

LES CAHIERS DE L'IFID

N°7 : Juin 2024

1. Détection des opérations financières suspectes en utilisant les nouvelles technologies d'intelligence artificielle : « Cas de la CNEP »
2. Analyse de l'effet symétrique et asymétrique du mésalignement du taux de change sur la croissance économique : Cas des Pays du Maghreb Arabe
3. Le risque opérationnel et la performance bancaire : Apport de la méthode « SMA »
4. Impact of Bank Competition on Financial Stability: Evidence from Tunisian Banks
5. Les risques fiscaux relatifs aux opérations bancaires effectuées avec les parties liées
6. Stress test inversé comme outil de gestion du risque du crédit : Impact de l'intégration de l'approche bayésienne

RESPONSABLE DES CAHIERS DE L'I.F.I.D
Adnène Gallas

COORDINATION
Khaled Zouari

Comité de Lecture

(Par ordre alphabétique des noms)

PROFESSEURS UNIVERSITAIRES

Olfa Ben Ouda

Néji Bouslama

Mohamed Daouas

Riadh El Ferktaji

Dorra Hmaied

Farouk Kriaa

Kamel Naoui

Mongi Safra

Amel Zenaidi

PROFESSIONNELS DE LA BANQUE

Chokri Ghanmi

Radhouane Gouja

Mohamed Kaaniche

Wafa Slimène

PROFESSIONNELS DE L'ASSURANCE

Mohamed Najed Ksouri

Ghazi Oueslati

Mohamed Zouari

L'IFID n'entend donner aucune approbation ni improbation aux opinions émises dans les différents articles. Ces opinions doivent être considérées comme propres à leurs auteurs.

SOMMAIRE

Présentation de la Revue de l'IFID par Monsieur *Mohamed KAANICHE*

1. *Détection des opérations financières suspectes en utilisant les nouvelles technologies d'intelligence artificielle : « Cas de la CNEP »*1

Asma ARKOUB / Ministère des Finances Algérien

2. *Analyse de l'effet symétrique et asymétrique du mésalignement du taux de change sur la croissance économique : Cas des Pays du Maghreb Arabe*20

Dounia NESSAL DJELLOUD / Ministère des Finances Algérien

3. *Le risque opérationnel et la performance bancaire : Apport de la méthode « SMA »*44

Ghada DRIDI/ STB Bank

4. *Impact of Bank Competition on Financial Stability: Evidence from Tunisian Banks*61

Mariam TURKI/ Banque Centrale de Tunisie

5. *Les risques fiscaux relatifs aux opérations bancaires effectuées avec les parties liées*76

Sana EL AYBA/ Ministère des Finances Tunisien

6. *Stress test inversé comme outil de gestion du risque du crédit : Impact de l'intégration de l'approche bayésienne*86

Wassim GHADHAB/ BFPME

Présentation des articles de la revue :

Les Cahiers de l'IFID n°7

Par Monsieur Mohamed KAANICHE
Diplômé de IFID -4 ieme promotion 1985-1987
Ancien Directeur Général - BTS Bank



Chers lecteurs,

Nous sommes ravis de vous présenter cette édition du cahier de l'IFID, qui met en lumière les recherches innovantes et les analyses approfondies de nos étudiants dans le domaine de la finance et du développement économique.

1. **Dans le premier article**, l'auteur examine l'application des technologies d'intelligence artificielle pour détecter les opérations financières suspectes, en se concentrant sur une étude de cas approfondie de la CNEP. À travers l'utilisation de techniques avancées d'apprentissage automatique, l'auteur a pu identifier des schémas et des comportements anormaux dans les données financières, ouvrant ainsi la voie à de nouvelles méthodes de lutte contre le blanchiment d'argent et le financement du terrorisme.

- Points clés à retenir :

- ✓ L'utilisation de l'intelligence artificielle peut aider à détecter les opérations financières suspectes.
- ✓ Les techniques d'apprentissage automatique peuvent identifier des schémas et des comportements anormaux dans les données financières.
- ✓ Les résultats de la recherche peuvent aider à lutter contre le blanchiment d'argent et le financement du terrorisme.

- Recommandations :

- ✓ Les institutions financières devraient envisager d'utiliser des technologies d'intelligence artificielle pour améliorer leur capacité à détecter les opérations financières suspectes.
- ✓ Les régulateurs devraient encourager l'utilisation de technologies d'intelligence artificielle pour lutter contre le blanchiment d'argent et le financement du terrorisme.
- ✓ Les chercheurs devraient poursuivre les recherches sur l'utilisation de l'intelligence artificielle pour détecter les activités illicites dans le secteur financier.

- **Conclusion :**

L'utilisation de l'intelligence artificielle pour détecter les opérations financières suspectes est une approche prometteuse pour lutter contre le blanchiment d'argent et le financement du terrorisme. Les résultats de la recherche montrent que les techniques d'apprentissage automatique peuvent identifier des schémas et des comportements anormaux dans les données financières, ce qui peut aider les institutions financières à détecter les activités illicites.

2. **Dans le deuxième article**, l'auteur se penche sur la relation complexe entre le mésalignement du taux de change et la croissance économique dans les pays du Maghreb Arabe. En utilisant une approche multidisciplinaire, combinant l'Analyse des Équilibres Fondamentaux (BEER) et les Modèles de Vecteurs Autorégressifs (VECM), il a mis en évidence les défis posés par les fluctuations monétaires pour la stabilité macroéconomique régionale.

- **Points clés à retenir :**

- ✓ Les fluctuations monétaires peuvent avoir un impact sur la croissance économique dans les pays du Maghreb Arabe.
- ✓ L'Analyse des Équilibres Fondamentaux (BEER) et les Modèles de Vecteurs Autorégressifs (VECM) peuvent être utilisés pour étudier la relation entre le taux de change et la croissance économique.
- ✓ Les résultats de la recherche peuvent aider les décideurs politiques à promouvoir une croissance économique durable dans la région.

- **Recommandations :**

- ✓ Les décideurs politiques devraient prendre en compte les fluctuations monétaires lors de l'élaboration de politiques économiques.
- ✓ Les pays du Maghreb Arabe devraient renforcer leur coopération économique pour promouvoir une croissance économique durable dans la région.
- ✓ Les chercheurs devraient poursuivre les recherches sur la relation entre le taux de change et la croissance économique dans les pays du Maghreb Arabe.

- **Conclusion :**

Les fluctuations monétaires peuvent avoir un impact significatif sur la croissance économique dans les pays du Maghreb Arabe. Les résultats de la recherche montrent que l'Analyse des Équilibres Fondamentaux (BEER) et les Modèles de Vecteurs Autorégressifs (VECM) peuvent être utilisés pour étudier la relation entre le taux de change et la croissance économique. Les décideurs politiques devraient prendre en compte ces résultats lors de l'élaboration de politiques économiques pour promouvoir une croissance économique durable dans la région.

3. **Dans le troisième article**, l'auteur se concentre sur l'évaluation du risque opérationnel dans le secteur bancaire tunisien, mettant en évidence les principaux facteurs qui contribuent à ce risque et proposant des stratégies de gestion proactive. À travers une analyse empirique approfondie, l'auteur démontre l'impact significatif du risque opérationnel sur la rentabilité et la stabilité des banques, soulignant ainsi l'importance cruciale d'une gestion efficace des risques pour assurer la résilience du système financier.

- **Points clés à retenir :**

- ✓ Le risque opérationnel peut avoir un impact significatif sur la rentabilité et la stabilité des banques.
- ✓ Une gestion efficace des risques est cruciale pour assurer la résilience du système financier.
- ✓ Les résultats de la recherche peuvent aider les banques à développer des stratégies de gestion proactive des risques opérationnels.

- **Recommandations :**

- ✓ Les banques devraient mettre en place des stratégies de gestion proactive des risques opérationnels pour améliorer leur résilience.
- ✓ Les régulateurs devraient encourager les banques à adopter des pratiques de gestion des risques opérationnels efficaces.
- ✓ Les chercheurs devraient poursuivre les recherches sur l'évaluation et la gestion des risques opérationnels dans le secteur bancaire.

- **Conclusion :**

4. **Dans le quatrième article**, l'auteur explore la relation dynamique entre la concurrence bancaire et la stabilité financière, en se concentrant sur le contexte spécifique des banques Tunisiennes. Son analyse approfondie révèle les tensions inhérentes entre la promotion de la concurrence pour stimuler l'efficacité et l'innovation, et la nécessité de préserver la stabilité du système financier.

- **Points clés à retenir :**

- ✓ La concurrence bancaire peut avoir un impact sur la stabilité financière.
- ✓ Il existe des tensions inhérentes entre la promotion de la concurrence et la nécessité de préserver la stabilité du système financier.
- ✓ Les résultats de la recherche peuvent aider les régulateurs et les décideurs politiques à trouver un équilibre entre la promotion de la concurrence et la stabilité financière.

- **Recommandations :**

- ✓ Les régulateurs devraient prendre en compte les tensions inhérentes entre la promotion de la concurrence et la nécessité de préserver la stabilité du système financier lors de l'élaboration de politiques bancaires.
- ✓ Les décideurs politiques devraient encourager la concurrence bancaire tout en veillant à préserver la stabilité financière.
- ✓ Les chercheurs devraient poursuivre les recherches sur la relation entre la concurrence bancaire et la stabilité financière dans différents contextes.

- **Conclusion :**

La relation entre la concurrence bancaire et la stabilité financière est complexe et comporte des tensions inhérentes. Les résultats de la recherche montrent que les régulateurs et les décideurs politiques devraient prendre en compte ces tensions lors de l'élaboration de politiques bancaires. Les

décideurs politiques devraient encourager la concurrence bancaire tout en veillant à préserver la stabilité financière.

5. **Dans le cinquième article**, l'auteur examine les risques fiscaux associés aux transactions bancaires transfrontalières, mettant en lumière les défis croissants posés par la numérisation du secteur financier. En analysant les implications de ces risques pour les institutions financières et les autorités fiscales, l'auteur propose des recommandations stratégiques pour renforcer la coopération internationale et prévenir l'évasion fiscale à l'ère numérique.

- **Points clés à retenir :**

- ✓ Les transactions bancaires transfrontalières peuvent comporter des risques fiscaux.
- ✓ La numérisation du secteur financier pose des défis croissants en matière de fiscalité.
- ✓ Les résultats de la recherche peuvent aider les institutions financières et les autorités fiscales à prévenir l'évasion fiscale à l'ère numérique.

- **Recommandations :**

- ✓ Les institutions financières devraient renforcer leur coopération avec les autorités fiscales pour prévenir l'évasion fiscale.
- ✓ Les gouvernements devraient mettre en place des cadres réglementaires pour faire face aux risques fiscaux associés aux transactions bancaires transfrontalières.
- ✓ Les chercheurs devraient poursuivre les recherches sur les implications fiscales de la numérisation du secteur financier.

- **Conclusion :**

Les transactions bancaires transfrontalières peuvent comporter des risques fiscaux importants, en particulier à l'ère numérique. Les résultats de la recherche montrent que les institutions financières et les autorités fiscales devraient renforcer leur coopération pour prévenir l'évasion fiscale. Les gouvernements devraient mettre en place des cadres réglementaires pour faire face aux risques fiscaux associés aux transactions bancaires transfrontalières.

6. **Dans le sixième article**, l'auteur présente une approche novatrice pour évaluer la résilience des banques face aux risques de crédit, en intégrant des techniques avancées d'analyse bayésienne dans les tests de résistance. En utilisant des modèles probabilistes sophistiqués, l'auteur démontre comment cette approche peut améliorer la robustesse des évaluations des risques bancaires et renforcer la capacité des institutions financières à faire face aux chocs économiques.

- **Points clés à retenir :**

- ✓ Les tests de résistance peuvent aider à évaluer la résilience des banques face aux risques de crédit.
- ✓ L'analyse bayésienne peut améliorer la robustesse des évaluations des risques bancaires.
- ✓ Les résultats de la recherche peuvent aider les banques à renforcer leur capacité à faire face aux chocs économiques.

- **Recommandations :**

- ✓ Les banques devraient utiliser des techniques avancées d'analyse bayésienne pour améliorer leur évaluation des risques de crédit.
- ✓ Les régulateurs devraient encourager l'utilisation de tests de résistance sophistiqués pour évaluer la résilience des banques.
- ✓ Les chercheurs devraient poursuivre les recherches sur l'utilisation de l'analyse bayésienne pour évaluer les risques bancaires.

- **Conclusion :**

L'utilisation de techniques avancées d'analyse bayésienne dans les tests de résistance peut améliorer la robustesse des évaluations des risques bancaires et renforcer la capacité des institutions financières à faire face aux chocs économiques. Les résultats de la recherche montrent que les banques devraient utiliser ces techniques pour améliorer leur évaluation des risques de crédit. Les régulateurs devraient encourager l'utilisation de tests de résistance sophistiqués pour évaluer la résilience des banques.

Pour chaque article, il a été inclus des graphiques et des tableaux pour illustrer les résultats de la recherche. Nous espérons que ces visuels aideront les lecteurs à mieux comprendre les données et les résultats.

Enfin, nous encourageons les lecteurs à s'engager dans des discussions sur les résultats de la recherche et à envisager des moyens concrets de mettre en pratique les résultats dans leur travail ou leur vie quotidienne.

Nous tenons à exprimer notre gratitude à tous les étudiants, enseignants et contributeurs qui ont rendu possible cette édition, ainsi qu'à nos lecteurs pour leur soutien continu à la recherche académique à l'IFID.

