

L'impact du risque opérationnel sur l'expérience client

The impact of operational risk on customer experience

Said TAHIRI ALAOUI, (Chercheur)

Lauréat Master Management des Organisations Financières et Bancaires

Ecole Nationale de Commerce et de Gestion

Université Ibn Tofail, Maroc

Adresse de correspondance :	Ecole Nationale de Commerce et de Gestion, B.P.1420 Kénitra Maroc. +212 5 37 32 94 21/22
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude et ils sont responsables de tout plagiat dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	TAHIRI ALAOUI, S. (2024). L'impact du risque opérationnel sur l'expérience client. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 5(8), 358-376. https://doi.org/10.5281/zenodo.13372556
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: June 14, 2024

Accepted: August 20, 2024

International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME

ISSN: 2658-8455

Volume 5, Issue 8 (2024)

L'impact du risque opérationnel sur l'expérience client

Résumé

Dans le secteur financier dynamique, les banques cherchent activement à cultiver la fidélité de leurs clients pour garantir une création de valeur durable. Cette démarche nécessite une harmonisation précise entre la rétention client et une gestion proactive des risques, une responsabilité omniprésente à toutes les étapes de la gestion bancaire. La gestion des risques guide la stratégie opérationnelle, surveillant continuellement les processus pour détecter et rectifier les erreurs tout en assurant la conformité aux normes financières post-opérationnelles. Cette approche intégrée permet aux banques non seulement de maintenir la satisfaction client, mais aussi de renforcer leur résilience face aux fluctuations du marché financier.

Pour analyser plus en profondeur l'impact spécifique du risque opérationnel sur la satisfaction des clients, nous avons adopté une méthodologie rigoureuse. Nous avons d'abord utilisé la simulation Monte Carlo pour générer 341 scénarios potentiels, suivie d'une analyse détaillée des résultats à travers une régression logistique ajustée selon le modèle de Firth. Cette approche statistique avancée a clairement démontré que le risque opérationnel exerce une influence significative sur la satisfaction des clients. Les conclusions soulignent l'impératif pour les banques de gérer efficacement les risques opérationnels afin de maintenir la confiance et la fidélité de leur clientèle, essentielles à leur performance à long terme dans un environnement financier complexe et incertain. Cette capacité à anticiper et à atténuer les risques opérationnels contribue ainsi à renforcer la position des banques sur le marché et à soutenir leur croissance durable dans un contexte économique en constante évolution.

Mots-clés : Risque opérationnel ; risque financier ; réglementation prudentielle.

Classification JEL : G21, G28, G32.

Type de l'article : Recherche empirique.

Abstract

In the dynamic financial sector, banks are actively striving to cultivate customer loyalty as a cornerstone for ensuring sustainable value creation. This strategic endeavor hinges on finely tuning the balance between retaining clients and proactively managing risks—a pervasive responsibility throughout all facets of banking operations. Risk management plays a pivotal role in shaping operational strategies, continuously monitoring processes to detect and rectify errors, and ensuring adherence to stringent post-operational financial standards. This integrated approach not only serves to maintain high levels of customer satisfaction but also fortifies banks against the inherent volatilities of the financial market.

To deepen our understanding of how operational risk specifically impacts customer satisfaction, we undertook a rigorous methodology. Initially, we utilized Monte Carlo simulations to generate 341 of potential scenarios. Subsequently, a meticulous analysis of these scenarios was conducted using logistic regression adjusted according to the Firth model. This sophisticated statistical approach conclusively demonstrated the significant influence of operational risk on customer satisfaction. The findings underscore the critical necessity for banks to adeptly manage operational risks to uphold and enhance customer trust and loyalty—vital components for sustained performance in an intricate and uncertain financial landscape. Furthermore, this proactive management of operational risks not only mitigates potential pitfalls but also enhances banks' competitive positioning in a constantly evolving economic environment. By bolstering resilience and responsiveness, banks can effectively navigate challenges and capitalize on opportunities, thereby supporting their long-term growth and stability. Ultimately, this strategic foresight and capability to manage operational risks effectively are pivotal in reinforcing banks' market standing and fostering enduring relationships with clients amidst the dynamic complexities of the financial sector.

Keywords: Operational risk; financial risk; prudential regulation; banking performance.

JEL Classification: G21, G28, G32.

Paper Type : Empirical Research.

1. Introduction

Une banque est un établissement dont l'activité principale consiste à accorder des prêts et à recevoir des dépôts du public (Freixas & Rochet, 2008). La capacité d'une banque à mobiliser des fonds peut représenter un avantage concurrentiel majeur, car elle influe directement sur le montant des crédits que la banque peut accorder. Selon le modèle (Diamond & Dybvig 1983), les banques attirent des dépôts à court terme en offrant une garantie de liquidité, ce qui leur permet ensuite de distribuer des crédits à long terme. Dans ce contexte, chaque institution financière cherche à fidéliser sa clientèle en fournissant un service bancaire de haute qualité, notamment aux clients potentiels qui pourraient déposer des fonds importants, tels que les entreprises. Ainsi (Walsh, al, 2004) définissent le marketing relationnel comme les actions entreprises par les banques pour attirer, interagir avec et fidéliser des clients plus rentables ou fortunés.

Cependant, une tendance émergente montre que la plupart des clients ne cherchent pas à établir des relations étroites, rendant celles-ci rares dans le secteur bancaire de détail, surtout avec l'augmentation de l'utilisation des équipements en libre-service (O'Loughlin, 2004). Par conséquent, le risque opérationnel constitue un obstacle majeur à la garantie d'une relation durable avec les clients. Le risque opérationnel est une notion importante dans l'activité bancaire. Sa gestion et sa maîtrise constituent une source de création de valeur (Tahiri & Yerrou, 2018). Avec l'évolution de l'environnement économique, ces risques sont devenus inévitables pour les banques, notamment avec l'accroissement des volumes de transactions (Alfadhil & Alabdullah, 2016 ; Alabdullah & Ahmed, 2018 ; Alabdullah, Ahmed, & Abushammala, 2020). La gestion de ces risques est désormais considérée comme un enjeu central pour les institutions financières, en particulier pour les banques (Ahmed, Alabdullah, Shaharudin, & Putri, 2020). Dans un environnement de plus en plus compétitif, la qualité du service, la satisfaction des clients et une gestion efficace des risques opérationnels sont devenues essentielles (Fernando, & Saravannan, 2021 ; Shaharudin, Fernando, Ahmed, & Shahudin, 2020 ; Mohter, & Fernando, 2020).

Dans le cadre de ce travail, nous cherchons à expliquer la relation entre le risque opérationnel et son influence sur la satisfaction des clients, formulée par la problématique suivante : Dans quelle mesure les incidents liés au risque opérationnel contribuent-ils à l'insatisfaction des clients au sein du centre des affaires de la Banque Populaire ?

Afin de traiter cette problématique, une approche conceptuelle a été adoptée pour comprendre l'impact de ce risque sur la satisfaction des clients. La structure de cet article est la suivante : la section 2 offre une revue de la littérature en lien avec la prise en compte du risque opérationnel dans le dispositif prudentiel de gestion des risques, les différentes approches de quantification du risque opérationnel, et la relation entre le risque opérationnel et la satisfaction des clients. La section 3 détaille la méthodologie de recherche, en couvrant la procédure de sélection de l'échantillon, la mesure des variables dépendantes et indépendantes principales, ainsi que la spécification du modèle. La section 4 présente les résultats empiriques, incluant les principaux résultats, les tests de robustesse et les analyses supplémentaires. Enfin, la section 5 conclut l'article en discutant des implications des résultats pour la gestion du risque opérationnel dans le secteur bancaire.

Dans ce sens, ce travail empirique a permis de tester les hypothèses suivantes :

- H1 : Les erreurs de traitement des opérations en agence présentent un niveau de gravité supérieur à celui des pannes du système informatique sur la satisfaction des clients.
- H2 : Les erreurs de traitement des opérations en agence présentent un niveau de gravité inférieur à celui des pannes du système informatique sur la satisfaction des clients.

