legal origin, creditor protection and bank lending: Evidence from emerging markets*. (MPRA Paper n° 8085).
- Committee on the Global Financial System (CGFS) et Financial Stability Board (FSB) (2017). *FinTech credit: Market structure, business models and financial stability implications*.
- Cornelli, G., Doerr, S., Gambacorta, L., et Merrouche, O. (2024). Regulatory sandboxes and fintech funding: evidence from the UK. *Review of Finance*, 28(1), 203-233.
- Costa, D., Querci, F., et Santulli, R. (2025). Competition or cooperation? Disentangling the Bank-FinTech interaction through a hybrid literature review. *Research in International Business and Finance*, 78, 102993.
- Dadoukis, A., Fiaschetti, M., et Fusi, G. (2021). IT adoption and bank performance during the Covid-19 pandemic. *Economics Letters*, 204, 109904.
- Dasilas, A., et Karanović, G. (2025). The impact of FinTech firms on bank performance: evidence from the UK. *EuroMed Journal of Business*, 20(1), 244-258.

- Daud, S. N. M., Khalid, A., et Azman-Saini, W. N. W. (2022). FinTech and financial stability: Threat or opportunity? *Finance Research Letters*, 47, 102667.
- Davis, E. P., Karim, D., et Noel, D. (2024). *Noninterest income, macroprudential policy and bank performance*. Document de travail Brunel Economics and Finance n° 24-15 et document de recherche NIESR n° 561.
- Demirgüç-Kunt, A., et Huizinga, H. (1999). Determinants of commercial bank interest margins and profitability: some international evidence. *The World Bank Economic Review*, 13(2), 379-408.
- Demirgüç-Kunt, A., et Huizinga, H. (2000). *Financial Structure and Bank Profitability*. The World Bank et Tilburg University.
- Demirgüç-Kunt, A., et Huizinga, H. (2010). Bank activity and funding strategies: The impact on risk and returns. *Journal of Financial Economics*, 98(3), 626-650.
- Deng, L., Lv, Y., Liu, Y., et Zhao, Y. (2021). Impact of fintech on bank risk-taking: Evidence from China. *Risks*, 9(5), 99.
- Diamond, D. W. (1984). Financial intermediation and delegated monitoring. *The Review of Economic Studies*, 51(3), 393-414.
- Dietrich, A., et Wanzenried, G. (2011). Determinants of bank profitability before and during the crisis: Evidence from Switzerland. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 21(3), 307-327.
- Ehrentraud, J., Ocampo, D. G., Garzoni, L., et Piccolo, M. (2020). *Policy responses to fintech: a cross-country overview*. Rapport du Financial Stability Institute.
- Eichenbaum, M. S., Puglisi, F., Rebelo, S., et Trabandt, M. (2025). *Banks and the State-Dependent Effects of Monetary Policy* (No. w33523). National Bureau of Economic Research.
- Elekdag, S., Emrullahu, D., et Naceur, S. B. (2025). Does FinTech increase bank risk-taking? *Journal of Financial Stability*, 76, 101360.