Mohamed KAANICHE

Diplômé de IFID -4 ieme promotion 1985-1987

Ancien Directeur Général - BTS Bank

Détection des opérations financières suspectes en utilisant les nouvelles technologies d'intelligence artificielle : « Cas de la CNEP »

Asma ARKOUB

Ministère des Finances Algérien



Résumé

Les mécanismes d'alerte actuels déployés pour la lutte contre le blanchiment d'argent reposent sur un ensemble de règles de seuil fixes utilisées pour détecter les transactions potentiellement suspectes, qui font ensuite l'objet d'un examen manuel approfondi. Toutefois, en raison de la prolifération des services bancaires, il devient plus difficile d'identifier des activités suspectes avec ces règles, souvent trop simplistes. Face à ces défis, de nouveaux outils de lutte contre le blanchiment d'argent (AML) sont nécessaires. C'est pourquoi les approches d'intelligence artificielle et d'apprentissage automatique ont pris une ascension fulgurante dans l'identification des transactions suspectes.

L'objectif de cet article est de développer, décrire et valider un modèle d'apprentissage automatique (Machine Learning) visant à hiérarchiser les transactions financières qui devraient faire l'objet d'une enquête manuelle en vue de détecter un éventuel blanchiment d'argent. Le modèle est appliqué à un vaste ensemble d'alertes générées par le système interne de la Caisse nationale d'épargne et de prévoyance 'CNEP banque'.

Les principales conclusions soulignent que les classificateurs d'ensemble de gradient boosting et de Random Forest ont été identifiés comme les deux modèles les plus performants pour prédire les transactions de blanchiment d'argent. En particulier, le classificateur de gradient boosting qui surpasse la forêt aléatoire et atteint un score F1 de 0,98%.

Notre approche est préférable aux approches actuelles fondées sur des règles, sur lesquelles s'appuient de nombreuses banques. Au lieu de maintenir les règles constamment à jour, notre modèle repose relativement sur peu d'hypothèses concernant les schémas de blanchiment d'argent et peut continuellement s'adapter et apprendre à partir de nouvelles données.

Mots Clés: Blanchiment d'argent, apprentissage supervisé, modèles prédictifs, algorithme de classification.

Introduction

Depuis un certain temps, les banques se sont traditionnellement reposées sur des systèmes experts pour détecter les transactions suspectes. Ces techniques sont principalement basées sur un système de règles, qui préétablit un ensemble de seuils fixes, des comportements atypiques ou de modèles correspondant aux cas de blanchiment d'argent découverts auparavant.

Les performances des systèmes traditionnels montrent des taux de détection faibles ainsi que des taux élevés de faux positifs. Cela suggère que les systèmes experts et l'analyse basée sur des motifs sont peu efficaces pour repérer les anomalies à moins que le système n'assimile les schémas antérieurs et ne génère un nouvel algorithme à chaque occurrence.

De plus, avec la montée en puissance des services bancaires en ligne et d'autres formes de paiement numérique, l'identification d'activités illégales est devenue plus complexe et la surveillance

de ces opérations encore plus difficile. En effet, à mesure que les services financiers se digitalisent, les méthodes de blanchiment d'argent utilisées par les criminels évoluent également.

Pour remédier à ces problèmes, des appels ont été lancés en faveur de l'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) pour créer des algorithmes d'apprentissage permettant de détecter transactions de blanchiment d'argent.

Essentiellement, cette recherche vise à déterminer les algorithmes du machine Learning appropriés permettant de hiérarchiser les transactions qui devraient faire l'objet d'une enquête plus approfondie par les enquêteurs de la lutte contre le blanchiment d'argent et ceci l'aide de l'ensemble de données de la CNEP banque.

A cet effet, nous développons une méthode d'apprentissage automatique supervisé, principalement un modèle de classification permettant de distinguer les transactions suspectes des transactions légitimes en termes de blanchiment d'argent. Notre méthode améliore la méthodologie existante, tout en réduisant le travail manuel.

Le présent article est structuré comme suit : la première partie abordera brièvement le concept du blanchiment d'argent, en mettant l'accent sur les systèmes traditionnellement utilisés, leurs failles, et les technologies proposées pour les contourner et les corriger. La deuxième partie sera consacrée au cadre méthodologique de construction des modèles de classification. La dernière partie portera sur la discussion et la synthèse des résultats de notre étude ainsi qu'à leur performance.

1. Revue de la littérature

1.1. Définition du blanchiment d'argent

Le blanchiment de capitaux en tant que délit suscite de la confusion car il incarne une « infraction de conséquence » ; il est associé à une infraction sous-jacente antérieure. Cette notion est interprétée de manières différentes selon les latitudes les approches retenues et la variété des utilisateurs : politologues, juristes, sociologues, financiers..., il convient alors, en premier lieu d'appréhender cette notion de manière concise et claire. Ci-dessous nous distinguons des définitions au sens général et celles qui sont légales.

1.1.1. Au sens général

Dans son expression la plus simple et non juridique, pour [Vernier Eric \(2013\)](#), il s'agit de : « *la technique de légalisation de l'argent sale.* »

La notion du blanchiment de l'argent s'appuie de ce fait sur l'existence de l'argent informel, qui sera soumis à un traitement particulier, moyennant de diverses méthodes, empruntées de la sphère des affaires ou d'ailleurs, avant d'être réinvestis, mais cette fois dans des circuits financiers ou économiques légitimes.

Selon cette perspective, le blanchiment d'argent se démarque par la quête de plusieurs résultats : l'effacement complet des traces d'identification, la préservation de l'anonymat des déposants, et la garantie de la récupération rapide des capitaux légitimes.

1.1.2. Approche légale

D'après le Groupe d'Action Financière sur le blanchiment de capitaux (GAFI), qui est unanimement reconnu comme la norme internationale en matière de lutte contre le blanchiment d'argent, le blanchiment d'argent se définit comme un processus triptyque** :

i. « *La conversion ou le transfert de biens, dont celui qui s'y livre sait qu'ils proviennent d'une activité criminelle ou d'une participation à une telle activité, dans le but de dissimuler ou de déguiser l'origine illicite des biens ou d'aider toute personne impliquée dans la commission d'une telle activité à échapper aux conséquences juridiques de son acte* » ;

** En faisant référence aux dispositions de l'article 6 de la Convention des Nations unies contre la criminalité transnationale organisée.

ii. « *La dissimulation ou le déguisement de la nature, de l'origine, de l'emplacement, de la disposition, du mouvement, des droits relatifs à un bien ou de la propriété d'un bien, en sachant que ce bien provient d'une activité criminelle ou d'un acte de participation à une telle activité.* » ;

iii. « *L'acquisition, la détention ou l'utilisation de biens, dont celui qui s'y livre sait, au moment de la réception, que ces biens proviennent d'une activité criminelle ou d'une participation à une telle activité.* ».

Sur le plan national, la législation algérienne a adopté la même définition que celle formulée par le GAFI, en y ajoutant d'autres éléments plus élaborés, plus exhaustifs et plus inclusifs. L'article 2 de la "loi 05. 01 du 06 février 2005 relative à la prévention et à la lutte contre le blanchiment d'argent et le financement du terrorisme " modifiée et complétée par l'ordonnance n°12-02 du 13 février 2012, ainsi que la loi n° 2015-26 et la nouvelle loi du 07 février 2023 reprennent la définition du GAFI. Les articles subséquents de ces lois ont renforcé cette définition en ajoutant des annotations à certains termes afin de lever toute ambiguïté à cet égard.

Les capitaux en provenance d'activités illicites ne peuvent être réintégrés dans l'économie légale qu'après avoir été recyclés ou blanchis. Le blanchiment d'argent est un phénomène complexe qui se déroule généralement en trois étapes. La première consiste à dissocier l'argent du crime sous-jacent. La deuxième cherche à faire disparaître la trace de l'argent, de sorte que les poursuites ne puissent pas aboutir. Dans la dernière étape, le but est de réinsérer l'argent dans l'économie légale.

1.2. Mise en œuvre de l'intelligence artificielle pour la lutte contre le blanchiment d'argent

Malgré d'énormes investissements technologiques, nous manquons toujours de solutions explicables dans la lutte contre le blanchiment d'argent pour les institutions financières.

La plupart du temps, un système basé sur des règles est utilisé, dans lequel les transactions qui répondent à des critères spécifiques sont marquées en tant que suspectes et qui font ensuite l'objet d'un examen manuel plus approfondi. Ces systèmes experts qui se présentent sous la forme d'une séquence de conditions "si-alors", sont encore utilisés aujourd'hui. Toutefois, cette approche présente de nombreuses lacunes :

- Ces systèmes se caractérisent par des taux élevés de faux positifs ; ce qui signifie que les règles créent de nombreuses alertes pour des transactions non suspectes, conduisant à des volumes importants d'alertes examinées inutilement par les analystes.
- Les règles sont souvent trop simplistes, pour appréhender des schémas complexes de blanchiment d'argent ; bien que les systèmes basés sur des règles puissent être très précis, ils dépendent de connaissances d'experts et ne peuvent pas être utilisés pour découvrir de nouvelles typologies (c'est-à-dire des modes de fonctionnement). Ainsi, la plupart des règles sont évaluées au niveau d'un seul compte donc il est facile pour les blanchisseurs d'argent d'apprendre rapidement comment fonctionnent ces systèmes et d'adapter leur comportement afin d'éviter de se faire prendre.

C'est pourquoi nous avons besoin d'un système plus adaptable, plus précis et plus efficace, à savoir l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique. L'exploration du potentiel de l'intelligence artificielle et, plus particulièrement, de l'apprentissage automatique pour soutenir la lutte mondiale contre la criminalité, suscite un intérêt croissant.

L'élément central d'une solution d'Intelligence artificielle, qui différencie l'apprentissage automatique de la programmation classique, c'est qu'en fait, l'objectif de l'apprentissage automatique est de trouver des modèles dans l'ensemble de données, c'est-à-dire des règles qui définissent la structure de l'ensemble de données. En revanche, dans la programmation classique, les règles sont développées à l'avance et l'objectif de la procédure informatique est d'appliquer ces règles aux données d'entrée, ou de produire une sortie.

Les applications d'intelligence artificielle notamment l'apprentissage automatique peuvent faire la différence dans les enquêtes financières. En raison du volume des transactions financières, il

est humainement impossible d'identifier toutes les pistes et tous les schémas inhabituels étant donné les contraintes de temps rigoureuses dans lesquelles se déroulent les enquêtes sur le blanchiment d'argent. Comme ces méthodes permettent de traiter rapidement de vastes ensembles de données financières et de découvrir des schémas frauduleux ou inédits dans les données, il est concevable que les inefficacités des processus d'enquête actuels puissent être réduites.

2. Méthodologie de construction d'un modèle de classification de Machine Learning

2.1. Sources et Description des données

Les données utilisées pour cette étude représentent les alertes générées par le système d'alertes interne de la CNEP Banque VIGILAB**, elles comprennent les cas non avérés ainsi que les incidents potentiels de blanchiment d'argent qui ont été notifiés aux autorités.

En coopération avec la CNEP banque, nous avons eu accès à 1619 données anonymes sur une large catégorie d'opérations signalées par l'application VIGILAB entre le 1er Janvier 2023 et le 13 Septembre 2023. Nous savons quelles sont les opérations qui ont donné lieu à un classement (Alerte sans suite ou Vigilance renforcée) et quelles sont celles qui ont finalement donné lieu à une déclaration de soupçon.

2.1.1. Variables

❖ Variables explicatives

Pour modéliser les alertes qui doivent être signalées et celles qui ne le doivent pas selon la méthodologie de l'apprentissage supervisé, nous avons considéré quatre types différents de variables explicatives :

- (1) Informations sociodémographiques sur les clients ;
- (2) Informations générales sur la transaction signalée par le système d'alerte elle-même ;
- (3) Informations sur les scénarios déclenchant les alertes ;
- (4) Résumé de l'historique des alertes pour les clients ;

Tableau N°01: Liste des variables

Type	Variable
1	-Age (si le client est particulier), Ancienneté (si le client est une entreprise) -Forme juridique -Profil sociodémographique
2	-Montant cumulé de la journée -Type d'opération - Origine des fonds - Motif de l'opération - Justification économique
3	-Motif alerte -Seuil de déclaration
4	-Antécédents de client

Source : établis par nous même

❖ Variable cible

La variable cible est l'issue de l'examen de l'équipe de conformité d'une alerte détectée par VIGILAB

** Solution informatique déployée par la CNEP Banque pour assurer une surveillance en temps réel des transactions et automatiser la détection des opérations atypiques et suspectes. Sa structure algorithmique repose sur les systèmes basés sur des règles (Rule Based systems)

Tableau N°02: Etiquette de la classe

Variable cible	Modalités
Etat de l'alerte	Alerte clôturée sans suite
	Vigilance renforcée
	Déclaration de soupçon

Source : établis par nous même

2.2. Outils statistiques : Configuration Python et Bibliothèques Employées

Le codage et l'analyse ont été effectués à l'aide du langage de programmation Python 3.10.12 dans un éditeur de texte Jupyter. Google Colab a été utilisé comme une plateforme cloud pour exécuter le notebook Jupyter, offrant un environnement de développement collaboratif.

Python 3.10.12 est utilisé car il dispose d'un grand nombre de modèles et de bibliothèques disponibles pour la classification. Parmi les bibliothèques utilisées dans ce travail, citons pandas, numpy, seaborn et matplotlib, ainsi que Scikit-learn qui a été utilisée pour la construction des algorithmes, et les métriques d'évaluation.

2.3. Choix des algorithmes

Les alertes sont associées à des étiquettes connues, ce qui signifie que leur issue est préalablement identifiée. Ainsi, les méthodes employées dans cette étude reposent sur l'apprentissage supervisé. Par ailleurs, au vu des valeurs de sortie des alertes qui sont discrètes, l'utilisation d'un algorithme de classification serait plus pertinente. Toutefois, il convient de noter qu'il n'existe pas de modèle d'apprentissage automatique qui fait l'unanimité pour les questions de modélisation prédictive telles que la classification et la régression.