- H3 : Les erreurs de traitement des opérations en agence présentent un niveau de gravité équivalent à celui des pannes du système informatique en ce qui concerne la satisfaction des clients.
- H4 : Étant donné que les systèmes MNS et PORTAIL sont interconnectés, une panne aura un degré de gravité élevé sur la satisfaction des clients si elle commence par le PORTAIL.
- H5 : Étant donné que les systèmes MNS et PORTAIL sont interconnectés, une panne aura un degré de gravité élevé sur la satisfaction des clients si elle commence par le MNS.
- H6 : En raison de l'interconnexion entre les systèmes MNS et PORTAIL, une panne de l'un ou l'autre aura le même impact sur la gravité de la satisfaction des clients, qu'elle commence par MNS ou PORTAIL.

2. Le cadre conceptuel de la quantification du risque opérationnel bancaire.

Depuis 1988, la gestion des risques au sein des institutions bancaires était principalement axée sur le risque de crédit. À partir de 1995, le risque de marché est également devenu une préoccupation majeure. À cette époque, le risque opérationnel était défini comme englobant tous les risques autres que ceux liés au crédit et au marché. L'introduction de Bâle II en 2004 a marqué une étape significative, officialisant le risque opérationnel comme une catégorie distincte de risque bancaire. À ce moment-là, le risque opérationnel était défini comme la possibilité de subir des pertes dues à des processus internes, des personnes ou des systèmes inadéquats ou défaillants, ainsi qu'à des événements externes. Cette définition incluait le risque juridique tout en excluant les risques stratégiques et de réputation.

En raison de l'ambiguïté entourant la définition du risque opérationnel, le Comité de Bâle a proposé sept facteurs de risque opérationnel : la fraude interne (pertes dues à des actes frauduleux impliquant des parties internes), la fraude externe (pertes causées par des tiers), les pratiques d'emploi et la sécurité sur le lieu de travail (pertes liées aux lois sur l'emploi, la santé et la sécurité), les pratiques liées aux clients, aux produits et aux activités commerciales (pertes dues à des manquements professionnels ou à des défauts de produits), les dommages aux actifs physiques (pertes causées par des catastrophes naturelles), les perturbations des activités et les échecs des systèmes (pertes liées à des interruptions de systèmes), et l'exécution, la livraison et la gestion des processus (pertes dues à des défaillances dans la gestion des transactions ou des processus).

2.1. La prise en compte du risque opérationnel dans le dispositif prudentiel de gestion des risques.

Avec l'émergence de la globalisation et de l'internationalisation du système financier, les établissements bancaires ont accru leur exposition aux risques, notamment les risques bancaires qui présentent une forte corrélation. Cette évolution a entraîné une internationalisation des normes et des conditions régissant l'exercice de leurs activités. Comparativement à l'Accord de Bâle I, qui se fonde exclusivement sur une exigence quantitative de fonds propres calculée selon une méthode standard, la réforme de Bâle II introduit plusieurs innovations significatives. Cette nouvelle réglementation intègre dorénavant les risques de crédit, de marché et opérationnels dans les exigences de fonds propres, marquant ainsi la première incorporation des risques opérationnels dans le cadre du calcul du capital réglementaire. Le cadre de Bâle II est articulé selon trois piliers, le pilier I étant consacré aux exigences en fonds propres. Ce pilier présente des modifications substantielles dans le calcul du ratio de solvabilité, illustrant ainsi les principaux ajustements apportés de manière succincte et éclairante.

Initialement défini dans le cadre de Bâle I, le ratio de fonds propres, aussi connu sous le nom de ratio Cooke, était calculé en divisant les fonds propres par le risque de crédit plus le risque de marché, avec un seuil fixé à 8 %. Avec l'introduction de l'Accord de Bâle II, un nouveau ratio, le ratio McDonough, a été instauré, conservant la même méthode de calcul que le ratio Cooke tout en intégrant le risque opérationnel dans le dénominateur, et en maintenant le seuil à 8 %. L'Accord de Bâle I initialement prévoyait une méthode de calcul uniforme pour évaluer le risque, tandis que Bâle II a introduit une flexibilité accrue en permettant aux banques d'opter entre une méthode standard et des approches basées sur des notations internes ou des mesures internes (Internal Rating Based approach - IRB). En ce qui concerne le risque de crédit, Bâle I simplifiait la gestion en utilisant des catégories limitées telles que les États de l'OCDE, les banques et les prêts hypothécaires, avec des pondérations fixes (0 %, 20 %, 50 %, 100 %) basées sur le niveau de risque perçu. À l'inverse, Bâle II a élargi les catégories pour inclure les souverains indépendamment de leur appartenance à l'OCDE, diverses entités publiques, les banques multilatérales de développement, les entreprises, les crédits hypothécaires et les risques hors bilan, avec des pondérations différenciées (de 0 % à 150 %) en fonction du profil de risque spécifique de chaque catégorie. En matière de gestion du risque de marché, Bâle I se fondait sur des approches standardisées ou des modèles internes, permettant aux banques d'évaluer les fluctuations des marchés financiers. À l'introduction de Bâle II, les méthodes de calcul du risque de marché sont restées essentiellement inchangées, assurant une continuité dans l'approche de gestion des risques tout en offrant aux institutions financières la flexibilité nécessaire pour adapter leurs méthodes à leurs besoins spécifiques et à leur profil de risque. Finalement, dans le cadre du risque opérationnel, l'Accord de Bâle I ne prévoyait aucune mesure spécifique pour le prendre en compte. En revanche, l'Accord de Bâle II a introduit plusieurs approches pour évaluer ce risque. Les banques peuvent désormais choisir entre l'approche standard, l'approche de l'indicateur de base ou l'approche avancée pour mesurer le risque opérationnel. Cette évolution marque une transition significative, permettant une meilleure gestion et une évaluation plus précise des risques opérationnels dans le cadre réglementaire, comparé à l'approche initiale de Bâle I qui ne considérait pas ce type de risque de manière spécifique.

Dans le cadre du Pilier II, consacré aux Processus de surveillance prudentielle, les autorités de contrôle disposent de la possibilité d'imposer des exigences individuelles qui vont au-delà de celles établies par les méthodes proposées dans le Pilier I.

Dans le cadre du Pilier III sur la Discipline de marché, les établissements bancaires sont tenus de divulguer des informations détaillées sur la nature, l'ampleur et les stratégies de gestion de leurs risques. Le comité de Bâle exige spécifiquement que les banques allouent un capital pour couvrir leur risque opérationnel, proposant trois méthodes de calcul sans en imposer aucune : l'approche standard, qui applique un taux fixe de 15 % sur le produit net bancaire des trois dernières années ; une variante de cette approche utilisant des coefficients de pondération variés (de 12 % à 18 %) selon les lignes d'activité, et enfin, l'approche avancée, connue sous le nom "Advanced Measurement Approach" (AMA), qui laisse à chaque banque la responsabilité de développer sa propre méthode interne d'évaluation des risques opérationnels.

2.2. Les différentes approches de quantification du risque opérationnel

Les banques doivent choisir parmi trois méthodes de calcul des fonds propres pour le risque opérationnel, en fonction de leur complexité et de leur sensibilité au risque : l'approche indicateur de base, l'approche standard et les approches de mesures avancées (AMA). Elles sont encouragées à évoluer d'une méthode moins complexe vers une méthode plus sophistiquée à mesure qu'elles améliorent leurs systèmes et pratiques de gestion du risque opérationnel. Les banques

internationales ou exposées à un risque opérationnel important sont incitées à utiliser des méthodes plus avancées adaptées à leur profil de risque, avec la possibilité de combiner différentes approches sous certaines conditions, sous réserve d'approbation préalable des autorités de régulation pour tout changement de méthode.

L'approche indicateur de base pour le calcul des fonds propres liés au risque opérationnel implique que les banques doivent maintenir des fonds propres équivalant à une proportion fixe (alpha, 15%) du produit annuel brut moyen positif sur les trois dernières années, en excluant les années où ce produit est négatif ou nul. Cette méthode, considérée comme la plus élémentaire, ne requiert pas de conditions spécifiques pour son utilisation, mais les banques doivent suivre les recommandations du Comité relatives à la gestion et à la surveillance du risque opérationnel.