- Elmahdy, A. H. A. M., Abdelkader, M. T. K. M., et Shaker, M. A. M. (2025). Bridging the nexus between Fintech, operational efficiency and banks profitability: the moderating role of bank size. *Future Business Journal*, 11(1), 62.
- Ergungor, O. E. (2004). Market- vs. bank-based financial systems: Do rights and regulations really matter? *Journal of Banking and Finance*, 28(12), 2869–2887.
- Fama, E. F., et French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *The Journal of Finance*. 47(2), 427–465.
- Fang, L., Li, X., Subrahmanyam, A., et Zhang, K. (2023). *Does FinTech Innovation Improve Traditional Banks' Operating Efficiency and Risk? New Evidence from Patent Filings*. (SSRN Working Paper No. 4350734).
<https://ssrn.com/abstract=4350734>
- Farhood, H. Z. H. (2024). *The Effects of Fintech Adoption on Bank Profitability: Evidence from Arab Emerging Markets*. Thèse de doctorat, An-Najah National University, Naplouse, Palestine.
- Financial Stability Board. (2013). *Progress and next steps towards ending “Too-Big-To-Fail” (TBTF): Report to the G20*. https://www.fsb.org/uploads/r_130902.pdf
- Financial Stability Board. (2019). *BigTech in finance: Market developments and potential financial stability implications*. <https://www.fsb.org/uploads/P091219-1.pdf>
- Financial Stability Board, International Monetary Fund, et Bank for International Settlements. (2011). *Macroprudential policy tools and frameworks: Update to G20 Finance Ministers and Central Bank Governors*.
<https://www.bis.org/publ/othp13.htm>
- Fu, J., et Mishra, M. (2022). Fintech in the time of COVID–19: Technological adoption during crises. *Journal of Financial Intermediation*, 50, 100945.
- Fuster, A., Plosser, M., Schnabl, P., et Vickery, J. (2019). The role of technology in mortgage lending. *The Review of Financial Studies*, 32(5), 1854-1899.

- Geng, H., Guo, P., et Cheng, M. (2023). The dark side of bank FinTech: Evidence from a transition economy. *Economic Analysis and Policy*, 80, 1811–1830.
- Ghouma, H., Ben-Nasr, H., et Yan, R. (2018). Corporate governance and cost of debt financing: Empirical evidence from Canada. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 67, 138-148.
- Glaeser, E., Johnson, S., et Shleifer, A. (2001). Coase versus the Coasians. *The Quarterly Journal of Economics*, 116(3), 853-899.
- Hansen, B. E. (1999). Threshold effects in non-dynamic panels: Estimation, testing, and inference. In *Journal of Econometrics* (Vol. 93).
- Haselmann, R., Pistor, K., et Vig, V. (2010). How law affects lending. *The Review of Financial Studies*, 23(2), 549-580.
- Hicks, J. R. (1935). Annual survey of economic theory: the theory of monopoly. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1-20.
- Hornuf, L., Klus, M. F., Lohwasser, T. S., et Schwienbacher, A. (2021). How do banks interact with fintech startups? *Small Business Economics*, 57(3), 1505–1526.
- Hossain, M. S., et Ahamed, F. (2021). Comprehensive analysis on determinants of bank profitability in Bangladesh. *arXiv preprint arXiv:2105.14198*.
- Imregun, D., Segev, I., Steitz, J., Dallerup, K., Riba, M., Dietz, M., Patiath, P., et Ganguly, S. (2025). *Global Banking Annual Review 2025: Why precision, not heft, defines the future of banking*. McKinsey & Company.
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., Suman, R., et Khan, S. (2022). A review of Blockchain Technology applications for financial services. *BenchCouncil Transactions on Benchmarks, Standards and Evaluations*, 2(3), 100073.
- Kashyap, A. K., Rajan, R., et Stein, J. C. (2002). Banks as liquidity providers: An explanation for the coexistence of lending and deposit-taking. *The Journal of Finance*, 57(1), 33-73.