Dans la littérature existante, plusieurs algorithmes ML sont utilisés pour la classification de l'ensemble de données. Sur cette base, les algorithmes d'arbre de décision (Decision tree), le modèle logistique (Logit model), les k-plus proches voisins (KNN :K nearest neighbors), ainsi que les modèles d'ensemble, la forêt aléatoire (Random forest), le boosting de gradient (gradient boosting) ont été utilisés et testés dans ce travail.

2.4. Métriques d'évaluation

Les algorithmes ont été évalués à l'aide des scores de précision de rappel et F-1 score et de taux de succès. Le classificateur ayant affiché les performances les plus élevées en termes de mesures a été retenu comme le meilleur algorithme.

Comme il s'agit d'un modèle de classification, la matrice de confusion a été utilisée pour identifier les faux positifs ou les erreurs de type 1, autrement dit pour décrire les performances du meilleur algorithme de classification sur l'ensemble de test (ou données non vues).

2.5. Prétraitements des données (Preprocessing of Data)

2.5.1. Traitement des valeurs manquantes

Pour remédier aux valeurs manquantes, nous avons utilisé la fonction fillna de la bibliothèque pandas de python pour remplir les valeurs manquantes de la manière suivante :

- Les valeurs manquantes des variables quantitatives '**Somme montant**' et '**seuil de déclaration**' ont été remplacées par la moyenne. La moyenne, en tant que mesure de tendance centrale, permet de maintenir l'équilibre des données et de minimiser les effets sur la distribution globale. Pour la variable '**Antécédents**', les valeurs manquantes ont été remplacées par la médiane.

Pour les variables qualitatives telles que "**Motif-opération**", "**Origine des fonds**", "**Justification**", "**Opération**", "**Forme juridique**" et "**Profilage**", ainsi que la variable "**Age Ancienneté**", les valeurs manquantes ont été remplacées par une nouvelle modalité, à savoir "**Non défini**", afin de ne pas altérer la réalité des données tout en comblant les lacunes.

2.5.2. Traitement des valeurs aberrantes « Outliers »

Une valeur aberrante est une observation qui n'est pas cohérente avec les autres valeurs et qui est numériquement éloignée du reste des données. Les "moustaches" (**whiskers**) d'un diagramme en boîte (box plot) sont souvent utilisées pour identifier les valeurs aberrantes (outliers). Le box plot se compose de plusieurs éléments :

- **La boîte (box) :** La boîte représente l'interquartile (IQR), c'est-à-dire la plage entre le premier quartile (Q1, 25e percentile) et le troisième quartile (Q3, 75e percentile) des données $IQR = Q3 - Q1$.
- **La médiane (ligne centrale de la boîte) :** La ligne à l'intérieur de la boîte représente la médiane.
- **Les moustaches (whiskers) :** sont les lignes à l'extérieur, qui s'étendent à partir de la boîte, et les points situés au-delà des moustaches sont généralement considérés comme des valeurs aberrantes potentielles (outliers).

Figure N°01: les valeurs aberrantes pour 'Somme montant'

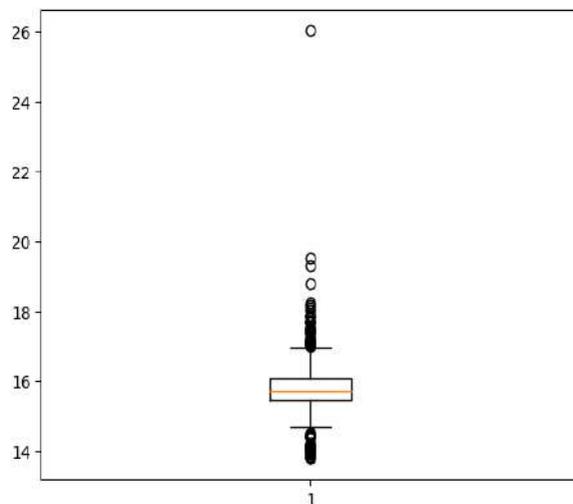
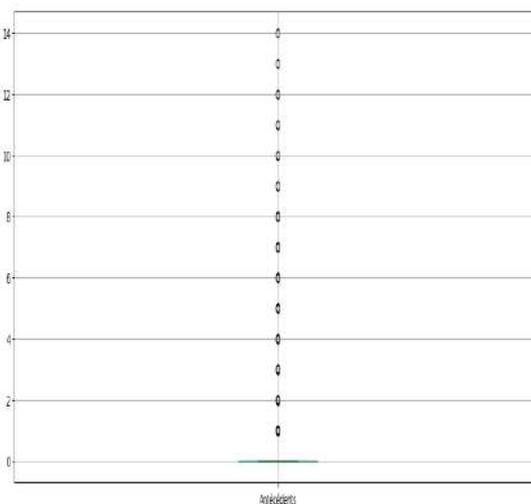


Figure N°02: les valeurs aberrantes pour 'Antécédents'



Source : établis par nous-même par Python 3.10.12

Dans le contexte de la détection du blanchiment d'argent, nous estimons qu'il est judicieux, après avoir inspecté les valeurs aberrantes à l'aide de la méthode « **whisker** », de les conserver plutôt que de les supprimer. Les valeurs aberrantes peuvent contenir des informations précieuses que notre modèle peut utiliser pour mieux identifier les activités suspectes, étant donné qu'une opération suspecte peut être une valeur aberrante en soi.

2.5.3. Encodage des variables qualitatives

Comme la plupart des modèles d'apprentissage automatique n'acceptent que des variables numériques, il est impératif de convertir ces variables catégorielles en numériques permettant ainsi au modèle de comprendre et d'extraire des informations utiles.

2.5.3.1. Variable cible

Pour effectuer une classification multiclasse, avec notre variable cible 'Etat' avec trois catégories distinctes ("Déclaration de soupçon", "Vigilance renforcée", "Alerte sans suite"), nous utilisons l'encodage **Label Encoding** du module **sklearn.preprocessing**, qui est un module dans la bibliothèque **scikit-learn**. Le Label encoder attribue simplement un entier unique à chaque catégorie, ce qui permet au modèle de comprendre que ces catégories sont distinctes de la manière suivante :

$$Etat : \begin{cases} 0 & \text{Alerte sans suite} \\ 1 & \text{Vigilance renforcée} \\ 2 & \text{Déclaration de soupçon} \end{cases}$$

2.5.3.2. Variables explicatives

Pour les autres variables catégorielles avec plusieurs modalités, le module `get_dummies` de la bibliothèque `pandas` est souvent utilisé pour effectuer le codage **one-hot**. Le codage **one-hot (one-hot encoding)** avec `get_dummies`, est une technique qui consiste à créer une nouvelle variable binaire pour chaque modalité unique de la variable catégorielle.

2.5.4. Sélection des variables

Après l'encodage, l'ensemble de données contient 89 caractéristiques associées à chaque transaction, ce qui est effectivement un grand nombre de caractéristiques et peut par conséquent conduire à un sur-apprentissage. Essentiellement, les techniques de classification ne requièrent que les caractéristiques les plus pertinentes, qui ont une corrélation élevée avec l'étiquette de la classe.

Dans cette perspective, au lieu de tester indépendamment la corrélation entre chaque variable explicative et la variable cible, nous avons utilisé `SelectKBest` de `sklearn`, qui est une méthode de sélection de caractéristiques basée sur des tests statistiques tels que le test du **khi-deux** pour tester et calculer la statistique du chi carré entre chaque caractéristique catégorielle et la variable cible et le test **F ANOVA** qui calcule la valeur F entre chaque caractéristique numérique et la variable cible.

Ces tests attribuent des scores et classent les caractéristiques en fonction de leur relation avec la variable de sortie. Ensuite, il sélectionne les K caractéristiques ayant les scores les plus élevés pour les inclure dans le sous-ensemble final de caractéristiques. Sur cette base, 21 caractéristiques sur 89 sont supprimées.

2.5.5. Fractionnement de l'échantillon en données d'entraînement et de test

Afin d'évaluer et de comparer de manière appropriée les performances des divers modèles prédictifs, nous procédons à une division des données en deux. Un ensemble d'apprentissage qui est utilisé pour l'entraînement des modèles, la validation croisée et le réglage des hyperparamètres. En revanche, l'ensemble de test est exclusivement utilisé pour évaluer la qualité et la performance du modèle entraîné.

L'ensemble de données comprend **1619** transactions signalées en tant qu'alertes par **VIGILAB**. Le jeu de données a été partitionné en deux parties, attribuant 80 % pour l'apprentissage et 20 % pour le test. La tâche de découpage des données a été mise en œuvre en **python** par le biais de la fonction `train_test_split` du module `sklearn.model_selection` de la bibliothèque `scikit-learn`. Cela a conduit à la distribution suivante :

Tableau N°03 : Résultat du fractionnement de l'échantillon

	0 : Alerte sans suite	1 : Vigilance renforcée	2 : Déclaration de soupçon	Total
Echantillon apprentissage	958	276	61	1295
Echantillon test	227	81	16	324

Source : établis par nous-même à partir des résultats du Python 3.10.12

Notamment, une graine aléatoire (random seed) a été fixée à 42 pour la division des données, assurant ainsi la constance de cette répartition à chaque exécution du programme.

2.5.5.1. Validation croisée

La validation croisée divise l'échantillon d'apprentissage en 4 folds ou plis. À chaque itération, le modèle est entraîné sur trois parties et évalué sur la quatrième. Ce processus est répété quatre fois avec chaque partie servant une fois comme ensemble de validation.

À chaque itération, le modèle est évalué sur un ensemble de données de validation pour mesurer sa performance à l'aide de la métrique de F1 score, puis, la performance individuelle de chaque itération est enregistrée. Pour obtenir une vue d'ensemble de la performance du modèle sur l'ensemble du processus d'entraînement, la performance moyenne est calculée en moyennant les performances individuelles sur toutes les itérations.

La courbe d'apprentissage est ensuite tracée pour visualiser comment les performances évoluent en fonction de la taille de l'ensemble d'apprentissage. En utilisant à la fois les données d'apprentissage et de validation, elle permet de détecter d'éventuels problèmes tels que le sur-apprentissage (overfitting) et d'observer la réaction du modèle à des données non vues.

Le sur-apprentissage survient lorsque le modèle apprend par cœur les données d'entraînement, ce qui l'empêche de généraliser et de faire des prédictions précises pour de nouvelles données. Bien qu'il puisse afficher une excellente performance sur les données d'entraînement, ses performances sur les données de validation ou de test sont nettement moins bonnes.

3. Résultats et discussions

Notre focalisation principale est la prédiction **de la classe 2**, correspondant aux opérations suspectes transmises sous forme de **déclarations de soupçon** à la Cellule de renseignement financier. Cette catégorie est traitée de manière particulière par rapport aux autres alertes celles sans suite et celles soumises à une vigilance renforcée, reconnues comme légitimes.

Initialement, le modèle a été exécuté avec les paramètres par défaut, puis nous avons effectué une **optimisation des hyperparamètres**** en utilisant la méthode **GridSearch CV***** de **scikit-learn**, essentielle pour maximiser la performance du modèle.

Une comparaison approfondie entre les modèles avant et après l'optimisation a été réalisée, et le modèle le plus performant a été sélectionné. Le modèle optimal résultant de ce processus a ensuite été utilisé dans la phase finale de la comparaison entre tous les types de modèles dans notre étude de cas.

3.1. L'arbre de décision

Après l'exécution de l'algorithme de l'arbre de décision, nous avons créé une liste d'hyperparamètres pour optimiser notre modèle, les hyperparamètres optimaux obtenus sont les suivants :

Tableau N°04: Les hyperparamètres de l'arbre de décision avant et après optimisation

	Les hyperparamètres par défaut	Les hyperparamètres après optimisation
criterion	gini	entropy
Max_depth	None	10
Max_features	None	0,5
Min_samples_leaf	1	1
Min_samples_split	2	6

Source : établis par nous-même à partir des résultats du Python 3.10.12

Criterion fait référence à la mesure de l'incertitude liée à la règle de discrimination dans un modèle. En ce qui concerne les paramètres spécifiques, '**max_depth**' définit la profondeur maximale de l'arbre, optimisée à une valeur de 10, '**max_features**' indique le nombre de variables considérées pour une classification optimale, avec une valeur optimisée de 0,5. '**min_samples_split**' spécifie le

** Processus itératif visant à améliorer les performances d'un modèle en ajustant ses hyperparamètres pour minimiser sa fonction de perte ou de coût qui reflète la différence entre la sortie prédite et la sortie réelle.

*** GridSearchCV (La recherche en grille) est une approche qui examine toutes les combinaisons possibles d'hyperparamètres pour trouver le meilleur modèle.

3.2.1. Métriques d'évaluation de KNN avant et après l'optimisation

Figure N°04 : Métriques d'évaluation avant et après l'optimisation de KNN

	precision	recall	f1-score		precision	recall	f1-score
0	0.95	0.91	0.93	0	0.98	0.99	0.98
1	0.72	0.75	0.73	1	0.88	0.90	0.89
2	0.39	0.56	0.46	2	0.75	0.56	0.64
accuracy			0.85	accuracy			0.94

Avant optimisation

Après optimisation

Source : établis par nous-même sur Python 3.10.12

Il est flagrant que le modèle après optimisation présente une amélioration de ses performances, avec un taux de succès plus élevé, soit 94%, contre 85% avant l'optimisation. En ce qui concerne la prédiction des opérations suspectes (**classe 02 : Déclaration de soupçon**), le modèle optimisé affiche une précision de 75%, comparée à la précision de 39% du modèle avant optimisation. Avec un f1_score de 64% des opérations suspectes contre uniquement 46 %, le modèle après optimisation est capable d'identifier mieux les transactions atypiques.