Dans l'approche standard pour le calcul des exigences de fonds propres, les activités des banques sont divisées en huit lignes de métier distinctes, chacune évaluée selon son produit brut annuel. Ce produit brut sert d'indicateur approximatif du volume d'activité et du niveau d'exposition au risque opérationnel pour chaque ligne. Les exigences de fonds propres sont déterminées en multipliant le produit brut par un coefficient spécifique appelé bêta, qui est fixé par le Comité et représente la relation entre les pertes historiques attribuées au risque opérationnel et le produit brut de chaque ligne de métier. La méthode prévoit que si une ligne de métier présente des exigences de fonds propres négatives en raison d'un produit brut négatif, ces exigences peuvent compenser les exigences positives des autres lignes sans limitation. L'exigence totale de fonds propres est calculée comme la moyenne sur trois ans des sommes des exigences de fonds propres pour toutes les lignes de métier.

Les critères d'agrément pour l'utilisation de l'approche standard exigent que les banques garantissent à leur autorité de contrôle plusieurs conditions essentielles : une implication active du conseil d'administration et de la direction générale dans la surveillance du risque opérationnel, la mise en place d'un système intégré et robuste de gestion du risque opérationnel, et l'allocation adéquate de ressources au sein des principales lignes de métier et des unités de contrôle et d'audit. Avant de pouvoir appliquer cette approche pour calculer les fonds propres réglementaires, une période initiale de supervision peut être imposée. De plus, les banques internationales ou exposées à un risque opérationnel significatif doivent respecter des critères supplémentaires, incluant l'implémentation d'un système clairement défini pour la gestion du risque opérationnel, avec une surveillance continue et une validation périodique par des auditeurs externes ou l'autorité de contrôle.

Pour être agréée à utiliser les approches AMA, une banque doit garantir à son autorité de contrôle plusieurs conditions essentielles : l'implication active de son conseil d'administration et de sa direction générale dans la supervision du dispositif de gestion du risque opérationnel, la mise en place d'un système intégré et robuste de gestion du risque opérationnel, ainsi que l'allocation adéquate des ressources au sein des principales lignes de métier et des unités de contrôle et d'audit. Avant d'appliquer l'AMA pour le calcul des fonds propres réglementaires, une période initiale de suivi est requise pour évaluer la crédibilité et la pertinence de l'approche. Cette méthode exige que le système interne de mesure des pertes opérationnelles combine efficacement les données internes et externes, l'analyse de scénarios, ainsi que les spécificités de l'environnement et du contrôle interne de la banque. De plus, elle doit permettre une allocation efficace du capital économique aux différentes lignes de métier pour favoriser une gestion optimale du risque opérationnel.

Les banques doivent minutieusement enregistrer et suivre leurs données internes de pertes pour établir un système crédible de mesure du risque opérationnel. Ces données, cruciales pour comparer les estimations de risque avec les pertes réelles, nécessitent des procédures rigoureuses pour évaluer

leur pertinence et ajuster les modèles de gestion des risques en conséquence. Les banques doivent couvrir une période d'échantillonnage d'au moins cinq ans pour leurs données de pertes internes, avec une période initiale de trois ans pour les nouvelles approches. L'utilisation de données externes pertinentes et d'analyses de scénarios est également recommandée pour évaluer les pertes sévères et ajuster les modèles en fonction des événements exceptionnels et des corrélations entre risques multiples.

2.3. La relation entre le risque opérationnel et la satisfaction des clients.

Chaque banque vise à établir une relation à long terme avec ses clients afin d'assurer des profits durables et de maintenir la continuité de son cycle opérationnel. Ainsi, la satisfaction des clients joue un rôle crucial pour garantir cette relation durable. Dans ce contexte, l'étude de (Schultz & Good, 2000), indique l'interaction entre les vendeurs et leurs clients joue un rôle crucial dans le succès ou l'échec d'une organisation et la satisfaction client est un indicateur de performance essentiel (Adsit, 1996). Ainsi (Molina, 2007) explore l'impact des relations à long terme entre les clients et leur banque sur leur satisfaction. Leurs conclusions indiquent que garantir une relation durable avec la banque a un effet notable sur la satisfaction des clients envers cette dernière. Pour qu'un client soit satisfait, il doit éprouver un sentiment de contentement lors de la consommation d'un produit ou d'un service. D'après (Kotler 2003), la satisfaction implique de ressentir une sensation de contentement ou de déception et résulte d'une comparaison entre la perception de la performance (ou du résultat) d'un produit ou d'un service et les attentes initiales. Le processus interne de la banque est exposé à divers facteurs de risque opérationnel, tels que les dysfonctionnements des systèmes informatiques et les erreurs du personnel. Cela peut avoir un impact négatif sur la satisfaction des clients. Une étude menée par (Saiful & Ayu, 2019) a scruté l'interconnexion entre la gestion des risques opérationnels et les récriminations des clients dans le contexte malaisien. Les conclusions de cette investigation ont révélé une corrélation inversement significative entre les paramètres de gestion des risques opérationnels et les doléances exprimées par la clientèle. À la lumière de cette perspective, notre étude de cas se concentre principalement sur l'évaluation du risque opérationnel, en particulier les dysfonctionnements des systèmes informatiques et les erreurs humaines, ainsi que leur impact sur la satisfaction des clients au sein du centre d'affaires de la Banque Populaire.

2.4. Développement des hypothèses.

La satisfaction du client est obtenue en répondant correctement à ses demandes et attentes, et en fournissant des services conformes aux normes du marché (Jeffrey, 1998). Un client satisfait est susceptible de s'engager à court terme en utilisant les services de sa banque et à long terme en restant fidèle. Cette satisfaction, fortement influencée par la qualité perçue du service, crée une affection qui retient le client à court terme (Lakhri, 2016). (Rawan Khamis AL-Kiyumi, 2019) ont conclu que la gestion des risques opérationnels dans les banques omanaises est liée aux plaintes des clients. En conséquence, une gestion efficace des risques opérationnels influence positivement la performance globale des banques. En revanche, une gestion insuffisante des risques est associée à une relation négative. Ainsi (Rahim, 2019) ont vérifié le lien entre la gestion des risques opérationnels et les plaintes des clients en Malaisie. Les résultats de cette recherche ont révélé que les facteurs de gestion des risques opérationnels ont une association négative significative avec les plaintes des clients. Dans le cadre de notre étude, nous mesurons l'impact des risques opérationnels, spécifiquement les défaillances des systèmes informatiques et les erreurs humaines lors du traitement des opérations en agence, sur la satisfaction des clients. Nous devons considérer trois scénarios possibles, soit les défaillances des systèmes informatiques ont un impact plus grave que

les erreurs humaines sur la satisfaction des clients, soit l'inverse est vrai, ou bien les deux facteurs ont un impact équivalent. Cela nous conduit à reformuler les hypothèses suivantes :

- H1 : Les erreurs de traitement des opérations en agence présentent un niveau de gravité supérieur à celui des pannes du système informatique sur la satisfaction des clients.
- H2 : Les erreurs de traitement des opérations en agence présentent un niveau de gravité inférieur à celui des pannes du système informatique sur la satisfaction des clients.
- H3 : Les erreurs de traitement des opérations en agence présentent un niveau de gravité équivalent à celui des pannes du système informatique en ce qui concerne la satisfaction des clients.

Selon les données de l'échantillon réel, les pannes des systèmes PORTAIL et MNS sont interconnectées, c'est-à-dire qu'une panne du système MNS influencera immédiatement le système PORTAIL, et vice versa. La simulation Monte Carlo propose différents scénarios pour les pannes des systèmes PORTAIL et MNS, afin de déterminer si une panne commençant par MNS aura un impact plus fort que PORTAIL sur la satisfaction des clients, ou si l'inverse est vrai, ou encore si les deux auront le même impact. Dans ce sens, nous avons reformulé les hypothèses suivantes :

- H4 : Étant donné que les systèmes MNS et PORTAIL sont interconnectés, une panne aura un degré de gravité élevé sur la satisfaction des clients si elle commence par le PORTAIL.
- H5 : Étant donné que les systèmes MNS et PORTAIL sont interconnectés, une panne aura un degré de gravité élevé sur la satisfaction des clients si elle commence par le MNS.
- H6 : En raison de l'interconnexion entre les systèmes MNS et PORTAIL, une panne de l'un ou l'autre aura le même impact sur la gravité de la satisfaction des clients, qu'elle commence par MNS ou PORTAIL.