- Katsiampa, P., McGuinness, P. B., Serbera, J. P., et Zhao, K. (2022). The financial and prudential performance of Chinese banks and Fintech lenders in the era of digitalization. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 58(4), 1451–1503.
- Khan, H. H., Khan, S., et Ghafoor, A. (2023). Fintech adoption, the regulatory environment and bank stability: An empirical investigation from GCC economies. *Borsa Istanbul Review*, 23(6), 1263–1281.
- Khan, H. H., Kutan, A. M., et Qureshi, F. (2024). Fintech integration: Driving efficiency in banking institutions across the developing nations. *Finance research letters*, 67, 105772.
- Köhler, M. (2015). Which banks are more risky? The impact of business models on bank stability. *Journal of Financial Stability*, 16, 195–212.
- Laeven, L., et Levine, R. (2007). Is there a diversification discount in financial conglomerates? *Journal of Financial Economics*, 85(2), 331-367.
- La Porta, R. L., Lopez-de-Silanes, F., Shleifer, A., et Vishny, R. W. (1998). Law and finance. *Journal of Political Economy*, 106(6), 1113-1155.
- Larsson, B., Rolandsson, B., Ilsøe, A., Larsen, T. P., Lehr, A., et Masso, J. (2024). Digital disruption diversified—FinTechs and the emergence of a cooperative market ecosystem. *Socio-Economic Review*, 22(2), 655-675.
- Le, T., Ngo, T., Nguyen, D. T., et Do, T. T. (2024). Fintech and banking: friends or foes? Evidence from bank–fintech cooperation. *International Journal of Bank Marketing*, 42(7), 1513-1535.
- Li, G., Elahi, E., et Zhao, L. (2022). Fintech, bank risk-taking, and risk-warning for commercial banks in the era of digital technology. *Frontiers in Psychology*, 13, 934053.
- Li, X., Feng, H., Zhao, S., et Carter, D. A. (2021). The effect of revenue diversification on bank profitability and risk during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, 43, 101957.

- Litimi, H., BenSaïda, A., et Raheem, M. M. (2024). Impact of FinTech Growth on Bank Performance in GCC Region. *Journal of Emerging Market Finance*, 23(2), 227–245.
- Liu, Y., Abdul Rahman, A., Imna Mohd Amin, S., et Ja'afar, R. (2025). Navigating fintech and banking risks: insights from a systematic literature review. *Humanities and Social Sciences Communications*, 12(1), 1-16.
- Liu, Z., Li, X., et Li, Z. (2024). Inclusive FinTech, open banking, and bank performance: evidence from China. *Financial Innovation*, 10(1), 149.
- López-Espinosa, G., Moreno, A., et de Gracia, F. P. (2011). Banks' net interest margin in the 2000s: A macro-accounting international perspective. *Journal of International Money and Finance*, 30(6), 1214–1233.
- Lv, S., Du, Y., et Liu, Y. (2022). How Do Fintechs Impact Banks' Profitability? — An Empirical Study Based on Banks in China. *FinTech*, 1(2), 155–163.
- Martín-Oliver, A., et Salas-Fumás, V. (2011). IT investment and intangibles: Evidence from banks. *Review of Income and Wealth*, 57(3), 513-535.
- Maudos, J., et Fernández de Guevara, J. (2004). Factors explaining the interest margin in the banking sectors of the European Union. *Journal of Banking and Finance*, 28(9), 2259–2281.
- Maudos, J., et Fernández de Guevara, J. (2007). The cost of market power in banking: Social welfare loss vs. cost inefficiency. *Journal of Banking and Finance*, 31(7), 2103-2125.
- Mirzaei, A., Moore, T., et Liu, G. (2013). Does market structure matter on banks' profitability and stability? Emerging vs. advanced economies. *Journal of Banking and Finance*, 37(8), 2920–2937.
- Muganyi, T., Yan, L., Yin, Y., Sun, H., Gong, X., et Taghizadeh-Hesary, F. (2022). Fintech, regtech, and financial development: evidence from China. *Financial Innovation*, 8(1), 1-20.