❖ Décision (KNN)

À ce stade, il est possible d'affirmer que le modèle KNN présente une performance supérieure avec ses paramètres issus de l'optimisation.

3.3. Régression logistique

Dans un premier temps, nous avons normalisé la base de données en utilisant le **standard scaler**** avant d'appliquer la régression logistique. Les hyperparamètres de la régression logistique avant et après l'optimisation avec (**CV GridSearch**) sont les suivants :

Tableau N°06: les hyperparamètres de Logit avant et après optimisation

	Les hyperparamètres par défaut	Les hyperparamètres après optimisation
C	1	0.234
Solver	lbfgs	liblinear
Max_iter	100	100

Source : établis par nous-même à partir des résultats du Python 3.10.12

Le paramètre **C**, qui représente la force de régularisation, qui joue un rôle crucial dans la minimisation de l'erreur. La valeur optimale est de **0.03**, indiquant une régularisation plus faible et, par conséquent, un modèle globalement plus enclin à la généralisation. En ce qui concerne le paramètre **solver**, il spécifie l'algorithme utilisé pour l'optimisation, tandis que **max_iter** détermine le nombre maximal d'itérations nécessaires pour que les solveurs convergent.

3.3.1. Métriques d'évaluation du modèle logit avant et après l'optimisation

L'examen des rapports de classification nous offre les résultats suivants :

** Module de la bibliothèque scikit-learn de python , il permet de standardiser les données en les centrant autour de zéro (moyenne nulle) et en les mettant à l'échelle en les divisant par l'écart-type.

Après avoir effectué une comparaison entre les résultats avant et après l'optimisation, il est évident que le modèle après l'optimisation présente une performance inférieure. Son taux de succès est moins élevé, atteignant 96%, par rapport à celui de 97% avant l'optimisation. De plus, le modèle après optimisation affiche un score F1 de 61 % pour la **classe 2** des déclarations de soupçons par rapport à celui de **74%** avant l'optimisation.

❖ **Décision (Random forest)**

Il est donc clair que le modèle avant optimisation excelle davantage dans la détection des déclarations de soupçon (**classe 2**), montrant ainsi une capacité supérieure à identifier ces les opérations suspectes.

3.5. Gradient Boosting

De même pour le modèle **Gradient Boosting**, nous évaluons sa performance en variant les hyperparamètres :

Tableau N°08: les hyperparamètres de Gradient Boosting avant et après optimisation

	Les hyperparamètres par défaut	Les hyperparamètres après optimisation
N_estimators	100	100
Max_depth	None	3
Learning rate	1	0,1

Source : établis par nous-même à partir des résultats du Python 3.10.12

Le taux d'apprentissage, également appelé "**learning rate**", représente la contribution de chaque modèle aux pondérations. Un taux d'apprentissage élevé accroît la contribution de chaque classificateur, et sa valeur optimale dans ce contexte est de 0.1. En ce qui concerne "**n_estimators**", il fait référence au nombre d'estimateurs à utiliser dans l'algorithme.

3.5.1. Métriques d'évaluation de gradient boosting avant et après l'optimisation

Figure N°07 : Métriques d'évaluation avant et après l'optimisation de Gradient Boosting

	precision	recall	f1-score
0	1.00	1.00	1.00
1	0.95	0.98	0.96
2	0.93	0.81	0.87
accuracy			0.98

Avant optimisation

	precision	recall	f1-score
0	1.00	1.00	1.00
1	0.95	0.98	0.96
2	0.93	0.81	0.87
accuracy			0.98

Après optimisation

Source : établis par nous-même sur Python 3.10.12

Il semble évident que l'optimisation des hyperparamètres n'a aucun impact sur les performances du modèle. Le taux de réussite demeure à 98%, tandis que le **score F1** des opérations suspectes (**classe :02 déclaration de soupçon**) reste constant à 81% dans les deux scénarios.

❖ **Décision (gradient boosting)**

Puisque le modèle présente les mêmes résultats exacts avant et après l'optimisation, nous choisissons de maintenir le modèle tel qu'il était avant l'optimisation. Puisqu'il ne souffre pas de **surajustement (overfitting)** et qu'il parvient à généraliser avec succès sur de nouvelles données même sans optimisation.

3.6. Choix du modèle optimal

Il est approprié de procéder à une comparaison des performances des modèles finalisés afin de déterminer le meilleur. Nous avons utilisé des mesures de performance à la fois numériques et graphiques à cette fin.

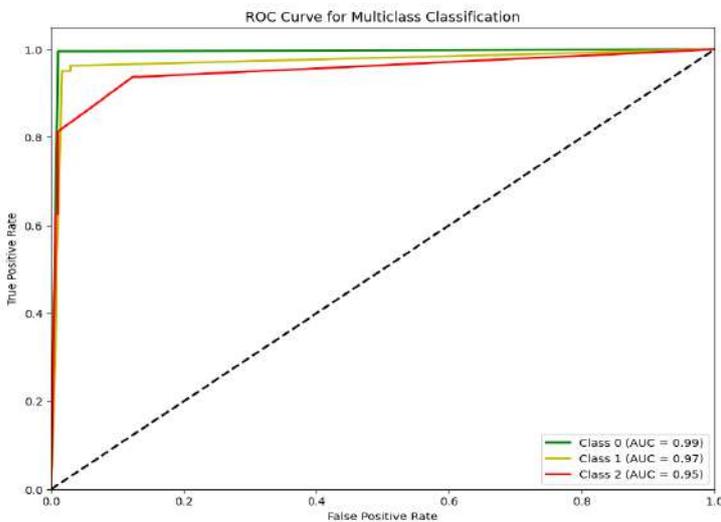
Avant d'entamer la comparaison entre les divers modèles, il est important de souligner que, selon les résultats obtenus dans la section précédente, nous avons opté pour l'utilisation de la forêt aléatoire et du gradient boosting avec les paramètres par défaut. En revanche, pour l'arbre de décision, les k plus proches voisins et la régression logistique nous avons effectué une optimisation des paramètres.

3.6.1. Evaluation graphique

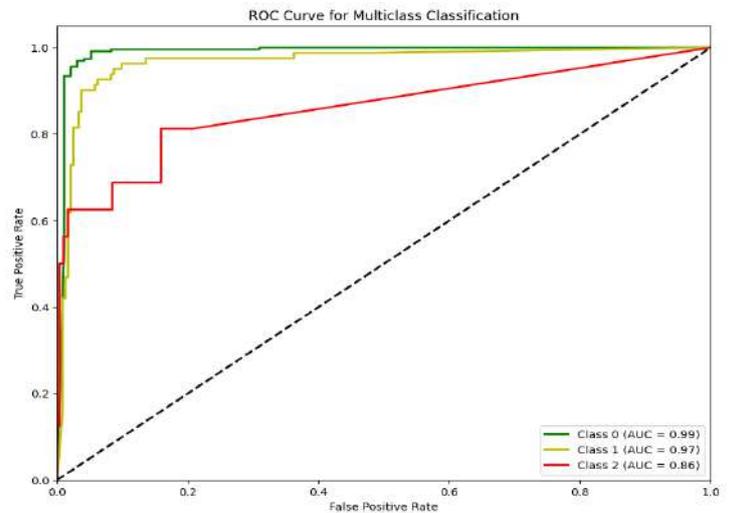
La courbe ROC est construite en traçant le taux de vrais positifs (TPR) en fonction du taux de faux positifs (FPR) c'est-à-dire la représentation du couple (1 – spécificité ; sensibilité). A cet effet, un classificateur aléatoire est un classificateur qui ne peut pas faire de distinction entre les classes et qui prédit une classe aléatoire ou une classe constante dans tous les cas. Un tel modèle est représenté au point (0,5,0,5) par une ligne diagonale allant de la partie inférieure gauche du graphique à la partie supérieure droite et a une AUC de 0,5.

Un modèle avec une discrimination parfaite est représenté au point (0,1) par une ligne qui part du bas gauche du graphique jusqu'en haut à gauche, puis traverse le haut jusqu'en haut à droite

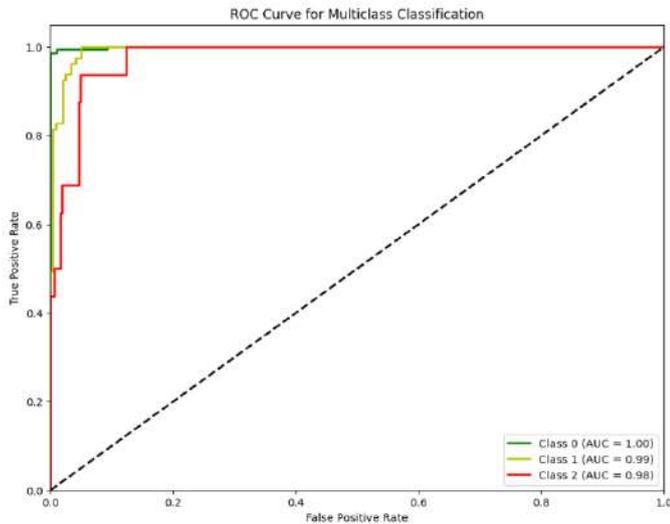
FigurN°08: Les courbes ROC des 5 modèles



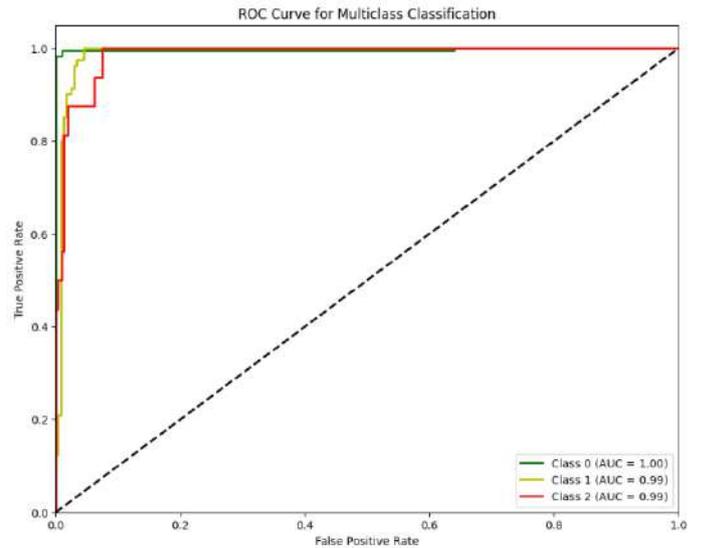
Decision tree Classe 2 : AUC =0,95



KNN Classe 2 : AUC =0,86

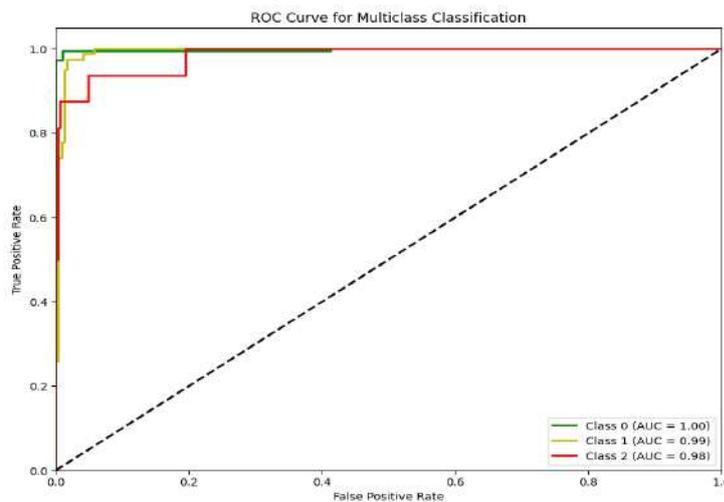


Logit Classe 2 : AUC =0,98



Random forest Classe 2 : AUC =0,99

Source : établis par nous-même sur Python 3.10.12



Gradient boosting Classe 2 : AUC =0,98

Source : établis par nous-même sur Python 3.10.12

L'examen de ces critères révèle que les courbes ROC ne présentent pas de superposition avec la diagonale, indiquant ainsi que les modèles ne se comportent pas de manière aléatoire. De manière significative, la proximité de ces courbes avec le coin supérieur gauche témoigne de l'efficacité marquée des modèles, renforçant ainsi leur capacité à effectuer des prédictions précises.

Tableau N°09 : l'aire sous la courbe pour chaque modèle

	AUC
Decision tree	95%
KNN	86%
Logit	98%
Random forest	99%
Gradient boosting	98%

Source : Etablis par nous-même à partir des résultats du Python 3.10.12

3.6.2. Évaluation numérique

Selon l'analyse précédente des courbes ROC, il est clair que tous les modèles sélectionnés démontrent une capacité discriminatoire significative entre les opérations suspectes et légitimes. Il convient maintenant d'entamer l'évaluation numérique avec les métriques d'évaluation. Comme mentionné précédemment, nous avons choisi d'utiliser la forêt aléatoire et le gradient boosting avec les paramètres par défaut, en raison de leur performance prometteuse dans la distinction entre les deux types d'opérations.

Tableau N°10: Analyse des performances des cinq modèles

	Précision (precision)	Rappel (recall)	F1 score (F_measure)	Taux de succès (Accuracy)
Arbre de décision				
0	100%	100%	100%	97%
1	95%	91%	93%	
2	68%	81%	74%	
KNN				
0	98%	99%	98%	94%
1	88%	90%	89%	
2	75%	56%	64%	
Régression logistique				
0	100%	99%	99%	96%
1	89%	96%	92%	
2	73%	50%	59%	
Forêt aléatoire				
0	100%	99%	99%	97%
1	90%	99%	94%	
2	91%	62%	74%	
Gradient boosting				
0	100%	100%	100%	98%
1	95%	98%	96%	
2	93%	81%	87%	

Source : Etablis par nous-même à partir des résultats du Python 3.10.12

En examinant les résultats présentés dans le tableau regroupant les scores d'évaluation numériques des cinq modèles sur l'échantillon de test, il est notable que **gradient boosting** a généré le taux de succès (accuracy) le plus élevé, défini comme la somme de toutes les prédictions correctes divisée par le nombre total de prédictions. En détail, gradient boosting a atteint un taux d'exactitude de 98 % :

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+FN+TN)} = 98\%$$

Suivi de la forêt aléatoire, de l'arbre de décision, de la régression logistique et K plus proches voisins, avec des taux respectifs de 97%, 97%, 96% et 94%.