3. Méthodologie de recherche

3.1. Terrain et données de l'étude

La Banque Populaire est une institution bancaire de grande envergure au Maroc. Le choix de cette banque a été motivé par ma mission de stage, qui m'a permis de comprendre le processus en agence, de constater des observations, et de collecter des données pertinentes pour l'étude. Les données utilisées dans cette recherche proviennent d'incidents opérationnels liés à des pannes des systèmes informatiques (SPRINT, PORTAIL, et MNS) ainsi que des erreurs humaines dans le traitement des opérations en agence. Ces données ont été obtenues du Centre des affaires de la Banque Populaire, agence IZDIHAR.

Tableau 1 : échantillon réel correspondant aux incidences du risque opérationnel

SATISFACTION	SPRINT	PORTAIL	MNS	FAUTE
1	0	124	124	0
0	0	30	30	0
1	0	136	136	0
0	0	0	0	0
0	0	6	6	0
1	117	0	0	0
1	0	0	0	1
1	0	0	0	1
0	0	0	0	0
1	65	45	45	0

Source : Centre des affaires de la Banque Populaire, agence IZDIHAR

Le tableau ci-dessus présente les données collectées auprès du centre AL IZDIHAR de la Banque Populaire.

3.2. Modèle de recherche

À l'origine, la Banque Populaire utilisait le système d'information Portail et MNS. Cependant, elle a constaté d'importantes erreurs lors du traitement des opérations en agence sur ces systèmes. En conséquence, d'après le rapport annuel (2018) de la Banque populaire, la direction supérieure a décidé de lancer un nouveau système d'information appelé SPRINT dans le but de réduire le taux d'erreurs lors du traitement des opérations sur le système.

Jusqu'à présent, les opérations traitées sur le système PORTAIL n'ont pas été entièrement transférées sur le système SPRINT. Par conséquent, la Banque Populaire n'a pas abandonné complètement le système PORTAIL, mais toutes les opérations liées aux comptes sont traitées sur celui-ci. En conséquence, nous nous retrouvons avec trois systèmes d'information pour le traitement des opérations en agence. Prenons l'exemple d'une opération de remise de chèque, cette opération nécessite un traitement sur deux systèmes : PORTAIL pour vérifier la signature du chèque et SPRINT pour retirer l'argent de la caisse. Si l'un de ces deux systèmes rencontre une panne, le client ne pourra pas être servi. Dans le cas où le client se présente à l'agence au moment d'une panne, il sera très probablement insatisfait.

Il convient de souligner que les pannes de ces deux systèmes PORTAIL et MNS sont indépendantes d'une agence à une autre. En revanche, les pannes du système SPRINT sont interdépendantes entre toutes les agences de la Banque Populaire au Maroc, ce qui signifie que si ce système tombe en panne, toutes les agences seront affectées. Par ailleurs, la variable faute désigne les erreurs attribuables au personnel dans le traitement des opérations en agence.

Lors de notre mission de stage au centre d'affaires de la Banque Populaire, nous avons remarqué que les systèmes étaient exposés au risque de panne. Ainsi, si l'un des trois systèmes tombe en panne pendant plus de 50 minutes, cela coïncidera avec au moins un client mécontent. De plus, les pannes du système PORTAIL et du système MNS ont un effet indépendant d'une agence à l'autre de la Banque Populaire, tandis que la panne du système SPRINT affecte l'ensemble des agences à l'échelle nationale.

En conséquence, quatre variables dépendantes ont été identifiées : SPRINT, PORTAIL, MNS, et FAUTE, cette dernière représentant les erreurs humaines lors du traitement des opérations en agence. La variable indépendante, quant à elle, correspond à la satisfaction des clients, mesurée comme une variable binaire indiquant si un client est satisfait ou non.

Afin d'évaluer l'impact du risque opérationnel sur la satisfaction des clients au sein de la Banque Populaire, une étude a été menée à travers l'analyse de 341 scénarios distincts. Pour estimer ces relations, des techniques avancées de modélisation logistique, notamment avec l'ajustement de Firth, ont été appliquées. Le modèle de base adopté est formulé comme suit :

- La fonction logistique :

$$\text{Logit}(p_i) = \ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 \text{SPRINT}_i + \beta_2 \text{PORTAIL}_i + \beta_3 \text{MNS}_i + \beta_4 \text{FAUTE}_i$$

où p_i est la probabilité de satisfaction pour l'observation i .

- Probabilité :

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 \text{SPRINT}_i + \beta_2 \text{PORTAIL}_i + \beta_3 \text{MNS}_i + \beta_4 \text{FAUTE}_i)}}$$

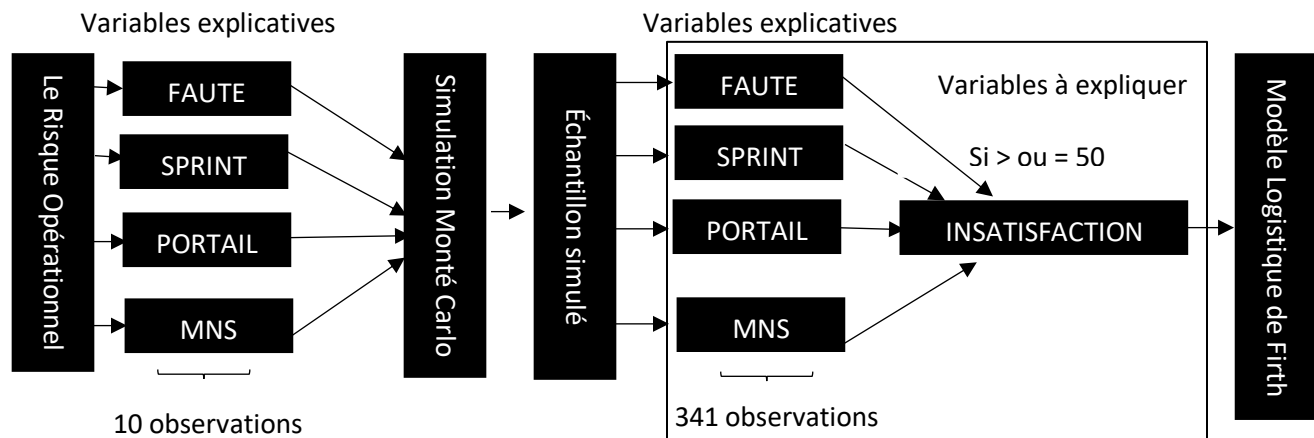
- Fonction de Score ajustée de Firth :

$$U(\beta) = \sum_{i=1}^n \left[\frac{\text{SATISFACTION}_i - p_i}{V(p_i)} + \frac{\delta_i}{2} \frac{\partial}{\partial \beta} \ln V(p_i) \right]$$

Où $V(p_i)$ est une fonction de variance utilisée pour stabiliser les estimations, et δ_i est un terme de correction introduit par Firth.

La figure ci-dessous présente un récapitulatif des variables employées dans cet exercice de modélisation, ainsi que la procédure de leur traitement.

Figure 1 : La structure conceptuelle du travail de modélisation économétrique



Source : Élaboré par l'auteur à partir de la bibliographie consultée.

3.3. Traitement des données

La variable indépendante capture la satisfaction des clients, exprimée sous forme binaire pour indiquer si un client est satisfait ou non. Dans le cadre de notre étude, toute panne de système excédant 50 minutes ou toute erreur dans le traitement d'une opération en agence est considérée comme un facteur déclenchant l'insatisfaction d'au moins un client.

Cette approche de conception de la variable indépendante pose un problème, car les variables dépendantes permettent une séparation parfaite des observations dans les catégories de la variable à expliquer. En conséquence, un modèle de régression logistique classique conduirait à des estimations infinies ou non identifiées, rendant ce modèle inapplicable dans ce contexte. C'est pourquoi il est nécessaire de recourir au modèle logistique de Firth.

