



---

## La modélisation prédictive du gel précoce des nouvelles entrées en relation de la banque digitale au Maroc : Apport de l'open banking dans la réduction de l'inactivité client

### Predictive Modeling of Early Dormancy in New Digital Banking Relationships in Morocco: Contribution of Open Banking in Reducing Customer Inactivity

Rachid MAGHNIWI, Mustapha OUKASSI

Université Mohamed 5 de Rabat / FSJES Souissi / Laboratoire LARMODAD

---

**Résumé :** Cette recherche examine le phénomène de gel précoce des comptes bancaires numériques au Maroc, caractérisé par une inactivité significative dans les trois premiers mois suivant l'entrée en relation. Face aux enjeux de rentabilité et de satisfaction client que ce phénomène soulève, l'étude propose un modèle prédictif intégrant les données issues de l'open banking pour identifier et prévenir l'inactivité précoce. À travers une méthodologie mixte combinant analyse rétrospective de données transactionnelles et suivi longitudinal d'une cohorte de 150 nouveaux clients d'une banque digitale marocaine, la recherche caractérise les profils à risque et évalue la contribution marginale des données multi-bancaires dans l'amélioration des capacités prédictives. Trois approches de modélisation sont comparées : un modèle de référence utilisant uniquement les données internes de la banque, un modèle enrichi par l'open banking, et un modèle hybride avancé intégrant des techniques de deep learning. Les résultats révèlent que l'intégration des données d'open banking améliore la précision prédictive de 16,4%, offrant aux institutions financières digitales marocaines des outils opérationnels pour renforcer l'engagement client dès les premières étapes de la relation bancaire.

**Mots clés :** Open banking, banque digitale, gel de compte, modélisation prédictive, machine learning, Maroc, inactivité client

**Digital Object Identifier (DOI):** <https://doi.org/10.5281/zenodo.15224090>

---



## 1. Introduction

Le secteur bancaire marocain connaît une transformation digitale significative, avec l'émergence de banques 100% numériques qui redéfinissent fondamentalement la relation client. Dans ce contexte d'évolution rapide, ces institutions financières digitales font face à un phénomène préoccupant : le gel précoce des comptes nouvellement ouverts. Ce phénomène, distinct de la fermeture formelle, se caractérise par une inactivité significative dans les trois premiers mois suivant l'entrée en relation, générant des comptes techniquement actifs mais économiquement non rentables.

L'impact financier de cette inactivité précoce est particulièrement aigu pour les banques digitales marocaines. Le coût d'acquisition d'un nouveau client pour une banque digitale au Maroc oscille entre 500 et 800 dirhams, un investissement substantiel qui ne peut être amorti qu'à travers une relation active et durable. Par ailleurs, le modèle économique des banques digitales repose essentiellement sur le volume et la fréquence des transactions, rendant la problématique du gel précoce encore plus critique que pour les établissements traditionnels.

L'avènement récent de l'open banking au Maroc, bien que moins avancé que dans certains marchés européens ou asiatiques, ouvre de nouvelles perspectives pour comprendre et prévenir ce phénomène. En permettant, sous consentement client, l'accès à des données transactionnelles multi-établissements, l'open banking pourrait substantiellement enrichir la compréhension des comportements financiers et améliorer la capacité des banques digitales à identifier précocement les signaux d'inactivité imminente.

## 2. Objectifs de la recherche

Cette étude poursuit trois objectifs principaux : (1) caractériser et modéliser le phénomène de gel précoce des entrées en relation digitales au Maroc en identifiant ses déterminants comportementaux et contextuels, (2) développer un modèle prédictif intégrant les données d'open banking pour anticiper le risque d'inactivité dans les 90 premiers jours, et (3) évaluer quantitativement la contribution marginale des données multi-bancaires dans l'amélioration des capacités prédictives par rapport aux approches traditionnelles.

## 3. Problématique

La problématique centrale de cette recherche s'articule autour de la question suivante : dans quelle mesure l'intégration des données issues de l'open banking permet-elle d'améliorer la prédiction du risque de gel précoce des comptes bancaires digitaux au Maroc, et quelles stratégies d'intervention peuvent en découler ?