- Muñoz-Mendoza, J. A., Sepúlveda-Yelpo, S. M., Veloso-Ramos, C. L., et Delgado-Fuentealba, C. (2020). Are the effects of market concentration and income diversification on banking performance persistent? *Ecos de Economía*, 24(50), 25-44.
- Murinde, V., Rizopoulos, E., et Zachariadis, M. (2022). The impact of the FinTech revolution on the future of banking: Opportunities and risks. *International Review of Financial Analysis*, 81, 102103.
- Naceur, S. B., Candelon, B., Elekdag, S., et Emrullahu, D. (2026). Is FinTech Eating the Bank's Lunch? *Journal of International Financial Management & Accounting*, 37(1), 225-246.
- Neves, M. E., Proença, C., et Dias, A. (2020). Bank profitability and efficiency in Portugal and Spain: A non-linearity approach. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(11), 284.
- Nugroho, B. Y. (2020). The effect of book to market ratio, profitability, and investment on stock return. *International Journal of Economics and Management Studies*, 7(6), 102-107.
- Ogunrinde, A., De-Pablos-Heredero, C., Montes-Botella, J. L., et Fernandez-Sanz, L. (2025). The impact of blockchain technology and dynamic capabilities on banks' performance. *Big Data and Cognitive Computing*, 9(6), 144.
- Pham, P. T., Tran, B. T., Huynh, T. H., Popesko, B., et Hoang, D. S. (2024). Impact of fintech's development on bank performance: An empirical study from Vietnam. *Gadjah Mada International Journal of Business*, 26(1), 1-22.
- Phan, D. H. B., Narayan, P. K., Rahman, R. E., et Hutabarat, A. R. (2020). Do financial technology firms influence bank performance? *Pacific-Basin finance journal*, 62, 101210.
- Phoon, K. F., et Koh, C. C. F. (2018). Robo-advisors and wealth management. *Journal of Alternative Investments*, 20(3), 79.

- Pierri, N., et Timmer, Y. (2022). The importance of technology in banking during a crisis. *Journal of Monetary Economics*, 128, 88-104.
- Porter, M. E. (2008). The Five Competitive Forces That Shape Strategy. *Harvard Business Review*, 86(1), 78–93.
- Rogers, C. (2025). *Productivity's competitive edge (Remarks)*. Banque du Canada. <https://www.bankofcanada.ca/2025/10/productivitys-competitive-edge/>
- Roodman, D. (2009). How to do xtabond2: An introduction to difference and system GMM in Stata. *The Stata Journal*, 9(1), 86-136.
- Sajid, R., Ayub, H., Malik, B. F., et Ellahi, A. (2023). The role of fintech on bank risk-taking: mediating role of bank's operating efficiency. *Human Behavior and Emerging Technologies*, 2023(1), 7059307.
- Schär, F. (2021). Decentralized finance: On blockchain-and smart contract-based financial markets. *FRB of St. Louis Review*.
- Schmitz, J., et Leoni, G. (2019). Accounting and auditing at the time of blockchain technology: a research agenda. *Australian Accounting Review*, 29(2), 331-342.
- Schreiber, B. Z. (2024). The impact of revenue diversification on profitability, capital, and risk in US banks by size. *The North American Journal of Economics and Finance*, 69, 102000.
- Sheng, T. (2021). The effect of fintech on banks' credit provision to SMEs: Evidence from China. *Finance Research Letters*, 39, 101558.
- Singh, R., Malik, G., et Jain, V. (2021). FinTech effect: Measuring impact of FinTech adoption on banks' profitability. *International Journal of Management Practice*, 14(4), 411–427.
- Song, X., Yu, H., et He, Z. (2023). Heterogeneous impact of fintech on the profitability of commercial banks: competition and spillover effects. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(11), 471.

- Stiroh, K. J. (2004). Diversification in banking: Is noninterest income the answer? *Journal of Money, Credit and Banking*, 853-882.
- Stiroh, K. J., et Rumble, A. (2006). The dark side of diversification: The case of US financial holding companies. *Journal of Banking and Finance*, 30(8), 2131–2161.
- Stulz, R. M. (2019). Fintech, bigtech, and the future of banks. *Journal of Applied Corporate Finance*, 31(4), 86-97.
- Sugianto, S., Oemar, F., Hakim, L., et Endri, E. (2020). Determinants of firm value in the banking sector: Random effects model. *International Journal of Innovation, Creativity and Change*, 12(8), 208-218.
- Tang, M., Hu, Y., Corbet, S., Hou, Y. G., et Oxley, L. (2024). Fintech, bank diversification and liquidity: Evidence from China. *Research in International Business and Finance*, 67, 102082.
- Tarawneh, A., Abdul-Rahman, A., Alhajjeh, D., et Al-Hajieh, H. (2025). *Fintech and banking profitability: the mediating role of insolvency risk at Islamic and conventional banks*. (SSRN Working Paper No. 5362079).
<https://ssrn.com/abstract=5362079>
- Thakor, A. V. (2020). Fintech and banking: What do we know? *Journal of financial intermediation*, 41, 100833.
- Trujillo-Ponce, A. (2013). What determines the profitability of banks? Evidence from Spain. *Accounting & Finance*, 53(2), 561–586.
- U.S. Securities and Exchange Commission, Division of Investment Management. (2017). *Robo-advisers* (IM Guidance Update No. 2017-02). <https://www.sec.gov/investment/im-guidance-2017-02.pdf>
- Union européenne. (2023). Règlement (UE) 2023/1114 du Parlement européen et du Conseil du 31 mai 2023 sur les marchés de crypto-actifs. *Journal officiel de l'union européenne*, L 150, 40-205.
<https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2023/1114/oj>