En ce qui concerne les données collectées, bien que seules dix observations soient disponibles, cela ne pose pas de problème dans notre contexte, car elles servent simplement de point de départ pour simuler 341 scénarios différents à travers la méthode Monte Carlo. Les résultats simulés constitueront ainsi la base de données testée avec le modèle logistique de Firth. Pour le traitement de nos données et l'estimation du modèle, nous avons utilisé Microsoft Excel version (2016) et le logiciel R version (4.4.1).

4. Résultats et discussions

4.1. Statistiques descriptives : test de l'impact de risque opérationnel sur la satisfaction des clients.

• La démarche de la simulation Monte Carlo

Sur la base de l'échantillon réel, la probabilité de survenue d'une panne sur une période de 10 jours est estimée à 0,2 pour le système SPRINT, 0,5 pour le système PORTAIL, 0,5 également pour le

système MNS, et à 0,2 pour les erreurs de traitement des opérations sur n'importe lequel de ces systèmes (SPRINT, PORTAIL ou MNS).

Pour déterminer la probabilité de succès associée à la loi binomiale inverse, nous divisons la probabilité de l'événement survenu par le nombre de tirages ou d'observations souhaitées. Cette approche nous donne des valeurs de 0,000586 pour le système SPRINT, 0,0014662 pour le système PORTAIL, 0,0014662 pour le système MNS, et 0,000586 pour les erreurs de traitement des opérations d'agence. Ensuite, nous utiliserons la formule suivante dans Excel afin de déterminer les scénarios des jours susceptibles de voir survenir une panne du système SPRINT :

=SI(LOI.BINOMIALE.INVERSE(tirage;probabilité_succès;ALEA())>=1,1,0)

Tout d'abord, nous appliquons la fonction SI dans Excel pour transformer les résultats en une forme binaire : 1 si une panne survient, 0 sinon. Ensuite, nous utilisons la fonction de la loi binomiale inverse pour simuler les données de l'échantillon réel, en réalisant 341 tirages correspondant aux scénarios que nous souhaitons créer. La probabilité de succès associée à l'échantillon réel a déjà été calculée et s'élève à 0,000586 pour le système SPRINT. Étant donné le caractère stochastique du risque opérationnel, nous remplaçons le paramètre alpha par la fonction ALEA dans Excel, qui génère des variables aléatoires comprises entre 0 et 1.

Nous appliquerons la même méthode à chaque variable explicative, en répétant cette étape pour chacune d'entre elles, ce qui produira les résultats suivants jusqu'à 341 scénarios :

Tableau 2 : Extrait des résultats de la distribution binomiale inverse concernant la probabilité de concordance des pannes.

SPRINT	PORTAIL	MNS	FAUTE
0	0	1	0
0	0	1	0
0	0	1	0
0	1	0	0
0	1	0	0

Source : Auteur

Une fois les scénarios de concordance des pannes établis, la simulation des durées de chaque panne est nécessaire. En cas de défaillance du système, la durée moyenne estimée est d'environ 91 minutes pour le système Sprint, 68,2 minutes pour le portail, et également 68,2 minutes pour le MNS, basé sur l'échantillon réel. Les écarts-types correspondants sont de 40,27 pour Sprint, de 52,92 pour le portail, et de 52,92 pour le MNS. Pour estimer ces durées, nous appliquons la formule de la loi normale inverse comme suit :

= ABS(LOI.NORMALE.INVERSE(ALEA();espérance;écart-type))

Dans notre étude, la fonction valeur absolue d'Excel est utilisée pour transformer les variables en valeurs positives.

Tableau 3 : Extrait des résultats de la distribution normale inverse concernant la durée de la panne selon différents scénarios.

SPRINT	PORTAIL	MNS
64,76151	42,67736	69,02976
146,8537	14,18225	16,88795
64,66807	67,34465	45,22301
91,66269	91,01422	84,30966
27,58461	60,61786	1,979678
78,66713	92,30466	67,98513

Source : Auteur

Dans notre contexte, il est inconcevable d'avoir une durée négative pour les pannes système. Ensuite, nous appliquons la fonction de la loi normale inverse pour modéliser la probabilité. La fonction ALEA est utilisée pour générer différentes probabilités des scénarios, en respectant les paramètres de moyenne et d'écart-type de l'échantillon réel. L'extrait des résultats obtenus est présenté dans le tableau N°03.

La phase suivante implique la multiplication des résultats obtenus à partir de la loi binomiale inverse, représentant les périodes potentielles de panne, par la durée probable de chaque scénario, déterminée par les résultats de la loi normale inverse. Cette démarche permet d'obtenir un extrait des variables explicatives simulées.

Tableau 4 : extrait des variables explicatives simulées

SPRINT	PORTAIL	MNS	FAUTE
0	0	69,02976	0
0	0	16,88795	0
0	0	45,22301	0
0	60,61786	0	0
0	92,30466	0	0

Source : Auteur

Dans l'échantillon réel, les valeurs des variables PORTAIL et MNS sont égales, alors que dans l'échantillon simulé, elles diffèrent. Cette divergence s'explique par la multiplicité des scénarios envisagés, qui permet de déterminer si le dysfonctionnement des systèmes MNS et PORTAIL aurait la même gravité selon que le problème débute avec l'un ou l'autre des systèmes. Après avoir recueilli toutes les variables explicatives, il est crucial de définir la variable à expliquer. Dans notre étude, si l'un des trois systèmes subit une panne d'une durée égale ou supérieure à 50 minutes (selon les observations) ou en cas d'erreur lors du traitement d'une opération, cela indique qu'au moins un client sera insatisfait. Pour déterminer la variable à expliquer liée à la satisfaction des clients, nous appliquerons la formule suivante dans Excel.

=SI(sprint>=50;1;SI(portail>=50;1;SI(mns>=50;1;SI(faute=1;1;0))))

Cette fonction conditionnelle stipule que, si le système Sprint subit une panne de plus de 50 minutes, la variable est définie à 1. Sinon, on vérifie la deuxième condition : si le système Portail subit une panne de 50 minutes ou plus, la variable est également définie à 1. Si cette condition n'est pas remplie, on vérifie si le système MNS subit une panne de 50 minutes ou plus ; si oui, la variable est définie à 1. En l'absence de telles pannes, on examine la présence d'une faute dans le traitement des opérations d'agence. La variable est fixée à 1 en cas de dysfonctionnement quelconque et à 0 sinon, indiquant ainsi qu'au moins un client sera insatisfait dans le premier cas et aucun client ne le sera dans le second.

Tableau 5 : Extrait de la base de données simulée

SATISFACTION	SPRINT	PORTAIL	MNS	FAUTE
1	0	0	69,02976	0
0	0	0	16,88795	0
0	0	0	45,22301	0
1	0	60,61786	0	0
1	0	92,30466	0	0

Source : Auteur

Il est nécessaire d'ajuster la variable "faute" afin d'éliminer les événements impossibles. À cette fin, nous introduisons une nouvelle variable, "faute ajustée", qui tient compte du fait qu'il est

illogique d'avoir un défaut de traitement lorsque les trois systèmes ne fonctionnent pas simultanément. Étant donné que les opérations en agence sont principalement traitées par ces trois systèmes, nous appliquons la condition suivante pour exclure ces événements :

=SI(faute=0;0;SI(ET(sprint;portail;mns)>1;1;0))

- **Comparaison entre l'échantillon réel et l'échantillon simulé**

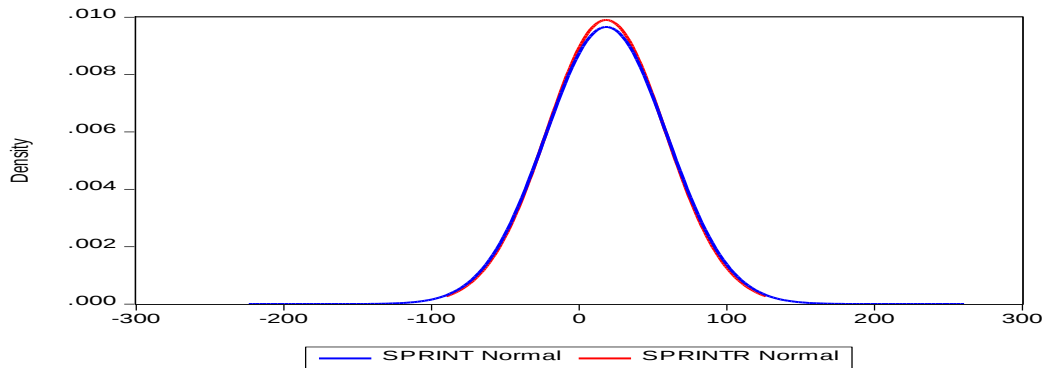
Tableau 6 : Comparaison des paramètres statistiques entre l'échantillon réel et simulé