Cette question principale se décline en plusieurs interrogations secondaires :

- Quels sont les indicateurs précoces les plus significatifs de l'inactivité imminente dans un contexte digital ?
- Comment ces indicateurs varient-ils selon les segments de clientèle ?
- Quelle valeur ajoutée l'open banking apporte-t-il dans la détection de ces signaux par rapport aux données internes traditionnelles ?

## 4. Hypothèses

Sur la base de la littérature existante et des observations préliminaires du secteur, cette recherche formule trois hypothèses principales :

H1 : Les données comportementales digitales des 30 premiers jours permettent de prédire avec une précision significative (>70%) le risque de gel de compte à 90 jours.

H2 : L'intégration des données issues de l'open banking améliore la capacité prédictive des modèles traditionnels d'au moins 15% en termes d'aire sous la courbe ROC.

H3 : Les motifs d'inactivité dans les relations bancaires digitales varient significativement selon les segments sociodémographiques et les profils d'utilisation initiale, nécessitant des stratégies d'intervention différenciées.

## 5. Revue de littérature

La littérature sur l'inactivité des comptes bancaires digitaux s'inscrit dans un champ plus large d'études sur la rétention client et le comportement financier numérique. Trois courants de recherche convergent pour éclairer notre problématique : les études sur l'attrition bancaire digitale, les recherches sur l'adoption des services financiers numériques, et les travaux récents sur l'apport de l'open banking à l'analyse comportementale.

Dans le domaine de l'attrition bancaire digitale, les travaux de Benslimane et Lachgar (2020) ont établi que le taux d'abandon des services bancaires numériques au Maroc est significativement plus élevé que celui des services traditionnels, particulièrement dans les 100 premiers jours d'utilisation. Ce constat a été affiné par Kamali et Benhida (2022), qui distinguent plusieurs niveaux de désengagement client digital, depuis la réduction d'utilisation jusqu'à l'abandon complet. Dans le contexte marocain, El Haitami et Zaim (2021) ont souligné l'importance critique des trois premiers mois dans l'établissement des habitudes d'utilisation des services bancaires numériques, identifiant cette période comme déterminante pour la pérennité de la relation.

Les recherches sur l'adoption des services financiers numériques apportent un éclairage complémentaire. Le modèle d'acceptation technologique (TAM) appliqué aux services bancaires digitaux par Benkirane (2022) identifie l'utilité perçue et la facilité d'utilisation comme déterminants fondamentaux de l'adoption durable. L'étude longitudinale d'Amrani et Fadili (2021) sur l'adoption de la banque numérique au Maroc révèle des taux d'abandon significatifs après l'initiation des services, attribuables principalement à des attentes non satisfaites et à des frictions d'usage non résolues. Ces travaux soulignent l'importance d'une approche proactive dans la gestion des premières expériences client digitales.

Le troisième courant concerne l'apport de l'open banking à l'analyse comportementale. Les travaux de Boukhriss et al. (2023) en contexte européen démontrent que l'accès aux données transactionnelles multi-établissements permet une compréhension substantiellement plus fine des comportements financiers numériques et des besoins client. Leur modèle prédictif intégrant des données d'open banking pour anticiper l'attrition digitale affiche une amélioration de 18,7% de la capacité prédictive par rapport aux modèles traditionnels. Cependant, l'adaptation de ces approches au marché marocain, caractérisé par une pénétration plus récente de l'open banking et des spécificités culturelles dans le rapport aux services financiers numériques, reste peu explorée.

La présente recherche s'inscrit à l'intersection de ces trois courants, en proposant d'examiner spécifiquement le phénomène de gel précoce des comptes digitaux dans le contexte marocain et d'évaluer l'apport de l'open banking dans sa prédiction et sa prévention.

## **6. Cadre conceptuel**

Le cadre conceptuel de cette recherche repose sur une approche intégrative qui articule trois dimensions complémentaires : la temporalité du comportement bancaire digital, les signaux d'engagement/désengagement numérique, et l'écologie informationnelle du client.

La dimension temporelle distingue trois phases critiques dans l'établissement de la relation bancaire digitale : l'initiation (jours 1-30), caractérisée par la découverte et l'expérimentation des fonctionnalités numériques ; la consolidation (jours 31-60), marquée par l'établissement des premières routines d'utilisation digitale ; et l'ancrage (jours 61-90), durant laquelle se stabilisent les comportements d'usage numériques.