- Vives, X. (2019). Digital disruption in banking. *Annual Review of Financial Economics*, 11(1), 243-272.
- Vu, T. H. (2024). Liquidity coverage ratio and profitability: an inverted U-shaped pattern. *Cogent Economics & Finance*, 12(1), 2426532.
- Wang, J., Selamat, A. I., Ashhari, Z. M., et Yahya, M. H. H. (2023). The inverted-u-shaped impact of fintech development on bank risk: a study of liability structure and economic uncertainty. *The Economics and Finance Letters*, 10(4), 268-285.
- Wang, W., Moreira, F., et Liang, Y. (2024). Does FinTech adoption improve bank performance? *International Journal of Monetary Economics and Finance*, 17(1), 1-28.
- Wen, J., Zhang, S., et Chang, C. P. (2022). Legal origins and innovation: Global evidence. *Technological Forecasting and Social Change*, 174, 121216.
- Wu, J., Chen, L., Chen, M., et Jeon, B. N. (2020). Diversification, efficiency and risk of banks: Evidence from emerging economies. *Emerging Markets Review*, 45, 100720.
- Wu, Z., Li, L., Wang, B., et Zhang, X. (2024). FinTech regulation and banks' risk-taking: Evidence from China. *PloS one*, 19(10), e0311722.
- Yoon, S. S., Lee, H., et Oh, I. (2023). Differential impact of Fintech and GDP on bank performance: Global evidence. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(7), 304.
- Yuan, X., Puah, C. H., et Marikan, D. A. B. A. (2025a). An empirical study on the impact of financial technology on the profitability of China's listed commercial banks. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(8), 440.
- Yuan, X., Puah, C. H., et Marikan, D. A. B. A. (2025b). Financial Technology and Chinese Commercial Banks' Overall Profitability: A "U-Shaped" Relationship. *FinTech*, 4(3), 41.

- Zetsche, D. A., Buckley, R. P., Arner, D. W., et Barberis, J. N. (2017). Regulating a revolution: From regulatory sandboxes to smart regulation. *Fordham Journal of Corporate and Financial Law*, 23(1), 31-103.
- Zhao, J., Li, X., Yu, C. H., Chen, S., et Lee, C. C. (2022). Riding the FinTech innovation wave: FinTech, patents and bank performance. *Journal of International Money and Finance*, 122, 102552.
- Zheng, C., Rahman, M. A., Hossain, S., et Moudud-UI-Huq, S. (2023). Does Fintech-driven inclusive finance induce bank profitability? Empirical evidence from developing countries. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(10), 457.
- Zogning, F., et Turcotte, P. (2024). The contribution of Robo-Advisors as a key factor in commercial banks' performance after the global financial crisis. *FinTech*, 4(1), 2.