En analysant la sensibilité (recall) des différents modèles, nous observons des performances variées.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

Gradient boosting et l'arbre de décision affiche un taux élevé de sensibilité 81%, suivi par la forêt aléatoire avec 62%, et KNN avec 56%. En revanche, la régression logistique présente le score le plus bas dans cette métrique, enregistrant une sensibilité de 50%. Ces résultats soulignent les variations de performances des modèles en termes de capacité à capturer les vrais positifs par rapport à l'ensemble des cas positifs réels.

En ce qui concerne la mesure de la précision, qui est définie comme le rapport des vrais positifs sur la somme des vrais positifs et des faux positifs. Le gradient boosting affiche le meilleur score, atteignant 93%.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} = 93\%$$

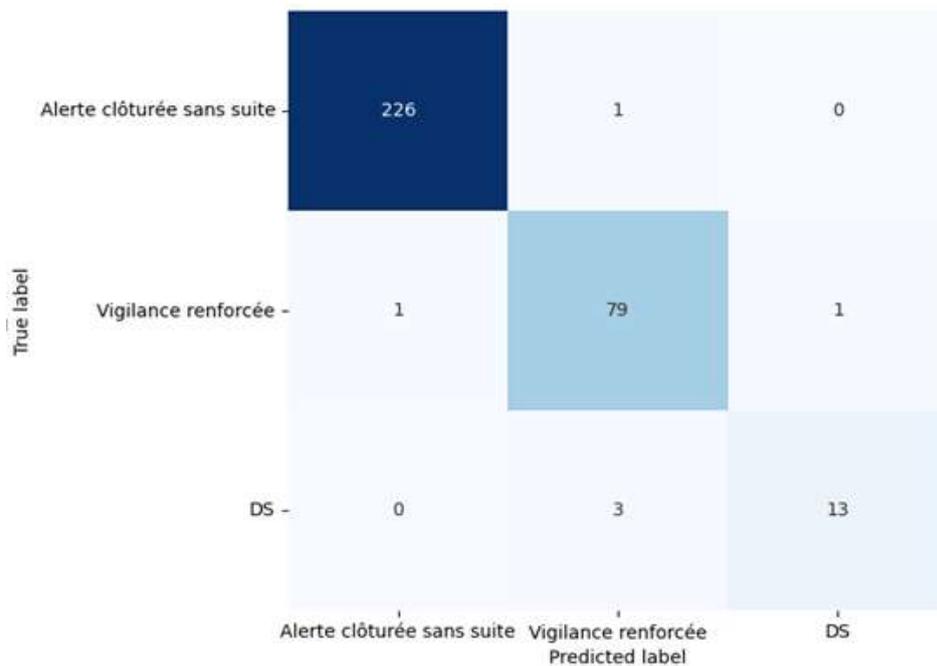
Ce résultat s'explique par sa capacité à classifier de manière précise les opérations suspectes (**déclarations de soupçon**) parmi les 16, obtenant ainsi 13 classifications correctes. En conséquence, le nombre de faux positifs est limité à seulement 3.

En examinant la F-mesure, une mesure qui évalue le compromis entre la précision et le recall, nous constatons que gradient boosting se positionne en tête en réalisant le meilleur équilibre, avec un taux de 87%. Il est suivi par l'arbre de décision et la forêt aléatoire avec 74%. Les performances décroissent avec KNN à 64% et la régression logistique à 59%.

En résumé, à la lumière de cette analyse des métriques numériques, nous pouvons conclure que le modèle **Gradient boosting** se démarque comme le meilleur, affichant les scores les plus élevés en F1-mesure en précision et en recall. Ensuite, l'arbre de décision et la forêt aléatoire présentent également des performances solides, suivis par KNN, et enfin, la régression logistique obtient le score le plus bas parmi les modèles évalués.

Pour valider ces résultats, nous examinons maintenant la matrice de confusion et la courbe d'apprentissage du modèle optimal de gradient boosting :

Figure N°09: La matrice de confusion du gradient boosting



Source : établis par nous-même sur Python 3.10.12

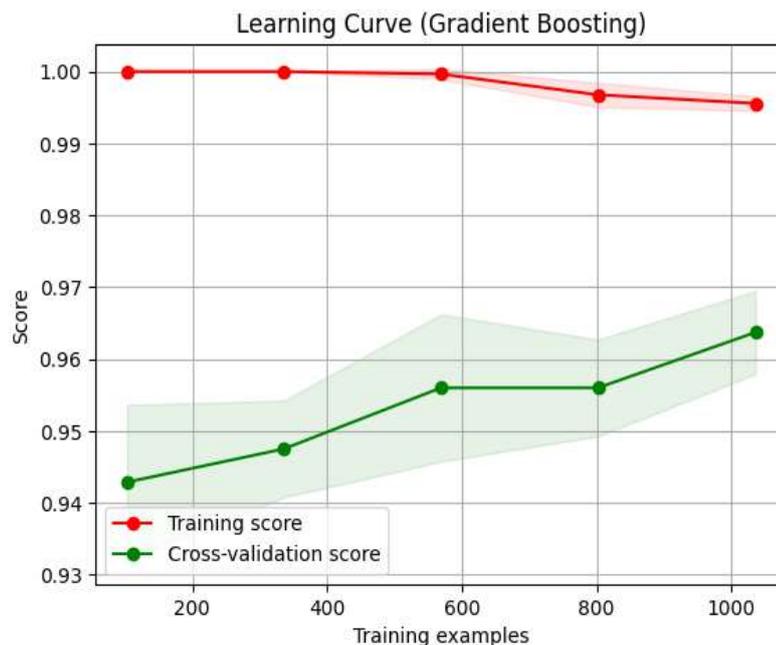
Sur les 227 alertes sans suite dans l'échantillon de test, le modèle a réussi à détecter correctement 226 d'entre elles, et en rejeté incorrectement une seule comme vigilance renforcée. Pour les 81 cas nécessitant une vigilance renforcée, le modèle a correctement identifié 70 d'entre eux. Nous pouvons dire que le modèle parvient à prédire correctement presque toutes les opérations légitimes. En ce qui concerne les 16 déclarations de soupçon, le modèle a réussi à en identifier correctement 13, mais a également erronément rejeté trois déclarations valides.

En dernier lieu, l'analyse de la courbe d'apprentissage du modèle de gradient boosting nous permettra de consolider notre décision quant à retenir ce modèle pour la prédiction des opérations suspectes.

Comme nous l'avons évoqué dans la section précédente la courbe d'apprentissage est tracée en utilisant la validation croisée.

Elle donne un aperçu de la performance du modèle sur les données d'entraînement et de validation. Cette comparaison peut aider à identifier les problèmes de sur-apprentissage (overfitting), permettant ainsi d'observer la réaction du modèle à des données inconnues.

Figure N°10: La courbe d'apprentissage du modèle (Gradient boosting)



Source: établis par nous-même sur Python 3.10.12

En observant la courbe d'apprentissage, il est possible de déterminer si l'ajout de plus de données améliorerait la performance du modèle ou si la performance stagne après un certain point.

Il est évident que le modèle du gradient boosting montre une excellente performance sur les données d'apprentissage, cela se manifeste par la courbe rouge indiquant un score élevé (100%) toutefois sa performance est inférieure sur l'échantillon de validation (courbe verte).

Cependant, une observation importante est que si davantage de données sont fournies au modèle, la courbe du score de validation montre une augmentation et commence à atteindre des scores plus élevés, ainsi la courbe d'entraînement montre une convergence vers la courbe de validation.

En d'autres termes les deux courbes d'apprentissage et de validation convergent, cette évolution suggère que le modèle ne présente pas des signes de sur-apprentissage, et ne souffre pas de problèmes de généralisation car l'augmentation de la taille de l'échantillon améliore le score de validation.

Il s'agit d'un signe positif, qui indique que notre modèle est non seulement performant sur les données d'apprentissage, mais aussi sur les données de validation, ce qui suggère qu'il est susceptible de bien se généraliser à de nouveaux exemples non vus.

Conclusion

Dans le cadre de cet article, nous avons conçu une méthode d'apprentissage automatique supervisé qui a pour objectif de discriminer entre les transactions légitimes et celles présentant des suspicions de blanchiment d'argent. Notre approche représente une amélioration significative de la méthodologie actuelle en automatisant la détection des comportements atypiques tout en réduisant ainsi l'examen manuel.

Notre modèle d'apprentissage automatique supervisé est entraîné à prédire la probabilité qu'une nouvelle transaction soit déclarée. Les résultats obtenus montrent que l'algorithme gradient boosting a obtenu les meilleurs résultats par rapport aux autres algorithmes. Il permet d'obtenir un taux de succès de 98%, cela signifie qu'il arrive à prédire correctement plus de 98% des nouvelles données.

En guise de conclusion, l'intelligence artificielle émerge comme une alternative incontournable, apportant un appui pour la prise des décisions notamment par l'optimisation des ressources financières, humaines et logistiques, afin de réduire l'effet des crimes financiers sur les gouvernements et le secteur financier.

L'intégration de ces techniques dans le répertoire d'un enquêteur pourrait réduire les problèmes liés aux pénuries de main-d'œuvre étroitement liée aux contraintes de temps dans les enquêtes financières. L'automatisation de la détection des comportements suspects pourrait réduire le temps consacré à l'examen manuel de vastes ensembles de données financières à la recherche de pistes et de modèles et alléger le fardeau qui pèse sur des ressources humaines déjà très sollicitées.

Recommandations

Pour promouvoir nos efforts de lutte contre ce phénomène, il demeure impératif de poursuivre l'exploration et le développement d'algorithmes appropriés de l'apprentissage automatique pour améliorer la détection et la prévention des activités blanchiment d'argent. En pratique, les étiquettes de lutte contre le blanchiment d'argent sont généralement incomplètes, retardées, incomplètes car les schémas de blanchiment d'argent peuvent souvent inaperçus, et retardées car les enquêtes sont très complexes et la vérité de terrain n'est pas immédiatement disponible. A cet effet, nous recommandons de recourir à une deuxième approche d'apprentissage automatique, à savoir l'apprentissage non supervisé. Cette méthode vise à identifier des similarités dans les données non étiquetées, créant ainsi des classes ou des groupes d'individus partageant des caractéristiques similaires.

Par ailleurs, il est essentiel d'apporter une attention particulière à l'amélioration continue de la collecte de données et à l'expansion des variables disponibles pour renforcer la robustesse de modèle et optimiser son efficacité dans la détection des transactions suspectes.

Les systèmes actuels se concentrent souvent sur des parties individuelles, toutefois le blanchiment d'argent est rarement une action isolée, car les blanchisseurs opèrent en groupes. A cet effet, Il serait envisageable de développer des modèles qui considèrent le comportement collectif dans un réseau de transactions au niveau des cellules de renseignement financier, qui recevraient des déclarations de soupçons de tous les assujettis financiers et non financiers, offrant ainsi une visibilité accrue sur les réseaux d'activités suspectes.

Références Bibliographiques

- Vernier. E, Techniques de blanchiment et moyens de lutte Edition DUNOD, Paris, 2007.
- Awad, M. et Khanna, R. (2015). « Efficient Learning Machines: Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System Designers ». Apress Media, p. 8-241.
- Cassani, U. (2008). « L'internationalisation du droit pénal économique et la politique criminelle de la Suisse : la lutte contre le blanchiment d'argent ». Revue de Droit Suisse, N°01, p.227-398.
- Canhoto.A.I,2021, « Leveraging machine learning in the global fight against money laundering and terrorism financing: An affordances perspective», Journal of Business Research,vol. 131, issue C, p.441-452.
- De Mattéis, L. et Nathan, S. (2022). « Introduction à l'apprentissage automatique ». La Revue 3EI, N°108, p.3-13.
- Hyeoun-Ae, P. (2013). « An Introduction to Logistic Regression: From Basic Concepts to Interpretation with Particular Attention to Nursing Domain ». J Korean Acad Nurs, Vol.43, N°2, p.154-164.
- Jullum.M et al., 2020, « Detecting money laundering transactions with machine learning », Journal of Money Laundering Control, Vol.23,N°1, p. 173-186.
- Kollmannsberger, S. et al. (2021). « Deep Learning in Computational Mechanics ». Studies in Computational Intelligence book series, volume 977, Springer édition, p.5-18.
- Lior, R et Oded.M.(2005). « Data Mining and Knowledge Discovery Handbook ». Springer New York, NY edition, Springer édition.
- Mokhefi, A. (2011). « La difficile lutte contre le blanchiment d'argent : l'Algérie au-devant de la scène ». Strategy and Development Review, Volume 1, N°1,p. 134-158
- Morris, S. D. (2020). « Corruption, Rule of Law and Democracy: Concepts, Boundaries and Oxymora ». Mexican Law Review, Vol.13, N°2, p.153-174.
- Rokach, L., Maimon, O. (2005). « Decision Trees ». In: Maimon, O., Rokach, L. (eds) Data Mining and Knowledge Discovery Handbook. Springer, Boston, MA, p.165–192.
- Savage, D. et al. (2021). « Detection of money laundering groups using supervised learning in networks ». Expert Systems with Applications, Volume 169, p.1-15.
- Sheikh, H. (2023). « Mission AI: The New System Technology ». The Netherlands Scientific Council for Government Policy (WRR), Springer Edition, p.15–41.
- Unger, B. et van Waarden. (2009). « How to Dodge Drowning in Data? Rule- and Risk-Based Anti Money Laundering Policies Compared ». Review of Law & Economics, De Gruyter, vol. 5, N°2, p.953-985.