Les signaux d'engagement/désengagement numérique comprennent trois catégories d'indicateurs : transactionnels digitaux (fréquence, montant, diversité des opérations en ligne), relationnels digitaux (utilisation des différentes fonctionnalités de l'application, temps passé sur l'interface), et émotionnels (satisfaction exprimée via les outils digitaux, notation de l'application).

L'écologie informationnelle du client, concept central pour l'apport de l'open banking, prend en compte la position de la nouvelle relation bancaire digitale dans l'écosystème financier global du client, incluant ses relations avec d'autres institutions financières, ses habitudes de paiement multi-canaux numériques, et ses flux financiers globaux.

Ce cadre conceptuel permet d'envisager le gel de compte digital non comme un événement isolé, mais comme l'aboutissement d'un processus dynamique influencé par l'interaction entre l'offre bancaire numérique, les besoins évolutifs du client, et son environnement financier digital élargi.

## **7. Méthodologie**

### **7.1. Design de l'étude**

Cette recherche adopte une approche méthodologique mixte combinant analyse rétrospective de données transactionnelles digitales et suivi longitudinal prospectif. Le design global est celui d'une étude observationnelle de cohorte sur une période de 6 mois, avec une attention particulière aux 90 premiers jours suivant l'entrée en relation numérique.

L'étude se déroule en trois phases : (1) une phase préliminaire d'analyse rétrospective sur des données historiques anonymisées pour identifier les patterns d'inactivité digitale et affiner les hypothèses, (2) une phase principale de suivi de cohorte pour collecter les données primaires et développer les modèles prédictifs, et (3) une phase d'évaluation pour tester l'efficacité des stratégies d'intervention numériques dérivées des modèles.

### 7.2. Échantillon et collecte de données

La population cible comprend les nouveaux clients ayant établi une relation bancaire digitale avec une banque 100% numérique marocaine entre janvier et mars 2025. L'échantillon de cette étude est constitué de 150 nouveaux clients, sélectionnés selon une stratégie d'échantillonnage stratifié avec allocation proportionnelle selon trois dimensions principales : tranche d'âge, niveau d'éducation, et canal d'acquisition (réseaux sociaux, référencement, campagnes digitales).

Cet échantillon, bien que de taille modeste, a été dimensionné pour permettre des analyses statistiques robustes tout en restant gérable dans le cadre d'un suivi longitudinal intensif incluant des données d'open banking, qui nécessitent un consentement explicite et un processus de collecte plus complexe. La puissance statistique a été calculée pour détecter une différence de 15% dans les taux de gel avec un niveau de confiance de 90%.

La collecte de données mobilise trois sources principales :

1. Données transactionnelles digitales : extraites des systèmes d'information de la banque partenaire, incluant l'historique complet des opérations numériques, l'utilisation des fonctionnalités de l'application, et les produits souscrits en ligne.
2. Données d'open banking (sous consentement) : obtenues via les APIs d'agrégation de comptes, couvrant les transactions avec d'autres institutions, les comportements de paiement multi-établissements, et les flux financiers globaux.
3. Données d'enquête : recueillies via des questionnaires digitaux à trois moments (ouverture du compte, J+30, J+90) pour évaluer les attentes, l'expérience, et la satisfaction client.

**Tableau 1.** Caractéristiques de l'échantillon

Caractéristiques	Nombre	Pourcentage
<b>Tranche d'âge</b>		
18-25 ans	45	30%
26-35 ans	60	40%
36-45 ans	30	20%
+46 ans	15	10%
<b>Genre</b>		
Hommes	87	58%
Femmes	63	42%
<b>Niveau d'éducation</b>		
Secondaire	18	12%
Bac +2/+3	69	46%
Bac +5 et plus	63	42%
<b>Canal d'acquisition</b>		
Réseaux sociaux	72	48%
Référencement	45	30%
Campagnes digitales	33	22%
<b>Total</b>	150	100%

Source : Auteur

### 7.3. Spécification du modèle

Pour prédire le risque de gel de compte digital, trois approches de modélisation complémentaires sont développées et comparées :

1. **Modèle de référence (M1)** : Régression logistique multivariée utilisant uniquement les données internes de la banque digitale. Ce modèle s'exprime formellement comme suit :

$$P(Y_i=1|X_i)=\frac{1}{1+e^{-(\beta_0+\sum_{j=1}^k\beta_jX_{ij})}}P(Y_i=1|X_i)=\frac{1}{1+e^{-(\beta_0+\sum_{j=1}^k\beta_jX_{ij})}}$$

Où  $Y_i$  représente le statut du compte digital  $i$  (1 pour gelé, 0 pour actif),  $X_{ij}$  les  $j$  variables prédictives internes, et  $\beta_j$  les coefficients estimés.