ANNEXES

Annexe A – Définition des variables

Variables	Signe attendu	Description	Source	
Variable Dépendante				
Marge nette d'intérêts (NIM)		C'est la marge entre ce qu'une banque encaisse via les intérêts des prêts et ce qu'elle verse comme intérêts à ses déposants, exprimée en pourcentages de ses actifs. Calculée via : (Revenus d'intérêts – Charges d'intérêts) / Actifs productifs d'intérêts.	Refinitiv (Datastream).	Eikon
Rendement des Actifs (ROA)		Rentabilité des actifs. Calculée via : Résultat net / Total des actifs.	Refinitiv (Datastream).	Eikon
Rendement des capitaux propres (ROE)		Rentabilité des capitaux propres. Calculée via : Résultat net / Total des capitaux propres.	Refinitiv (Datastream).	Eikon
Variables Indépendantes				
Robo-Advisor	+	Variable binaire (Dummy) : 1 si la banque a adopté des services de robo-conseiller, 0 sinon.	Collecte par analyse textuelle à partir de rapports annuels.	
Blockchain	+	Variable binaire (Dummy) : 1 si la banque a adopté des solutions blockchain, 0 sinon.	Collecte par analyse textuelle à partir de rapports annuels.	
Variable Modératrice				
Crise	+	Variable binaire (Dummy) : 1 pour les années 2020 et 2021, 0 autrement.	Inspiré de la démarche de Dadoukis et al. (2021).	
Variable Médiatrice				
Efficiences Opérationnelles	+	Ratio d'exploitation (<i>Cost-to-income ratio</i>) : Charges d'exploitation / Revenus.	Refinitiv (Datastream).	Eikon
Variable instrumentale				
Nombre de serveurs sécurisés	+	Nombre de serveurs internet sécurisés pour 1 million d'habitants (IV : infrastructure numérique). Utilisée pour corriger le biais d'endogénéité.	Banque mondiale (WDI) :	IT.NET.SECR.P6).
Variables de Contrôle				
Taille	+/-	Logarithme de l'actif total. Utilisée pour contrôler les effets de dimension et réduire l'asymétrie de la distribution.	Refinitiv (Datastream).	Eikon
Market To Book Ratio	+	Ratio de la valeur de marché par rapport à la valeur comptable des capitaux propres.	Refinitiv (Datastream).	Eikon

Indicateur de la valorisation des actifs intangibles et des opportunités de croissance.				
Dépôts sur Actifs	+	Ratio de structure de financement : Total des dépôts / Actif total.	Refinitiv (Datastream).	Eikon
Capitaux sur Actifs	+	Ratio de solvabilité : Total des fonds propres / Actif total.	Refinitiv (Datastream).	Eikon
Produit Intérieur Brut (PIB)	+	Logarithme du produit intérieur brut (en valeur absolue).	Refinitiv (Datastream).	Eikon
Indice des prix à la consommation (IPC)	+/-	Logarithme de l'indice des prix à la consommation (base 100).	Refinitiv (Datastream).	Eikon

Annexe B – Récapitulatif des hypothèses

Hypothèse	Énoncé de l'hypothèse	Décision	Justification
(H1)	L'adoption de la FinTech impacte positivement la performance bancaire.	Validée.	Relation positive et significative sous différents modèles et tests de robustesses.
(H2)	Les banques adoptant la FinTech sont plus résilientes en période de crise.	Validée.	L'interaction 'Robo-Advisor × Crise' suggère que les banques adoptant la FinTech ont mieux préservé leur marge durant la crise COVID-19.
(H3)	L'impact positif de l'adoption de la FinTech sur la performance bancaire est plus marqué dans les pays de tradition de <i>common law</i> (Royaume-Uni, et Canada majoritairement <i>common law</i> avec composante de droit civil au Québec) que dans les pays de tradition de droit civil (France).	Validée partiellement.	L'effet est le plus fort au Royaume-Uni, présent en France, non significatif au Canada. Cette hétérogénéité s'explique par la combinaison entre tradition juridique, structure de marché, qualité de la supervision et maturité technologique.
(H4)	L'efficacité opérationnelle médie la relation entre l'adoption de la FinTech et la performance bancaire.	Validée.	La médiation partielle indique que l'efficacité opérationnelle représente plus de la moitié de l'effet FinTech sur la performance.