	SPRINT	PORTAIL	MNS	FAUTE
Moyenne réelle.	18,2	34,1	34,1	0,2
Moyenne simulée.	18,2928	34,3056	33,5587	0,1876
Ecart.	-0,0928	-0,2056	0,5413	0,0124
Écart-type réel.	40,2790	52,9201	52,9201	0,4216
Écart-type simulé.	41,3875	51,9205	50,2551	0,3910
Ecart.	-1,1875	0,9996	2,665	0,0306

Source : Auteur

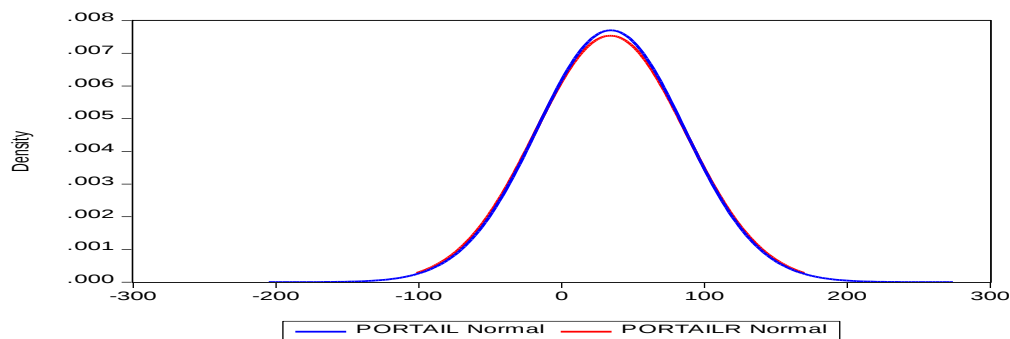
Les moyennes simulées pour SPRINT, PORTAIL, et FAUTE sont très proches des moyennes réelles, avec des écarts respectifs de -0,0928, -0,2056 et 0,0124, ce qui indique une bonne concordance. Cependant, pour MNS, l'écart est légèrement plus grand (0,5413), bien que cela reste relativement faible par rapport à la moyenne. En ce qui concerne les écarts-types, les valeurs simulées pour SPRINT et FAUTE sont assez proches des valeurs réelles, avec des écarts de -1,1875 et 0,0306 respectivement. Les écarts pour PORTAIL et MNS sont également acceptables, avec 0,9996 et 2,665 respectivement. Globalement, les différences entre les moyennes et les écarts-types simulés et réels sont minimales, indiquant que l'échantillon simulé est conforme à l'échantillon réel.

Figure 2 : Comparaison de la distribution normale entre les valeurs réelles et simulées de la variable SPRINT.



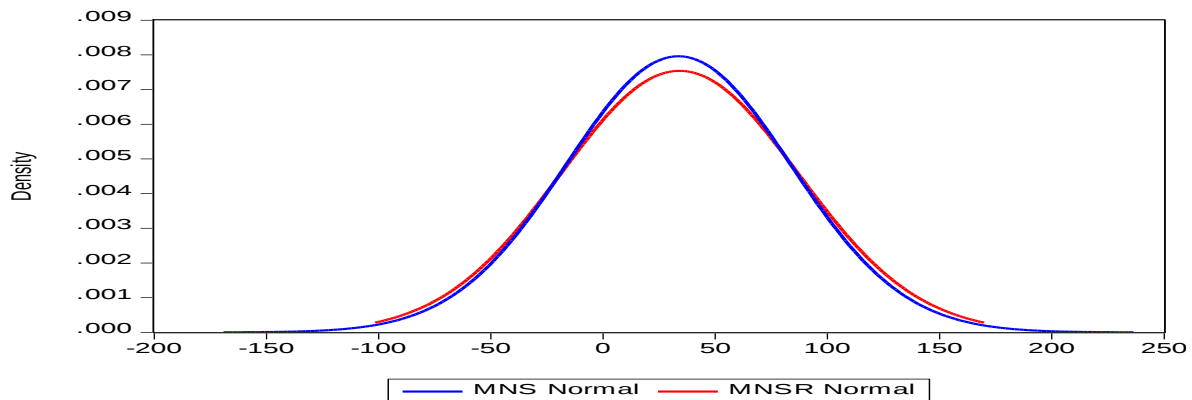
Source : EvIEWS 10

Figure 3 : Analyse comparative de la distribution entre les valeurs réelles et simulées de la variable PORTAIL.



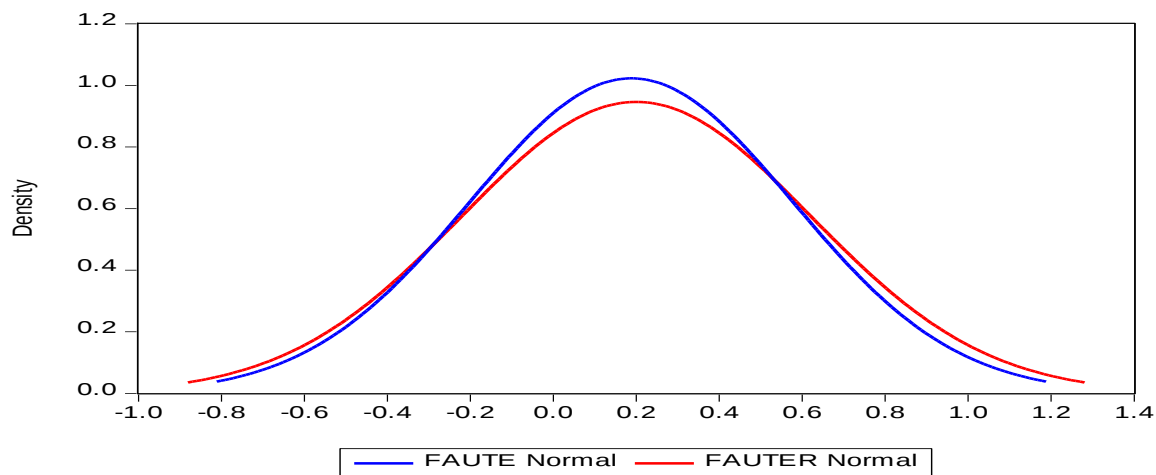
Source : EvIEWS 10

Figure 4 : Analyse comparative de la distribution normale entre les valeurs réelles et simulées de la variable MNS.



Source : Eviews 10

Figure 5 : Analyse comparative de la distribution entre les valeurs réelles et simulées de la variable FAUTE



Source : Eviews 10

Les quatre graphiques montrent que la simulation reproduit bien la distribution de l'échantillon réel. Les distributions des deux échantillons sont presque identiques. On observe une très légère différence entre les deux courbes dans les quatre variables explicatives. Pour la variable SPRINT, la courbe rouge (réelle) est légèrement plus haute que la courbe bleue (simulée), tandis que pour les variables PORTAIL, MNS, et FAUTE, c'est le contraire. Cela suggère que l'échantillon simulé a une densité légèrement plus élevée autour de la moyenne pour la variable SPRINT et une densité légèrement moins élevée autour de la moyenne pour les variables PORTAIL, MNS et FAUTE. Ces différences mineures peuvent être dues à des variations aléatoires inhérentes aux processus de simulation. Cela indique que le modèle de simulation est fiable. Les légères différences observées sont négligeables et n'affectent pas la validité générale de la comparaison entre les échantillons réels et simulés.