2. **Modèle enrichi par l'open banking (M2)** : Ensemble learning combinant Random Forest et XGBoost avec les données transactionnelles multi-banques. La probabilité de gel est estimée par :

$$P(Y_i=1|X_i,Z_i)=\alpha \cdot RF(X_i,Z_i)+(1-\alpha) \cdot XGB(X_i,Z_i)P(Y_i=1|X_i,Z_i)=\alpha \cdot RF(X_i,Z_i)+(1-\alpha) \cdot XGB(X_i,Z_i)$$

Où  $RF$  et  $XGB$  sont respectivement les probabilités estimées par Random Forest et XGBoost,  $Z_i$  représente les variables d'open banking, et  $\alpha$  est un paramètre de pondération optimisé.

3. **Modèle hybride avancé (M3)** : Architecture de deep learning LSTM (Long Short-Term Memory) pour capturer les dépendances temporelles dans les séquences d'activités digitales. Ce modèle est formalisé comme :

$$h_t=LSTM(x_t,h_{t-1})h_t=LSTM(x_t,h_{t-1})$$

$$P(Y_i=1|X_i,Z_i)=\sigma(W \cdot h_T + b)P(Y_i=1|X_i,Z_i)=\sigma(W \cdot h_T + b)$$

Où  $h_t$  est l'état caché à l'instant  $t$ ,  $x_t$  le vecteur de caractéristiques à  $t$ ,  $\sigma$  la fonction sigmoïde, et  $W$  et  $b$  les paramètres à optimiser.

### 7.4. Définition et mesure des variables

La variable dépendante, le gel de compte digital, est opérationnalisée selon des critères précis. Un compte est considéré comme "gelé" lorsque l'une des conditions suivantes est remplie pendant une période consécutive de 30 jours dans les 90 premiers jours suivant l'entrée en relation : absence totale de connexions à l'application, absence totale de transactions sortantes initiées par le client, réduction de plus de 90% du volume transactionnel digital par rapport aux 30 premiers jours, ou solde moyen inférieur à 10% du dépôt initial sans transactions.

Les variables indépendantes sont regroupées en quatre catégories :

1. Variables sociodémographiques : âge, genre, niveau d'éducation, profession, revenu mensuel.
2. Variables comportementales digitales internes : fréquence des connexions à l'application, durée moyenne des sessions, fréquence des transactions digitales, montant moyen des opérations numériques, diversité des fonctionnalités utilisées, taux d'utilisation des différents modules de l'application.
3. Variables d'open banking : existence de comptes dans d'autres institutions, répartition des flux financiers entre institutions, comportements transactionnels digitaux externes, variation des soldes multi-banques.
4. Variables contextuelles : canal d'acquisition, environnement digital (type d'appareil utilisé, système d'exploitation), moment de la journée pour les principales interactions.

**Tableau 2.** Définition et mesure des principales variables

Variable	Définition	Mesure	Source
<b>Variable dépendante</b>			
Gel de compte digital	Inactivité significative dans les 90j	Variable binaire (1=gelé, 0=actif)	Données transactionnelles
<b>Variables indépendantes</b>			
<i>Variables sociodémographiques</i>			
Âge	Âge du titulaire du compte	Années	KYC digital
Genre	Genre du titulaire	Binaire (H/F)	KYC digital
Niveau d'éducation	Niveau d'études atteint	Ordinal (3 niveaux)	KYC digital
<i>Variables comportementales digitales</i>			
Fréq_Conn_30j	Nb. de connexions à l'application dans les 30 premiers jours	Numérique	Données applicatives
Durée_Session	Durée moyenne des sessions	Minutes	Données applicatives
Fréq_Trans_30j	Nb. de transactions digitales dans les 30 premiers jours	Numérique	Données transactionnelles
Div_Fonc	Diversité des fonctionnalités utilisées	Indice (0-1)	Données applicatives
<i>Variables d'open banking</i>			
Multi_Banque	Possession de comptes dans plusieurs banques	Binaire (1=oui)	Open banking
Répart_Flux	Répartition des flux entre institutions	%	Open banking
Comp_Dig_Ext	Comportement transactionnel digital externe	Score composite	Open banking
<i>Variables contextuelles</i>			
Canal_Acq	Canal d'acquisition du client	Catégorielle	Données CRM
Type_Appareil	Type d'appareil principal utilisé	Catégorielle	Données applicatives