Analyse de l'effet symétrique et asymétrique du mésalignement du taux de change sur la croissance économique : Cas des Pays du Maghreb Arabe

Dounia NESSAL DJELLOUD
Ministère des Finances Algérien



Résumé

Cet article présente une étude de la relation entre le mésalignement du taux de change et la croissance économique dans les pays du Maghreb notamment l'Algérie, la Tunisie et le Maroc, sur la période 1988-2022. L'objectif principal est d'analyser cette relation complexe en adoptant une méthodologie robuste. La méthodologie d'estimation du mésalignement adopte l'approche BEER, utilisant un modèle VECM pour générer une trajectoire d'équilibre des taux de change du dinars algérien et tunisien ainsi que du dirham marocain. L'analyse comparative entre les taux réels observés et leur équilibre révèle des états alternants de sous-évaluation et de surévaluation, avec une identification des facteurs explicatifs, notamment les changements dans les fondamentaux économiques. Enfin, pour évaluer l'impact du mésalignement sur la croissance économique, une approche ARDL est employée, illustrant l'effet symétrique du mésalignement avec des impacts significatifs en Tunisie et au Maroc, mais aucun impact significatif en Algérie. Une analyse asymétrique à travers une approche NARDL révélant les effets indépendants de la surévaluation et de la sous-évaluation, montrant un impact négatif de la surévaluation pour les trois pays et un impact positif de la sous-évaluation en Algérie et non significatif pour le cas de la Tunisie et du Maroc.

Mots Clés : Mésalignement, BEER, REER, VECM, ARDL, NARDL, Pays du Maghreb.

Introduction

« Une déconnexion entre les taux de change et les échanges compliquerait l'élaboration de la politique économique. Elle pourrait affaiblir un canal essentiel de transmission de la politique monétaire et compliquer la résorption des déséquilibres commerciaux, comme lorsque les importations dépassent les exportations, par le biais de l'ajustement des prix relatifs des échanges » (FMI, 2015).

Bien entendu, les inquiétudes relatives à une possible dissociation entre les taux de change et les échanges internationaux ne datent pas d'hier certes, mais depuis l'effondrement du régime de Bretton Woods 1970 qui a engendré une volatilité accrue sur les différents marchés internationaux. Dans ce contexte, la dynamique entre la monnaie et la croissance économique s'avère un élément crucial au cœur du fonctionnement harmonieux de l'économie. La monnaie, agissant comme le pilier central, est essentielle pour piloter les divers secteurs de l'économie, facilitant les échanges et les transactions. La stabilité monétaire inspire confiance aux acteurs économiques, favorise les investissements et stimule la croissance. Tout mésalignement dans les taux de change peut donc avoir des répercussions significatives, impactant la compétitivité nationale et les rapports commerciaux avec l'étranger. Ainsi, comprendre cette liaison étroite entre la monnaie et la santé économique est essentiel pour une gestion éclairée et un développement durable.

À cet effet, les pays en développement sont particulièrement vulnérables aux fluctuations des taux de change en raison de leur structure économique et de leur dépendance aux marchés mondiaux. Par conséquent, toute variation peut engendrer des défis significatifs pour la stabilité économique de ces pays, en particulier ceux du Maghreb arabe. Ces derniers présentent des caractéristiques

économiques distinctes, reflétant la diversité de leurs structures économiques bien qu'ils partagent certains défis communs en tant que pays en développement. En Tunisie, les répercussions de l'instabilité politique et sociale depuis la révolution de 2011 ont eu des effets néfastes sur l'économie. Au Maroc, l'économie repose en grande partie sur le secteur agricole, confronté aux menaces des changements climatiques, ainsi que sur les revenus issus de la production du phosphate, bien que l'Algérie tire actuellement un avantage de l'indépendance financière, son économie est largement tributaire des exportations des hydrocarbures qui sont menacés par la transition énergétique.

Toutefois, l'Algérie, comme la Tunisie et le Maroc, sont impactés par la mondialisation qui devient aujourd'hui un moteur significatif de l'ouverture commerciale. Par contre, il faut bien mentionner que l'ouverture commerciale offre de nombreux avantages, elle peut également présenter des défis, tels que la nécessité de gérer les ajustements économiques et sociaux résultant de la concurrence internationale. Sachant que les autorités monétaires de ces pays veillent à trouver un dosage optimal entre la compétitivité et la santé de leurs économies à travers le maintien du taux de change effectif à son équilibre. Cet objectif pose un dilemme pour ces acteurs, étant donné la complexité des facteurs qui déterminent le taux de change effectif réel d'une part et la fragilité de leurs monnaies face aux chocs endogènes et exogènes d'autre part. À cet effet, de nombreuses études ont mis en évidence l'importance de surveiller attentivement le taux de change. Il peut également servir de mesure régulatrice visant à minimiser, voire éliminer, les conséquences néfastes d'une surévaluation du taux de change, comme le souligne Derbali en 2021.

Dans cette optique, l'objectif de notre article est d'analyser la relation entre le mésalignement du taux de change et la croissance économique dans trois pays du Maghreb (Tunisie, Maroc et Algérie) en utilisant un modèle VECM sur la période 1988-2022 afin d'estimer l'écart du taux de change par rapport à son niveau d'équilibre. En outre, nous adoptons une approche en deux temps en employant d'abord un modèle ARDL pour évaluer l'effet symétrique du mésalignement sur la croissance, puis un modèle NARDL pour estimer l'effet asymétrique du mésalignement sur la croissance, c'est-à-dire l'impact distinct d'une surévaluation et d'une sous-évaluation sur la croissance. Nous tenons à souligner que pour ce travail spécifiquement, nous avons choisi une méthodologie axée sur l'étude individuelle de chaque pays, en raison de la nature économique propre à chacun, plutôt que d'opter pour une approche basée sur les données de panel.

Pour ce faire, notre article est organisé comme suit. Nous commençons par une revue de la littérature sur l'impact du mésalignement du RER sur la croissance dans la section 2. Ensuite, dans la section 3, nous abordons l'estimation empirique à la fois du RER d'équilibre et du mésalignement de la monnaie. La section 4 est consacrée à l'estimation de la relation entre la croissance économique et un ensemble de variables explicatives, en portant une attention particulière à l'impact du mésalignement ainsi que de la surévaluation et de la sous-évaluation sur la croissance. Enfin, nous concluons dans la section 5.

1. Revue de la Littérature

Le travail de [Bereau et al. \(2012\)](#) a examiné la relation entre le mésalignement et son impact sur la croissance économique. Pour atteindre cette finalité, l'étude fait usage de techniques avancées de cointégration en panel, permettant ainsi de calculer les mésalignements du Taux de Change Réel (TCR) en mesurant les écarts entre les TCR réels et leurs valeurs d'équilibre au sein d'un éventail de pays avancés et émergents à travers une approche PSTR.

Dans cette étude, les chercheurs ont utilisé des données annuelles couvrant la période de 1980 à 2007 pour les pays suivants : l'Argentine, l'Australie, le Brésil, le Canada, le Chili, la Chine, la Colombie, le Costa Rica, le Danemark, l'Égypte, le Royaume-Uni, Hong Kong, l'Indonésie, l'Inde, Israël, le Japon, la Corée, le Mexique, la Malaisie, la Norvège, la Nouvelle-Zélande, le Pérou, les

Philippines, Singapour, la Suède, la Suisse, la Thaïlande, la Turquie, l'Uruguay, les États-Unis, le Venezuela et la zone euro.

À travers cette méthodologie, les chercheurs révèlent que l'impact des mésalignements du TCR sur la croissance économique est subtil et dépend de la direction du mésalignement, plus précisément, lorsque les TCR sont surévalués, ils ont tendance à exercer un effet néfaste sur la croissance économique. En revanche, les sous-évaluations du TCR sont associées à une nette amélioration de la croissance économique.

Quant à [Dubas \(2012\)](#), il visait à explorer en profondeur l'impact potentiel du mésalignement des taux de change sur la croissance économique et le développement. Pour atteindre cet objectif, l'auteur a adopté l'estimation PDOLS (pooled OLS) pour quantifier précisément le mésalignement des taux de change en utilisant un échantillon composé de 102 pays, englobant une période de 32 ans, de 1971 à 2002. De plus, des régressions de croissance standard ont été déployées pour scruter en détail les effets du mésalignement sur la croissance économique.

Les résultats obtenus ont mis en lumière des conclusions substantielles. En particulier, ils ont révélé des effets asymétriques du mésalignement. Plus spécifiquement, la surévaluation des taux de change a été identifiée comme exerçant un impact significativement négatif sur la croissance économique, tandis que la sous-évaluation a montré un effet inverse, bien que statistiquement non significatif. Il a constaté suite à cette étude que les pays en développement réagissent de manière plus sensible aux effets du mésalignement des taux de change sur la croissance par rapport aux pays développés.

Pour exporter la relation entre la croissance économique et les mésalignements des taux de change réels au sein de l'Union européenne (UE), [Kreko et Oblath \(2020\)](#) ont adopté des techniques d'estimation OLS groupées et de modèles de panel dynamiques en utilisant deux indicateurs de RER sur une période s'étalant de 1995 à 2016 : le niveau relatif des prix du PIB et le niveau relatif interne des prix des services par rapport aux biens.

Les résultats obtenus à travers cette recherche ont mis en lumière plusieurs constatations significatives. Premièrement, les surévaluations des RER étaient systématiquement associées à une croissance économique plus faible, tandis que les sous-évaluations étaient liées à une croissance plus élevée. Cette tendance était particulièrement prononcée dans les pays qui avaient des régimes de change fixes. De plus, il a été constaté que le niveau de développement des pays de l'UE n'avait pas un impact significatif sur la relation entre la croissance économique et les mésalignements des RER.

Dans leur étude récente, [Javed et al. \(2023\)](#) abordent la question de l'impact asymétrique du mésalignement des taux de change sur la croissance économique en Inde. Alors que les travaux antérieurs avaient tendance à adopter une approche symétrique, suggérant que les taux de change surévalués et sous-évalués avaient des effets similaires sur la croissance, cette étude explore les nuances d'une relation asymétrique. Pour ce faire, la méthodologie de l'étude reposait sur l'utilisation de la technique non linéaire de l'Autoregressive Distributed Lag (NARDL).

Les résultats obtenus ont révélé un contraste marqué entre les deux approches. Dans le scénario symétrique, où l'on considère que les taux de change surévalués et sous-évalués ont des effets similaires, le mésalignement des taux de change était associé à une diminution de la croissance économique en Inde. Cependant, grâce à l'approche asymétrique de NARDL, les chercheurs ont découvert des preuves significatives en faveur d'effets asymétriques. Plus précisément, la sous-évaluation du taux de change semblait stimuler la croissance économique en Inde, tandis que la surévaluation avait tendance à avoir un effet négatif.

Dans le même contexte, plusieurs études ont été faites pour démontrer l'importance de ce phénomène pour les pays du Maghreb Arabe notamment l'étude menée par [Brakni \(2022\)](#) qui porte

sur l'analyse des impacts symétriques et asymétriques du taux de change sur la croissance économique en Algérie de 1990 à 2020, en utilisant les modèles ARDL et NARDL. Les résultats du modèle ARDL indiquent un impact peu significatif du taux de change sur la croissance économique à long terme. Cependant, le modèle NARDL, en distinguant les variations positives et négatives du taux de change effectif réel, révèle que la surévaluation du dinar algérien a un effet défavorable sur la croissance économique, tandis que sa dépréciation la favorise.

Dans une recherche récente, [Hadj Amor et al. \(2023\)](#) ont visé à réévaluer les facteurs déterminants du RER en Tunisie en utilisant une approche dynamique en examinant les effets éventuellement asymétriques du mésalignement réel sur la croissance économique en Tunisie, à travers une estimation non linéaire autorégressif distribué (NARDL) prenant en compte la non-linéarité de cette relation. Finalement, ils se sont intéressés à l'identification des seuils de mésalignement du dinar tunisien qui peuvent influencer positivement ou négativement la croissance économique.

Pour atteindre ces objectifs, les chercheurs recueillis des données sur la période 2001-2016. Ils ont constaté que le dinar tunisien a connu des périodes de surévaluation et de sous-évaluation au cours de cette période, et que la surévaluation réelle du dinar avait un impact négatif significatif sur la performance de croissance de la Tunisie, tandis qu'une sous-évaluation n'avait pas d'effet significatif. Enfin, ils ont identifié des seuils de mésalignement, montrant que la sous-évaluation favorise la croissance jusqu'à un certain point, tandis que la surévaluation peut stimuler la croissance jusqu'à un autre seuil. Ces conclusions ont des implications importantes pour les décideurs politiques en Tunisie.

2. Mésalignement du taux de change

2.1. Les modèles économiques

Le mésalignement représente un phénomène d'intérêt majeur pour les économistes et les chercheurs en raison de ses répercussions significatives. [Edwards \(1987\)](#), [\(Frait & Komarek, 2001\)](#), et d'autres, s'accordent à définir le mésalignement que du taux de change comme une déviation soutenue du taux de change réel par rapport à sa valeur d'équilibre. Cela signifie que le mésalignement représente la mesure globale de l'écart entre le taux de change réel et son niveau d'équilibre, résultant de déséquilibres dans l'environnement économique, tant à l'échelle nationale qu'internationale. Cet écart peut être une surévaluation ou une sous-évaluation, si le taux de change actuel est plus élevé que son niveau d'équilibre, on dit que la devise est "surévaluée". Si, en revanche, le taux de change est inférieur à son niveau d'équilibre, on parle de devise "sous-évaluée".