• Le modèle logistique de firth

Dans l'analyse de régression logistique ajustée par Firth, les coefficients des variables explicatives montrent des effets significatifs sur la variable dépendante, comme indiqué par les intervalles de confiance à 95% excluant zéro pour SPRINT (0.1075, intervalle de confiance 95% [0.0804,

0.1346]), PORTAIL (0.0988, intervalle de confiance 95% [0.0784, 0.1192]), MNS (0.0967, intervalle de confiance 95% [0.0762, 0.1171]), et FAUTE (8.4847, IC 95% [6.2853, 10.6840]). Ces résultats impliquent que chacune de ces variables a une influence significative sur la variable dépendante du modèle.

Tableau 7 : Résultats du modèle logistique avec ajustement Firth

	Coefficient	Erreur Standard	Limite Inférieure à 0,95	Limite Supérieure à 0,95	Chi-Carré	P-Valeurs
SPRINT	0.10750182	0.01381867	0.08041772	0.1345859	60.50814	7.327e-15
PORTAIL	0.09880784	0.01039117	0.07844151	0.1191742	Infinie	0.000000
MNS	0.09665343	0.01042906	0.07621285	0.1170940	infinie	0.000000
FAUTE	8.48467153	1.12214032	6.28531691	10.6840262	57.17020	3.996e-14
INTERCEPT	-4.8616854	0.48991509	-5.8219014	-3.9014696	infinie	0.000000
Méthode : Wald, test de rapport de vraisemblance = 399.2162, Degrés de liberté = 4, p = 0, n = 341 Wald test = 138.0361 avec 4 degrés de liberté, p = 0						

Source : logiciel R 4.4.1

Le test de Wald global indique une statistique de test de 138.0361 sur 4 degrés de liberté, avec une p-valeur de 0. Cela suggère que l'ensemble du modèle (l'ensemble des coefficients) est significativement différent de zéro, ce qui est une indication de la validité globale du modèle.

Le test du rapport de vraisemblance donne une statistique de test de 399.2162 sur 4 degrés de liberté, avec une p-valeur de 0. Cela indique que le modèle global est significativement meilleur que le modèle nul, renforçant ainsi la validité globale du modèle.

- **Test d'indépendance des erreurs :**

Tableau 8 : Le test Durbin-Watson

Durbin-watson test			
Data		residuals_pearson ~ 1	
Durbin-Watson	1.9999	p-value	0.4998
alternative hypothesis		true autocorrelation is greater than 0	

Source : Logiciel R 4.4.1

La statistique de Durbin-Watson se situe généralement entre 0 et 4. Une valeur proche de 2 indique l'absence d'autocorrélation des résidus. Dans notre étude, la valeur de la statistique de Durbin-Watson obtenue est de 1,9999, ce qui suggère une absence d'autocorrélation des résidus dans notre modèle. Ainsi la statistique de Durbin-Watson présente une valeur supérieure de 49,98% au seuil critique de 5%, ce qui indique un rejet de l'hypothèse alternative en faveur de l'hypothèse nulle. Ainsi, il est établi qu'il n'y a pas d'autocorrélation entre les résidus du modèle, confirmant ainsi l'indépendance des erreurs.

- **Test d'absence de multi-colinéarité entre les variables du modèle**

Les résultats présentés dans le tableau ci-dessous révèlent les associations entre les variables explicatives, mettant en lumière une corrélation mixte, à la fois positive et négative, entre ces variables. Une observation notable est le coefficient de corrélation le plus élevé de 13,1218% entre les variables SPRINT et MNS, ce qui témoigne d'une relation modérée. Cette constatation suggère une faible linéarité entre les variables explicatives et indique par conséquent une absence de multicollinéarité dans le modèle.

Tableau 9 : La corrélation entre les variables explicatives

	SPRINT	PORTAIL	MNS	FAUTE
SPRINT	1.000000	0.006484	0.131218	-0.0600652
PORTAIL	0.006484	1.000000	0.076663	-0.00148803
MNS	0.131218	0.076663	1.000000	0.08256044
FAUTE	-0.060065	-0.0014880	0.082560	1.000000

Source : Eviews 10

Tableau 10 : Tableau des prédictions

	Prédit (0)	Prédit (1)
0	117	1
1	0	223

Source : Logiciel R 4.4.1

Dans l'évaluation de la performance de notre modèle de prédiction de la satisfaction client, nous observons les résultats suivants : Nous avons identifié 117 Vrais Négatifs (VN), où le modèle a correctement prédit que les clients seraient satisfaits (0). En revanche, nous avons relevé 1 Faux Positif (FP), où le modèle a prédit à tort que le client ne serait pas satisfait (1), alors qu'en réalité, le client était satisfait (0). Nous n'avons enregistré aucun Faux Négatif (FN), ce qui signifie que le modèle n'a pas manqué de prédire une satisfaction client (0) lorsque celle-ci était en réalité insatisfaisante (1). De plus, le modèle a correctement identifié 223 Vrais Positifs (VP), prédisant avec précision l'insatisfaction des clients (1). Ces résultats illustrent une forte capacité du modèle à discriminer entre satisfaction et insatisfaction client, soulignant une précision de 99.64% et un rappel parfait de 100%, affirmant ainsi sa robustesse dans la prédiction de la satisfaction client.

$$\text{Précision : } \frac{VP}{VP + FP} = \frac{223}{223 + 1} \approx 0.9964$$

$$\text{Rappel : } \frac{VP}{VP + FN} = \frac{223}{223 + 0} \approx 1$$

$$\text{F1-score : } 2 \times \frac{\text{Précision} \times \text{Rappel}}{\text{Précision} + \text{Rappel}} = 2 \times \frac{0.9964 \times 1}{0.9964 + 1} \approx 0.9982$$

L'évaluation de la performance du modèle révèle des résultats significatifs quant à sa capacité à prédire la satisfaction client. La précision, mesurant la proportion de prédictions correctes parmi celles étiquetées comme satisfaction des clients, s'élève à 99.64%. Cette précision élevée témoigne de l'exactitude du modèle lorsqu'il identifie les cas de satisfaction client anticipée comme étant effectivement présents. Parallèlement, le rappel, indiquant la capacité du modèle à identifier toutes les instances de satisfaction élevée, atteint un score parfait de 100%, soulignant une sensibilité maximale dans la détection de ces cas.

En intégrant ces mesures dans le F1-score, une métrique combinée de précision et de rappel, le modèle obtient un score global de 0.9982. Ce score robuste met en évidence une performance globale élevée dans la prédiction de la satisfaction des clients, renforçant la fiabilité du modèle dans son application à anticiper et à identifier les niveaux de satisfaction client avec précision et sensibilité. Cette évaluation quantitative souligne l'efficacité du modèle dans sa capacité à soutenir les décisions opérationnelles visant à améliorer l'expérience client, en identifiant de manière proactive les cas de satisfaction élevée et en facilitant ainsi une réponse stratégique adaptée aux besoins des clients.

- **Test Hosmer and Lemeshow goodness of fit (GOF)**

Tableau 11 : Estimation du test de Hosmer-Lemeshow

Valeur du chi-carré (X-squared)	5.0495
Degrés de liberté (df)	6
Valeur p (p-value)	0.5375

Source : Logiciel R 4.4.1

Les résultats du test de Hosmer-Lemeshow révèlent une statistique du chi-carré de 5.0495 avec 6 degrés de liberté. La valeur p associée, de 0.5375, est essentielle pour évaluer la qualité d'ajustement du modèle. Dans ce contexte, une valeur p de 0.5375, bien supérieure au seuil communément utilisé de 0.05, indique que nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle. Cela signifie que les prédictions de notre modèle de régression logistique sont cohérentes avec les données observées. En d'autres termes, il n'y a pas de différence significative entre les prédictions du modèle et les observations réelles.