Source : Auteur

## 8. Résultats empiriques

### 8.1. Statistiques descriptives

L'analyse descriptive révèle un taux global de gel de compte digital de 31,3% dans les 90 premiers jours suivant l'entrée en relation, un taux significativement supérieur à celui observé dans les institutions traditionnelles (estimé à 22% dans la littérature). L'examen des patterns temporels montre que 58% des cas de gel surviennent entre le 31ème et le 60ème jour, suggérant une période critique d'intervention préventive entre le premier et le deuxième mois de la relation digitale.

Les statistiques descriptives mettent en évidence plusieurs différences significatives entre les comptes digitaux actifs et gelés. Les titulaires de comptes gelés présentent une fréquence de connexion à l'application significativement plus faible dès les 15 premiers jours (3,8 connexions contre 8,2 pour les comptes actifs), une durée moyenne des sessions plus courte (2,4 minutes contre 4,7 minutes), et une diversité d'utilisation des fonctionnalités nettement réduite (0,18 contre 0,52 sur l'indice de diversité).

**Tableau 3. Statistiques descriptives des principales variables selon le statut du compte digital**

Variable	Comptes actifs (n=103)		Comptes gelés (n=47)		Test de différence
	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	p-value
Âge	32.5	8.9	28.7	7.2	0.012
Fréq_Conn_30j	8.2	4.3	3.8	2.2	<0.001
Durée_Session	4.7	2.5	2.4	1.3	<0.001
Fréq_Trans_30j	6.8	3.9	2.7	1.8	<0.001
Div_Fonc	0.52	0.18	0.18	0.11	<0.001
Multi_Banque	0.62	0.49	0.87	0.34	0.002
Répart_Flux	32.4%	18.7%	14.3%	9.8%	<0.001

Source : Auteur

Un résultat particulièrement intéressant concerne les variables d'open banking : 87% des titulaires de comptes digitaux gelés possèdent des comptes dans d'autres institutions, contre 62% pour les comptes actifs. Par ailleurs, la répartition des flux financiers révèle que les comptes gelés ne reçoivent en moyenne que 14,3% des flux financiers totaux du client, contre 32,4% pour les comptes actifs, suggérant que la multi-bancarisation avec une faible allocation des ressources financières constitue un facteur de risque majeur pour l'inactivité précoce digitale.

### 8.2. Analyse des corrélations entre les variables

L'analyse des corrélations entre les variables indépendantes révèle plusieurs associations significatives. La fréquence des connexions à l'application est fortement corrélée avec la diversité des fonctionnalités utilisées ( $r=0,72$ ,  $p<0,001$ ) et modérément avec la fréquence des transactions digitales ( $r=0,58$ ,  $p<0,001$ ). La durée moyenne des sessions présente également une corrélation positive avec la diversité fonctionnelle ( $r=0,53$ ,  $p<0,001$ ), suggérant un lien fort entre exploration de l'interface et engagement.

Les variables d'open banking montrent des corrélations modérées mais significatives avec les variables comportementales digitales internes, avec notamment une corrélation négative entre la variable Multi\_Banque et la répartition des flux ( $r=-0,64$ ,  $p<0,001$ ), confirmant une dilution de l'engagement financier en contexte de multi-bancarisation digitale.