Ainsi, l'objectif du taux de change d'équilibre est d'assurer la stabilité macroéconomique et de permettre à une économie de maintenir une position extérieure viable à long terme. Donc c'est le taux qui assure une certaine compétitivité tout en gardant une économie saine, en d'autres termes, l'équilibre vise à garantir que l'économie d'un pays peut soutenir des relations commerciales équilibrées avec le reste du monde sans accumuler de déséquilibres importants.

À cet effet, pour examiner le mésalignement du taux de change, il faut tout d'abord mesurer le taux de change d'équilibre (RER). Pour comprendre les sources des mouvements de taux de change. La recherche sur la détermination du taux de change d'équilibre remonte aux années 1960 ([Balassa, 1964](#)), ce qui a donné lieu à divers concepts de "taux de change d'équilibre", comprenant la parité de pouvoir d'achat (PPA) qui se base sur la comparaison des prix des biens et services dans différents pays. Son objectif principal est de déterminer le taux de change qui équilibrerait le coût d'un panier de biens et de services dans deux pays donnés. Cependant, cette méthode présente certaines limitations qui doivent être prises en compte lors de son utilisation. Tout d'abord, elle suppose que les prix des biens et services sont parfaitement comparables entre les deux pays, ce qui n'est souvent pas réaliste en raison des différences culturelles, de la qualité des produits et des coûts de transport. De plus, la PPA

ne tient pas compte des écarts de niveaux de vie et de PIB entre les pays, ce qui peut entraîner des distorsions dans les résultats obtenus.

Face aux limites identifiées dans la prise en compte des facteurs macroéconomiques dans la détermination du taux de change par la méthode de la PPA, un autre groupe de chercheurs a soutenu l'idée qu'il existe davantage d'éléments à considérer que les seuls prix relatifs pour parvenir à un taux d'équilibre. La conviction qu'une série de déterminants réels continue d'influencer les taux de change vers des niveaux d'équilibre a incité la recherche et le développement de plusieurs nouveaux modèles directs. Trois approches principales peuvent être distinguées les approches macroéconomiques, dynamiques et économétriques.

L'approche du taux de change réel d'équilibre fondamental FEER, introduit par Williamson, 1985, qui se concentre sur les aspects globaux de l'équilibre. Cette méthode s'appuie sur un modèle macroéconomique qui sert à évaluer les taux de change fondamentaux. Elle repose sur la comparaison des indicateurs économiques entre pays, tels que le PIB, l'inflation, les taux d'intérêt et le taux de croissance, afin d'estimer la valeur fondamentale à long terme d'un taux de change. L'objectif principal de cette approche est d'atteindre un équilibre entre les échanges commerciaux et les investissements à long terme entre les pays.

L'approche dynamique (NATREX) introduite par Stein 1994, qui met l'accent sur la dynamique de long terme. La théorie NATREX explique la dynamique de l'équilibre à moyen et long terme du taux de change réel (RER). Elle ne repose pas sur un modèle unique, mais plutôt sur une variété de modèles adaptés aux caractéristiques spécifiques de chaque économie étudiée. En résumé, NATREX représente le taux de change réel d'équilibre inter-cyclique qui garantit l'équilibre de la balance des paiements en l'absence de facteurs cycliques, de mouvements de capitaux spéculatifs et de variations des réserves internationales, tout en considérant que l'économie fonctionne à pleine capacité.

L'approche économétrique du Taux de Change d'Équilibre Comportemental (BEER), développée par MacDonald en 1997, se distingue par son caractère fondé sur l'économétrie, basé sur l'analyse statistique. Il s'agit de modéliser le taux de change avec ces principaux fondamentaux macroéconomiques. Cette approche de modélisation des taux de change dans le cadre du BEER suppose que les écarts par rapport à l'équilibre à long terme sont de nature temporaire. Par conséquent, le taux de change nominal est censé fluctuer autour de cette moyenne pondérée au fil du temps. Selon les auteurs, l'écart entre le taux de change actuel et sa valeur estimée à long terme, basée sur la relation de cointégration, permet d'évaluer le degré de mésalignement du taux courant.

2.2. L'analyse économétrique

Dans le présent article, la mesure du mésalignement du taux de change réel (RER) repose sur la notion du « taux de change d'équilibre comportemental », qui a été développée par [Clark et MacDonald \(1997\)](#) qui constitue une approche économétrique comme auparavant expliqué.

En suivant l'approche BEER, nous avons choisi d'appliquer la technique de cointégration bien connue de Johansen. Nous avons ainsi estimé le niveau de mésalignement du taux de change effectif réel (REER) sur la période 1988-2022 pour les pays du Maghreb arabe, à savoir : l'Algérie, la Tunisie et le Maroc. Cette estimation a été réalisée en utilisant des données annuelles et en se basant sur les variables fondamentales suivantes : le niveau d'ouverture commerciale (OUV), le produit intérieur brut par habitant (GDP), les termes de l'échange (TOT) et les dépenses gouvernementales (GEX). (Annexe 1)

¹ Taux de change effectif réel : est un indicateur qui prend en compte l'inflation et d'autres variables économiques pour évaluer la valeur réelle relative de deux monnaies. Son utilisation principale est d'évaluer la compétitivité d'une économie et d'orienter les décisions d'investissement.

Les résultats des tests de stationnarité (ADF, PP) (annexe 2) indiquent que toutes nos variables présentent une intégration d'ordre 1. Ceci nous incite à explorer l'existence d'une relation de cointégration entre ces variables, en vue d'appliquer un modèle VECM pour estimer le taux de change effectif réel d'équilibre

Les résultats des tests "test de traçage" et "test de la valeur propre maximale" de Johansen pour les trois pays (annexe 03) suggèrent la présence d'au moins une relation de cointégration entre les variables étudiées. Ces conclusions solides permettent de poursuivre les estimations en utilisant la méthode du modèle vectoriel à correction d'erreurs (VECM). Cette méthode est considérée comme une application spéciale du modèle autorégressif vectoriel (VAR) auquel est ajouté un mécanisme de correction d'erreur (ECM). Cette approche nous permettra d'estimer deux types de relations : une à long terme et une à court terme.

La relation à long terme entre le taux de change effectif réel et les fondamentaux est définie comme suit :

$$REER_t = x_t \beta + z_t \quad (1)$$

Où :

- x_t : le vecteur des fondamentaux
- β : le vecteur des coefficients de cointégration
- z_t : le terme d'erreur

Les dynamiques à court terme jouent le rôle d'un "mécanisme de correction" visant à ramener le REER à son équilibre en cas de déviation. Cette relation à court terme, en adéquation avec l'équilibre à long terme, est modélisée sous la forme d'un mécanisme de correction d'erreur (ECM) :

$$\Delta REER_t = a z_{t-1} + \sum_{t=1}^p y_i \Delta REER_{t-1} + \sum_{t=1}^q \sigma_i \Delta x_{t-1} + \sum_{t=1}^p \delta_i \Delta w_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Avec w_t : le vecteur des variables à court terme.

Le tableau suivant présente la relation du long terme entre le REER et ces fondamentaux pour chaque pays. Les résultats montrent que la plupart des coefficients sont statistiquement significatifs et ont les signes attendus.

² Les résultats fournis par le test « Augmented Dickey Fuller » et le test de « Philips-Perron » montrent que toutes les variables sont stationnaires en différence première c'est-à-dire que nos variables varient autour de leurs moyennes cela permet d'éviter des régressions fallacieuses et trompeuses.

Tableau 1 : Dynamique du long terme / VECM

Algérie					
	LOPN	LPROD	LTOT	LGEX	C
<i>Coefficient</i>	0.694547	-1.457656	0.149325	0.072177	12.88053
<i>t-statistic</i>	-2.73071	3.6512	-1.52428	-0.83669	
Équation (3) : $LREER=0.69*LOPN-1.45*LPROD+0.14*LTOT+0.07*LGEX+12.88$					
Tunisie					
	LOPN	LPROD	LTOT	LGEX	C
<i>Coefficient</i>	-0.60507	-0.682953	0.239108	0.645949	13.59387
<i>t-statistic</i>	4.71008	13.7917	-2.7204	3.11649	
Équation (4) : $LREER=-0.60*LOPN-0.68*LPROD+0.23*LTOT+0.64*LGEX+13.59$					
Maroc					
	LOPN	LPROD	LTOT	LGEX	C
<i>Coefficient</i>	0.257487	-0.292527	0.287946	-0.165939	-5.013461
<i>t-statistic</i>	-5.14628	8.9829	-5.12515	3.80063	
Équation (5) : $LREER=0.25*LOPN-0.29*LPROD+0.28*LTOT-0.16*LGEX-5.013$					

Source : élaboré par l'auteure, E-views13

Selon les résultats obtenus, on remarque que la relation entre le taux de change effectif réel (REER) et ces variables macroéconomiques diffère d'un pays à l'autre et ce compte tenu des spécificités macroéconomiques et conjoncturelles de chaque pays.

En outre, les séries temporelles peuvent démontrer une relation d'équilibre à long terme, mais des perturbations et des événements ponctuels peuvent les éloigner de cet équilibre. En complément à la dynamique à long terme associée à la relation d'équilibre à long terme, le modèle de correction d'erreur permet d'explorer simultanément l'existence d'une dynamique à court terme capable de rétablir l'équilibre. Les résultats du dynamique du court terme en annexe (annexe 4) nous a permis d'affirmer que le terme de correction d'erreur est négatif et statistiquement significatif à un niveau de certitude de 99%. Cela confirme que la causalité à long terme va des fondamentaux choisis au taux de change effectif réel et non l'inverse.

À ce stade, nous sommes en mesure d'évaluer le mésalignement du Taux de Change Effectif Réel. Nous commençons par calculer la série du taux de change réel d'équilibre en se basant sur les équations de la relation à long terme précédemment construites (équation 3, 4, 5).

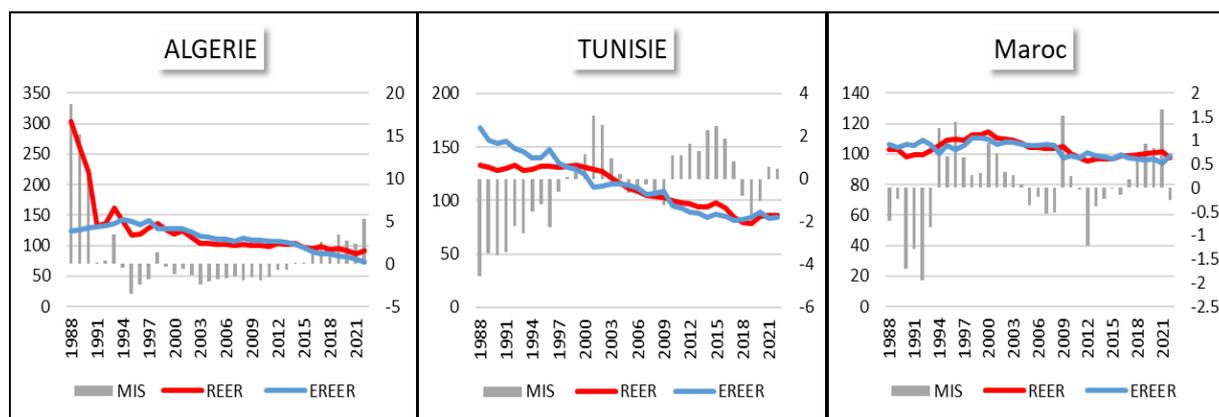
Une fois que nous avons déterminé le taux de change effectif réel d'équilibre, nous pouvons calculer son Mésalignement en utilisant la différence entre le taux observé (REER) et le taux d'équilibre (EREER). Pour effectuer ce calcul, nous utilisons la formule suivante :

$$MIS = \frac{REER - EREER}{EREER} * 100 \quad (6)$$

Où

- MIS : le mésalignement
- REER : le taux de change effectif réel observé
- EREER : le taux de change effectif réel estimé ou d'équilibre

Figure 1 : Évolution du EREER, REER et le mésalignement



Source : élaboré par l'auteure.

La figure ci-dessus présente le Taux de Change Effectif Réel Observé (REER) pour chaque pays et l'équilibre estimé et présenté par la composante permanente des fondamentaux (EREER), et sur l'autre axe, son mésalignement. Une première analyse globale du mésalignement estimé, telle que présentée dans la figure ci-dessus, permet de conclure que le taux de change effectif réel de chaque pays de notre échantillon n'est pas maintenu à son niveau d'équilibre sur plusieurs périodes. En effet, ce dernier passe par des périodes de sous-évaluation et des périodes de surévaluation, ces déséquilibres trouvent leur origine dans plusieurs raisons à la fois internes et externes.

Les périodes de surévaluation les plus marquantes :

Le dinar algérien a connu sa plus grande surévaluation entre 1988 et 1994, selon une étude antérieure. Cette période a commencé dès 1985, comme l'a souligné Madouni (2014). Cette surévaluation a coïncidé avec une période particulièrement difficile pour l'économie algérienne, marquée par la chute brutale des prix du pétrole en 1985 d'une part, et du dollar d'autre part. Cette conjoncture a entraîné une diminution de 55,5 % de la valeur des exportations entre 1984 et 1987. De plus le poids de l'endettement a atteint des niveaux excessifs et insoutenables au début des années 1990, avec un ratio de service de la dette extérieure qui dépasse les 100 % au premier trimestre de 1994, Banque d'Algérie (2008). Cette période était également caractérisée par une forte inflation.