4.2. Analyse des résultats : l'impact du risque opérationnel sur la satisfaction des clients.

De nombreuses études scientifiques abordent le risque opérationnel, mais peu d'entre elles se concentrent spécifiquement sur son impact sur la satisfaction des clients. Parmi celles qui traitent de ce sujet, nous pouvons citer les suivantes :

L'étude intitulée « Outils d'évaluation des risques opérationnels pour la gestion de la qualité dans les services bancaires », (Dima & Alina, 2009), Ils ont constaté une relation négative entre le risque opérationnel et la qualité du service bancaire, telle qu'exprimée par les transactions. L'étude révèle qu'un nombre élevé d'erreurs diminue la qualité du service bancaire. De plus, d'autres facteurs tels que la qualification du personnel, l'expérience de l'équipe de gestion et le type de transaction ont également un impact sur la qualité du service bancaire. Ainsi il existe un lien très fort entre la satisfaction, la fidélité des clients et la qualité du service bancaire (Hafiane & Jed, 2021). La qualité de service est un déterminant important pour comprendre la relation pouvant lier un client à sa banque, mais aussi introduit une différenciation entre les variables de la fidélité (Jean-Louis Moulines, 2010). Une gestion efficace des risques opérationnels nécessite une approche intégrée pour le développement des compétences et la formation du personnel, l'optimisation des processus commerciaux, le développement d'une culture de sensibilisation aux risques et une infrastructure technologique qui permet aux institutions financières de traiter, surveiller et gérer efficacement les activités (Namazian & Eslami, 2011).

En revanche, le résultat de notre étude, modélisé par le modèle logistique de Firth, indique que : Les coefficients associés aux variables du modèle indiquent les changements dans la probabilité d'insatisfaction des clients en fonction des différentes conditions. Pour le système d'information SPRINT, chaque minute supplémentaire au-delà de 50 minutes entraîne une augmentation de 0.10750182 unité dans la probabilité d'insatisfaction des clients. De même, pour le système Portail, chaque minute supplémentaire de panne au-delà de 50 minutes est associée à une augmentation de 0.09880784 unité dans cette probabilité. Le coefficient MNS montre que pour chaque minute de panne au-delà de 50 minutes, la probabilité d'avoir au moins un client insatisfait augmente de 0.09665343 unité. Enfin, le coefficient de la variable Faute (8.48467153) indique que chaque augmentation d'une faute dans les systèmes informatiques SPRINT, MNS ou PORTAIL entraîne une augmentation de 8.48467153 unités dans la probabilité d'avoir un client non satisfait.

Selon ces résultats, il est clair que les erreurs de traitement sur les systèmes informatiques ont un impact plus significatif sur la satisfaction des clients que les pannes système. Cela justifie la décision prise par la haute direction de la Banque Populaire. Ainsi nous pousse à vérifier l'hypothèse 1, qui indique que les fautes de traitement des opérations en agence présentent un niveau de gravité supérieur à celui des pannes du système informatique.

Cependant, en considérant l'interconnexion entre le système PORTAIL et MNS, il est observé que le système PORTAIL augmente la probabilité de satisfaction des clients de 0,09880784 unité si la panne dépasse 50 minutes, tandis que le système MNS présente une augmentation de 0,09665343 unité. Cela représente un écart de 0,00215441 unité entre les deux systèmes. L'écart observé dans la simulation peut être justifié par les différences dans les procédures de simulation. En conséquence, il est constaté que les systèmes PORTAIL et MNS ont un impact similaire sur la gravité de la satisfaction des clients si la panne dépasse 50 minutes. Cela renforce la confirmation de l'hypothèse 5, qui stipule que l'interconnexion entre les systèmes MNS et PORTAIL signifie que les pannes de l'un ou l'autre auront un impact équivalent sur la satisfaction des clients, indépendamment de leur ordre d'occurrence.

Le système SPRINT joue un rôle central dans la gestion des dysfonctionnements, ce qui permet de mesurer les pannes potentielles susceptibles d'affecter toutes les agences au Maroc à l'avenir. Cependant, en raison de son impact plus grave sur la satisfaction des clients par rapport à PORTAIL et MNS, il est important de noter que cela pourrait avoir un effet négatif à l'avenir.

5. Conclusion

L'analyse empirique visant à mesurer l'impact du risque opérationnel sur la satisfaction des clients a révélé une relation significative entre ces deux variables. Cette étude indique que les erreurs de personnel ont un impact plus sévère sur la satisfaction des clients que les dysfonctionnements des systèmes, même si ces erreurs sont moins fréquentes, leur impact demeure plus prononcé. De plus, l'interconnexion entre les systèmes PORTAIL et MNS suggère que le niveau de gravité des pannes est similaire, peu importe si elles commencent par PORTAIL ou par MNS. Bien que le système SPRINT soit moins souvent sujet aux pannes que PORTAIL et MNS, son impact sur la satisfaction des clients est plus significatif. Par conséquent, il est crucial pour la Banque Populaire d'investir davantage dans l'amélioration de ses systèmes. Dans le cas où la banque ne serait pas en mesure d'investir, elle pourrait envisager d'améliorer ses procédures de réclamation pour atténuer les conséquences d'une éventuelle décision des clients de quitter la banque. Une fuite importante de clients pourrait dégrader la valeur de fonds commerciaux de la banque, influençant ainsi négativement la confiance des investisseurs sur le marché boursier. Ce scénario pourrait potentiellement transformer un risque opérationnel en un risque de marché. Par conséquent, la décision des clients de quitter la banque en masse pourrait non seulement affecter les fonds propres de la banque, mais aussi compromettre les crédits accordés, en raison de l'effet de levier, potentiellement entraînant un risque de liquidité.

Références :

- (1) Bank for International Settlements. (2001, May 4). QIS operational risk note. Récupéré de <https://www.bis.org/bcbs/qisoprisknote.pdf>
- (2) Bank for International Settlements. (2004, June). Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres. Récupéré de <https://www.bis.org/publ/bcbs107fre.pdf>
- (3) Lubbe, J. F. S. (2010, Aug 2). The advanced measurement approach for banks. Récupéré sur Bank for International Settlements: <https://www.bis.org/ifc/publ/ifcb33p.pdf>
- (4) Banque Centrale Populaire. (2018). Rapport annuel. Récupéré de https://www.groupebcp.com/fr/GBP_Finances/RA_BP_2018_VF.pdf

- (5) The Comprehensive R Archive Network. (2023, August 18). Logistf: Logistic regression with Firth's bias reduction. Récupéré de <https://cran.r-project.org/web/packages/logistf/logistf.pdf>
- (6) Agboussou, T. D. H., & B. O. (2022). L'impact du risque opérationnel sur la performance financière. *Revue Ivoirienne des Sciences Economiques et de Gestion*, 66.
- (7) Asli, M. H. (2011). Risque opérationnel bancaire : le point sur la réglementation prudentielle. *Management & Avenir*, 232-233.
- (8) Akhrif, K., & F.-Y., Z. (2016). L'impact de la qualité perçue du service sur la satisfaction et l'engagement des grands clients : Cas de la banque populaire marocaine. *Portail des Revues Scientifiques Marocaines*, 15.
- (9) Abdul Rahim, N. F., & H. H. (2014). Perceived operational risk management and customer complaints in Malaysian conventional banking industry. *Advanced Science Letters*, 4.
- (10) Astuti, H. J., & Nagase, K. (2017). Patient loyalty to healthcare organizations: Relationship marketing and satisfaction. *International Journal of Management and Marketing Research*, 5.
- (11) Christl, J., & K. P. (2006). Operational risk management. Oesterreichische Nationalbank, Austrian Financial Market Authority, 8-9.
- (12) Dima, A. M. (2009). Operational risk assessment tools for quality. *Amfiteatru Economic Journal*, 367-379.
- (13) Hafiane, M. A., & I. J. (2021). L'impact de la qualité des services bancaires en ligne sur la fidélité des clients : Une étude à travers l'effet médiateur du niveau de la satisfaction des clients Marocains. *International Journal of Business and Technology Studies and Research*, 3.
- (14) Husnain, M., & M. W. (2015). Relationship marketing and customer loyalty: Evidence from banking sector in Pakistan. *Global Journal of Management and Business Research: E-Marketing*, 2-4.
- (15) Moulins, J.-L., & K. N. (2010). De la qualité de service à la fidélité des clients. 11-22.
- (16) Nefzi, N., & Z.-D., K. (2024). Mesure de création de liquidité bancaire et ses déterminants. *International Journal of Financial Accountability, Economics, Management, and Auditing*, 489-490.
- (17) Rawan Khamis AL-kiyumi, Z. N.-h. (2021). Operational risk management and customer complaints in Omani banks. *journal of governance and integrity*, 200.
- (18) Taleghani, M., & S. B. (2011). The relationship between customer satisfaction and relationship. *Arabian Journal of Business and Management Review*, 79.