**Tableau 4. Matrice de corrélation des principales variables indépendantes**

Variable	Âge	Fréq_Conn_30j	Durée_Session	Fréq_Trans_30j	Div_Fonc	Multi_Banque	Répart_Flux
Âge	1.00						
Fréq_Conn_30j	-0.15	1.00					
Durée_Session	0.08	0.47***	1.00				
Fréq_Trans_30j	0.11	0.58***	0.42***	1.00			
Div_Fonc	-0.09	0.72***	0.53***	0.51***	1.00		
Multi_Banque	-0.14	-0.22*	-0.18*	-0.31**	-0.27**	1.00	
Répart_Flux	0.13	0.48***	0.37***	0.52***	0.44***	-0.64***	1.00

\* $p<0.05$ , \*\* $p<0.01$ , \*\*\* $p<0.001$  Source : Auteur

### 8.3. Résultats des estimations

Les résultats des trois modèles prédictifs confirment la contribution significative des données d'open banking à l'amélioration des capacités prédictives dans le contexte des banques digitales. Le modèle de référence (M1) utilisant uniquement les données internes atteint une aire sous la courbe ROC (AUC) de 0,76, tandis que le modèle enrichi par l'open banking (M2) parvient à une AUC de 0,89, soit une amélioration de 16,4%.

Le modèle hybride avancé (M3) obtient la meilleure performance avec une AUC de 0,91, confirmant l'intérêt des architectures LSTM pour capturer les dépendances temporelles dans les comportements financiers digitaux.

L'analyse des variables les plus contributives révèle des différences notables entre les modèles. Dans le modèle de référence (M1), les facteurs prédictifs dominants sont la fréquence des connexions dans les 30 premiers jours (coefficient=-0,39,  $p<0,001$ ) et la diversité des fonctionnalités utilisées (coefficient=-0,42,  $p<0,001$ ). Dans le modèle enrichi (M2), la répartition des flux entre institutions émerge comme un prédicteur majeur, avec une importance relative de 21,7% dans le Random Forest et 24,3% dans le XGBoost.

**Tableau 5.** Performance comparative des modèles prédictifs

Métrique	M1 (Référence)	M2 (Open Banking)	M3 (Hybride)
AUC-ROC	0.76	0.89	0.91
Précision	0.72	0.83	0.86
Rappel	0.68	0.81	0.83
F1-Score	0.70	0.82	0.84
Lift à 10%	2.6	3.9	4.2

Source : Auteur

Les tests de robustesse confirment la stabilité des résultats malgré la taille modeste de l'échantillon. Les intervalles de confiance générés par bootstrapping indiquent une amélioration significative de la performance prédictive avec l'ajout des données d'open banking ( $p<0,01$ ). Par ailleurs, les analyses de sensibilité montrent que les résultats restent cohérents à travers différentes définitions du gel de compte digital, confirmant la robustesse des conclusions.

## 9. Résultats et discussion

Les résultats de cette recherche apportent plusieurs contributions significatives à la compréhension et à la prévention du phénomène de gel précoce des comptes bancaires digitaux au Maroc.

Premièrement, l'étude confirme l'hypothèse H1 en démontrant que les données comportementales digitales des 30 premiers jours permettent effectivement de prédire le risque de gel à 90 jours avec une précision supérieure à 70% (précision de 72% pour le modèle M1).

Ce résultat souligne l'importance cruciale des premières interactions digitales dans l'établissement d'une relation bancaire durable et ouvre la voie à des interventions préventives dès le premier mois.

L'hypothèse H2 est également validée, avec une amélioration de 16,4% de la capacité prédictive (mesurée par l'AUC) grâce à l'intégration des données d'open banking. Cette contribution substantielle démontre la valeur ajoutée d'une vision multi-bancaire des comportements financiers pour anticiper l'inactivité précoce digitale. L'émergence de la répartition des flux entre institutions comme prédicteur majeur dans le modèle M2 illustre concrètement cette valeur ajoutée : les clients qui n'allouent qu'une faible proportion de leurs flux financiers à la nouvelle banque digitale présentent un risque significativement plus élevé de gel précoce.

Concernant l'hypothèse H3, l'analyse de sous-groupes confirme la variabilité des motifs d'inactivité selon les segments, avec des différences significatives entre tranches d'âge et profils d'utilisation initiale. Notamment, les jeunes clients (18-25 ans) présentent un profil de risque distinct, caractérisé par une exploration initiale intensive (nombreuses connexions dans les 7 premiers jours) suivie d'un désengagement rapide si certaines fonctionnalités clés ne correspondent pas à leurs attentes. Cette segmentation des profils de risque souligne la nécessité de stratégies d'intervention différenciées plutôt qu'une approche uniforme.

Au-delà de la validation des hypothèses, cette recherche apporte un éclairage nouveau sur les mécanismes sous-jacents du gel précoce dans le contexte spécifique des banques digitales marocaines. Trois enseignements majeurs émergent. Premièrement, la relation entre l'exploration fonctionnelle initiale et l'engagement durable suggère que la qualité de l'onboarding digital constitue un déterminant critique de la pérennité de la relation. Deuxièmement, l'importance de la répartition des flux entre institutions souligne que la conquête de la position de "banque principale" reste un enjeu stratégique même dans l'univers digital. Troisièmement, les signaux précoces d'inactivité imminente (réduction de la fréquence des connexions, diminution du temps de session, restriction des

fonctionnalités utilisées) sont détectables dès les premiers signes de désengagement, offrant une fenêtre d'intervention préventive.

Sur le plan théorique, ces résultats enrichissent la littérature sur l'adoption et l'abandon des services financiers numériques en introduisant la notion de "trajectoire d'engagement digital", caractérisée par des phases distinctes et des points de basculement identifiables. Sur le plan managérial, ils offrent aux banques digitales marocaines des leviers d'action concrets pour prévenir le gel précoce, notamment à travers l'amélioration de l'expérience d'onboarding, le développement de stratégies de "part de portefeuille", et la mise en place de systèmes d'alerte précoce basés sur les indicateurs comportementaux identifiés.

Il convient toutefois de souligner certaines limites de cette étude. La taille modeste de l'échantillon (150 clients), bien que suffisante pour des analyses statistiques robustes, pourrait limiter la généralisation des résultats à l'ensemble du marché marocain. Par ailleurs, la période d'observation de six mois, bien qu'appropriée pour étudier le phénomène de gel précoce, ne permet pas d'évaluer les comportements de réactivation potentiels sur le long terme. Enfin, l'utilisation des données d'open banking, conditionnée au consentement explicite des clients, pourrait introduire un biais de sélection qu'il conviendrait d'explorer dans des recherches futures.

## 10. Conclusion

Cette recherche a exploré le phénomène de gel précoce des nouvelles entrées en relation dans le contexte spécifique de la banque digitale au Maroc, en évaluant l'apport des données d'open banking dans la prédiction et la prévention de ce phénomène. À travers une méthodologie mixte et trois approches de modélisation complémentaires, elle a permis d'identifier les facteurs prédictifs de l'inactivité précoce et de démontrer la contribution significative des données multi-bancaires à l'amélioration des capacités prédictives.

Les résultats confirment les trois hypothèses initiales et mettent en lumière l'importance de quatre dimensions clés dans la prévention du gel précoce : la qualité de l'expérience d'onboarding digital, la diversité fonctionnelle dans l'utilisation de l'application, la position relative de la banque digitale dans l'écosystème financier global du client, et la détection précoce des signaux de désengagement. Ces enseignements ouvrent la voie à des stratégies d'intervention différenciées selon les profils de risque, avec un potentiel d'amélioration significatif des taux de rétention et d'engagement.

Sur le plan théorique, cette recherche contribue à la littérature sur les comportements bancaires digitaux en proposant un cadre conceptuel intégratif qui articule temporalité, signaux d'engagement et écologie informationnelle.

Sur le plan pratique, elle offre aux institutions financières digitales marocaines des outils opérationnels pour renforcer l'engagement client dès les premières étapes de la relation bancaire, contribuant ainsi à la construction d'un écosystème financier digital plus performant et durable au Maroc.

Les recherches futures pourraient approfondir ces résultats en étendant l'échantillon à plusieurs banques digitales, en allongeant la période d'observation pour capturer les comportements de réactivation, et en explorant l'efficacité comparative de différentes stratégies d'intervention préventive. Par ailleurs, l'intégration de données comportementales plus granulaires sur l'utilisation de l'application (parcours de navigation, interactions avec les fonctionnalités) pourrait enrichir encore la compréhension des mécanismes de désengagement digital et affiner les capacités prédictives des modèles.

## REFERENCES

- [1] Amrani, L., & Fadili, Y. (2021). Adoption et abandon des services bancaires numériques au Maroc : Une étude longitudinale. *Revue Marocaine de Recherche en Management et Marketing*, 15(2), 45-67.
- [2] Atemnkeng, J., & Mbang, P. (2023). Digital banking adoption factors in emerging African markets: Evidence from North Africa. *Journal of Financial Services Marketing*, 27(3), 178-195.
- [3] Benkirane, S. (2022). Application du modèle d'acceptation technologique aux services bancaires digitaux marocains. *Journal of Digital Banking*, 8(3), 218-237.
- [4] Benslimane, K., & Lachgar, M. (2020). Analyse comparative des taux d'attrition entre services bancaires traditionnels et numériques au Maghreb. *International Journal of Bank Marketing*, 38(5), 1097-1118.
- [5] Boukhrih, H., Marti, E., & Johnson, R. (2023). Open banking data in digital banking attrition prediction: A European perspective. *Journal of Financial Services Marketing*, 28(1), 52-68.

- [6] Chakraborty, S., & Sengupta, K. (2022). Customer dormancy prediction in digital financial services: A machine learning approach. *Journal of Financial Services Research*, 62(1), 76-98.
- [7] Dadzie, K. Q., & El Fakir, A. (2024). Open banking in North Africa: Regulatory frameworks and implementation challenges. *Journal of Banking Regulation*, 25(1), 42-63.
- [8] Deloitte. (2022). *Digital Banking Maturity Study 2022: Middle East and North Africa Focus*. Deloitte Digital Banking Report.
- [9] El Ghazali, Y., & Bennouna, G. (2023). Les facteurs de résistance à l'adoption des néobanques au Maroc : une approche par la théorie de la diffusion des innovations. *Finance & Banque Digitale*, 4(2), 112-134.
- [10] El Haitami, A., & Zaim, F. (2021). Les déterminants de l'engagement précoce dans les services bancaires numériques au Maroc. *Finance & Stratégies*, 12(4), 83-99.
- [11] Fosso Wamba, S., & Queiroz, M. M. (2023). Open banking and digital transformation in African banking: Opportunities and challenges. *Journal of Global Information Management*, 31(2), 1-18.
- [12] Gaouar, N., Ramzi, T., & Elbaz, A. M. (2023). Antécédents et conséquences de l'expérience client omnicanale dans le secteur bancaire marocain. *Revue Internationale de Management et de Stratégie*, 15(1), 56-77.
- [13] Kamali, M., & Benhida, J. (2022). Niveaux de désengagement dans les services financiers digitaux : Taxonomie et implications. *Journal of Financial Services Research*, 61(2), 189-214.
- [14] KPMG. (2023). *Rapport sur la transformation numérique du secteur bancaire au Maghreb 2023*. KPMG Financial Services.
- [15] Kumar, A., & Ayadi, R. (2022). Financial inclusion through digital banking: Evidence from North African countries. *Journal of Research in Emerging Markets*, 4(3), 67-89.
- [16] Malhotra, P., & Singh, B. (2023). Determinants of customer inactivity in mobile banking: A cross-country analysis of emerging markets. *International Journal of Bank Marketing*, 41(1), 63-86.
- [17] McKinsey & Company. (2024). *The future of digital banking in the Middle East and North Africa*. McKinsey Global Banking Report.
- [18] Mezghani, K., & Ayadi, N. (2022). Modélisation de l'abandon des services bancaires mobiles dans les pays du Maghreb : Une application du modèle UTAUT étendu. *Systèmes d'Information et Management*, 27(1), 41-67.
- [19] Reichheld, F. F., & Sasser, W. E. (1990). Zero defections: Quality comes to services. *Harvard Business Review*, 68(5), 105-111.
- [20] Sahut, J. M., & Gharbi, S. (2023). La transformation digitale du secteur bancaire marocain : défis et perspectives. *Revue Marocaine de Finance et Économie*, 7(2), 148-172.
- [21] Tarhini, A., Alalwan, A. A., & Al-Qirim, N. (2023). Facteurs d'adoption de l'open banking dans les pays arabes : Une méta-analyse. *Technologies de l'Information et Société*, 35(3), 221-245.
- [22] World Bank. (2023). *Digital Financial Services in North Africa: Progress and Roadblocks*. World Bank Group Financial Sector Advisory Center.
- [23] Zerhouni, M., & El Moussaoui, H. (2022). L'effet de l'éducation financière sur l'utilisation des services bancaires numériques au Maroc. *Revue Économique et Managériale*, 9(1), 93-114.
- [24] Zidani, S., & Mora, F. (2024). Prédiction de l'inactivité client dans les services financiers digitaux: Une approche par l'intelligence artificielle. *International Journal of AI in Business*, 5(2), 135-152.