Le mésalignement du dinar tunisien a connu l'augmentation la plus marquée pour atteindre près de 24%. Cette hausse reflète un déséquilibre dans la situation économique en Tunisie, notamment après le choc subi par le secteur touristique en 2015 suite aux attaques terroristes. Ces éléments s'ajoutent aux interruptions fréquentes dans les secteurs du phosphate et du pétrole, ainsi qu'à la baisse des investissements directs étrangers en raison des incertitudes qui ont marqué le climat des affaires en Tunisie. La politique de change s'est ensuite tournée vers la correction des déséquilibres, tant internes qu'externes. La BCT a renforcé l'utilisation d'instruments monétaires en augmentant les taux d'intérêt et en acceptant une dépréciation plus rapide du dinar. Ainsi, la valeur du dinar a connu une baisse accélérée entre 2016 et 2018.

Au cours de la période 1994-2000, une surévaluation s'est produite pour le dirham marocain qui est dû en partie à la détérioration des fondamentaux économiques du Maroc en raison de la fréquence élevée des années de sécheresse. Dans l'ensemble, le taux de change réel d'équilibre a enregistré une augmentation de 21%, passant d'une sous-évaluation de 10 % en 1993 à une surévaluation de 11 % en 1994.

Les périodes de la sous-évaluation les plus marquantes :

Durant la période 2002 -2012, malgré un excédent considérable de la balance courante, le dinar algérien demeure légèrement sous-évalué, en concordance avec les discussions du FMI concernant une éventuelle réévaluation du dinar. En 2006, l'Algérie a remboursé l'intégralité de sa dette envers le Club de Paris, Banque d'Algérie (2008). Toutefois, malgré la hausse des prix du pétrole, le pays a délibérément maintenu la sous-évaluation de sa monnaie, cherchant ainsi à financer le budget des administrations publiques.

En 1988, la Tunisie a adopté un plan d'ajustement structurel, impulsé par le FMI, visant à améliorer la situation macroéconomique et à reconstituer les réserves de change à court terme. Cette initiative a inclus une dévaluation nominale du dinar par rapport aux devises étrangères, conduisant à un excédent du compte courant en 1988. Bien que cela ait entraîné une sous-évaluation marquée d'environ 25 % cette année-là, cette disparité a progressivement diminué, se rapprochant de l'équilibre au fil du temps. Le mésalignement observé au cours de la période 1992-2000 peut s'expliquer par l'adoption graduelle d'un système de change plus flexible, comprenant des ajustements réguliers du taux de change nominal et la convertibilité du dinar pour les non-résidents.

Avec la création de la monnaie unique européenne, une nouvelle révision du panier de devises s'est avérée nécessaire pour le dirham marocain, conduisant à une dévaluation en 2001 pour rétablir le taux de change à son équilibre. Cet état de fait est rapidement suivi par une période de sous-évaluation jusqu'à 2007. Ensuite, une surévaluation a été observée, atteignant son pic en 2009 en raison de la crise financière mondiale.

La période 2020-2022 :

Cette période est marquée par deux événements majeurs, à savoir la pandémie de COVID-19 et la guerre en Ukraine. Ces deux incidents ont des répercussions sur les échanges mondiaux, affectant ainsi les fondamentaux économiques. Cela explique une possible surévaluation ou sous-évaluation résultant de ces circonstances. Cependant, il est important de noter que cette conjoncture n'a pas conduit à un bouleversement significatif des taux de change dans trois pays.

En 2020, le dinar algérien a subi une dépréciation marquée par rapport au dollar et à l'euro. Cette dépréciation significative découle d'une décision politique des dirigeants algériens. Il s'agit essentiellement d'une "dévaluation déguisée" du dinar, mise en œuvre pour faire face au déficit budgétaire important résultant de la chute des revenus pétroliers. Cette dépréciation a finalement conduit le taux de change à des niveaux proches de l'équilibre. Par la suite l'économie algérienne a retrouvé sa stabilité en 2021 et 2022, principalement grâce à la hausse des prix du pétrole, entraînant un redressement significatif des réserves en devises. Parallèlement, la croissance du PIB hors hydrocarbures a progressé de 2,3% en 2021 à +3,8% au premier semestre de 2022 et +4,5% au second semestre. De plus, la production agricole a rebondi avec une croissance de +5,8% en 2022, bénéficiant d'une récolte plus abondante. Banque mondiale, (2023).

En Tunisie, la pandémie de COVID-19 a entraîné des défis économiques persistants, caractérisés par des règlements excessifs, une orientation commerciale limitée, des investissements restreints et des distorsions économiques. La dette publique a également augmenté, et en 2022, la situation a montré une amélioration limitée, avec une croissance économique relativement modeste, comme le rapporte la Banque mondiale (2023). Néanmoins, le dinar tunisien a enregistré un léger déséquilibre au cours de cette période. Le régime de change, qui se dirige vers un régime flottant, combiné à l'augmentation des transferts courants, a contribué à maintenir la valeur du dinar à un niveau relativement stable

Parallèlement, l'économie marocaine a été confrontée à des pressions croissantes résultant d'une sécheresse sévère et de la hausse des prix des matières premières, selon le rapport de la banque

mondiale (2023). Malgré les difficultés économiques, le dirham marocain a présenté un léger déséquilibre au cours de cette période. La flexibilité du régime de change a joué un rôle crucial en contribuant à maintenir le dirham marocain près de l'équilibre malgré les défis économiques.

3. Mésalignement et croissance économique

3.1. L'étude symétrique

Dans le but d'évaluer l'influence du mésalignement du taux de change sur les performances macroéconomiques dans les pays du Maghreb arabe et de déterminer s'il exerce un effet sur la croissance économique, qu'il soit positif ou négatif, nous envisageons de mettre en œuvre l'estimation d'un modèle autorégressif à retards distribués, communément désigné par le terme ARDL (Auto Regressive Distributed Lag model).

Le modèle "Auto-Regressive Distributed Lag" (ARDL), également connu sous le nom d'autorégressif à retards échelonnés", a été élaboré par Pesaran et al. (2001). Il intègre une nouvelle technique de cointégration, appelée « le test de cointégration aux bornes » ou « le test de cointégration par les retards échelonnés ». Ce modèle est devenu prédominant dans la recherche empirique, en grande partie en raison de son caractère peu contraignant et flexible par rapport aux méthodes conventionnelles de cointégration, ainsi que de sa simplicité et de la pertinence de ses résultats.

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i \Delta y_{t-i} + \sum_{j=0}^q \theta_j \Delta X_{t-j} + \delta_1 Y_{t-1} + \delta_2 X_{t-1} + \xi_t \quad (7)$$

Δ : l'opérateur de différence première ; α_0 : la constante du modèle ; Φ_i , θ_j : les coefficients de court terme ; δ_1, δ_2 : les coefficients de long terme avec $\delta_2 = \frac{\sum \theta_j}{1 - \sum \Phi_i}$; $\xi_t \sim \text{i.i.d}^3(\mathbf{0}, \sigma)$: le terme d'erreur.

En nous basant sur la littérature théorique et empirique, nous avons choisi les variables suivantes pour notre analyse : le produit intérieur brut (GDP) en tant que variable dépendante, le mésalignement du taux de change (MIS) au cœur de notre question de recherche, l'indice de développement humain (HDI)⁴ comme mesure du capital humain, et le crédit intérieur destiné au secteur privé (DC) par les banques en tant qu'un indicateur de développement financier. La mondialisation économique⁵, offre à la fois des informations sur le développement du pays et une perspective sur l'ouverture économique, a également été incluse. Notons que les indicateurs d'ouverture économique (les exportations et les importations) ont été utilisés dans l'estimation du mésalignement, justifiant leur exclusion dans cette étude pour éviter tout problème de multi-colinéarité (Annexe 5).

Pour le cas de l'Algérie, compte tenu de sa structure économique distinctive, nous avons inclus le prix du pétrole (OIL) en tant que variable exogène. Cette variable exerce une influence significative sur la croissance économique en Algérie, étant donné que la grande partie de ses recettes provient des hydrocarbures.

³ Indépendamment et identiquement distribués.

⁴ L'Indice de développement humain (IDH) est une mesure synthétique des réalisations moyennes dans les dimensions clés du développement humain : une vie longue et saine, la connaissance et un niveau de vie décent. L'IDH est la moyenne géométrique des indices normalisés pour chacune des trois dimensions. (THE QOG STANDARD DATASET 2023)

⁵ L'indice de mondialisation économique (sur une échelle de 1 à 100) englobe tant les échanges commerciaux que les flux financiers. Les échanges de facto sont déterminés en référence au commerce de biens et de services. Les échanges de jure englobent les droits de douane, les taxes et les restrictions. (THE QOG STANDARD DATASET 2023)

L'équation principale du modèle est présentée comme suit :

$$GDP = f(MIS; DC, HDI, EG)$$

Selon les résultats des tests de stationnarité (annexe), nos variables présentent des ordres d'intégration distincts, certaines d'ordre 0 et d'autres d'ordre 1. Cette information préliminaire est essentielle pour orienter la robustesse de notre analyse. Parallèlement, nous avons démontré l'absence de multi-colinéarité à travers le test VIF et la matrice de corrélation. Pour déterminer les longueurs de retard optimales, nous nous sommes appuyés sur le critère d'information d'AIC, révélant ainsi que le lag optimal pour l'Algérie est (3,3,3,3,0), pour la Tunisie (3,3,1,2,3), et pour le Maroc (4,3,2,4,4).

La validation d'un modèle représente une étape cruciale permettant d'évaluer statistiquement les propriétés et les conditions de validité des estimations, assurant ainsi la robustesse des résultats obtenus. L'acceptation de l'hypothèse nulle est constatée pour l'ensemble des tests. En ce qui concerne le test de linéarité « Ramsey », celui-ci indique que la spécification des trois modélisations est globalement satisfaisante. Les tests de Breusch-Godfrey et de Breusch-Pagan-Godfrey confirment respectivement l'absence d'autocorrélation et d'homoscédasticité des résidus, cette dernière étant appuyée par le test ARCH. Par ailleurs, le test de « Jarque-Bera » atteste que ces résidus suivent une loi normale. Cette série d'analyses renforce la confiance dans la validité et la robustesse des résultats obtenus à partir des trois modèles (annexe 6). En outre, les tests de stabilité « CUSUM » et « CUSUM-of-Squares » révèlent que les résidus des estimations demeurent à l'intérieur du corridor, respectant ainsi un seuil de significativité de 5%. Cela nous permet d'affirmer que les modèles présentent une stabilité structurelle.

Les résultats du test de "bounds" de Pesaran et al. (2001) appliqués aux trois pays révèlent que les F-statistiques calculées dépassent la borne supérieure du seuil de significativité de 1%. (Annexe7) En conséquence, nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle qui suppose l'absence d'une relation de cointégration entre les variables retenues. Cela confirme l'existence d'une relation à long terme entre le mésalignement et la croissance économique pour les trois pays.

Le tableau ci-dessous synthétise les résultats d'estimation des relations d'équilibre à long terme.

Tableau 2 : dynamique du long terme / ARDL

<i>Algérie</i>					
<i>Variable</i>	<i>MIS</i>	<i>LDC</i>	<i>HDI</i>	<i>LEG</i>	<i>C</i>
<i>Coefficient</i>	-0.00286	0.08479	4.067975	0.071584	1.601149
<i>Probabilité</i>	0.562816	0.001467	0.0000	0.489884	0.000414
<i>CE = LGDP -(-0.002857*MIS+0.084790*LDC+4.067975*HDI+0.071584*LEG+1.601149) (8)</i>					
<i>Tunisie</i>					
<i>MIS</i>	<i>LDC</i>	<i>HDI</i>	<i>LEG</i>	<i>C</i>	
<i>Coefficient</i>	-0.01264	0.140706	6.279938	0.070456	-1.62809
<i>Probabilité</i>	0.014431	0.091529	0.000	0.63757	0.023616
<i>CE = LGDP-(-0.012639*MIS+0.140706*LDC+6.279938 *HDI+0.070456*LEG -1.628086) (9)</i>					
<i>Maroc</i>					
<i>MIS</i>	<i>LDC</i>	<i>HDI</i>	<i>LEG</i>	<i>C</i>	
<i>Coefficient</i>	-0.02	-0.005	4.83	0.002	1.49
<i>Probabilité</i>	0.000	0.004	0.000	0.74	0.0000
<i>CE = LGDP-(-0.020594*MIS-0.005475*LDC+4.831252*HDI+0.002108*LEG +1.490241) (10)</i>					

Source : élaboré par l'auteure, E-views13

Selon les résultats obtenus, le mésalignement a un impact négatif sur la croissance économique en Tunisie et au Maroc, une constatation qui va de pair avec les études antérieures. À cet égard, l'écart

du taux de change effectif réel par rapport à son niveau d'équilibre exerce une influence défavorable sur la croissance. Cependant, pour l'Algérie, la relation entre le mésalignement et la croissance présente un coefficient non significatif, en accord avec les résultats de [Brakni \(2022\)](#). Ces résultats ouvrent des ambiguïtés, compte tenu de l'importance de l'équilibre extérieur dans la théorie économique. Ainsi, cela nécessite une analyse approfondie pour une compréhension plus claire.

En ce qui concerne le crédit, il est notable que son impact est positif pour l'Algérie et la Tunisie, une observation qui trouve une corroboration dans plusieurs travaux de littérature mettant en avant le rôle crucial du capital financier dans le développement économique. À travers le canal de l'intermédiation, c'est-à-dire la transformation de l'épargne en investissement, [Pagano \(1993\)](#) et [Jude C. Eggoh \(2011\)](#) ont également souligné cette dynamique. De cela, l'augmentation du crédit alloué au secteur privé stimule les investissements, favorisant ainsi l'intégration du secteur privé dans le circuit économique et accélérant la croissance économique. Cette constatation souligne l'importance de l'accès au crédit dans le soutien et la stimulation de l'activité économique, notamment dans le contexte des économies algérienne et tunisienne.

L'impact du crédit sur la croissance économique au Maroc se révèle négatif, bien que le coefficient soit faible, avec une augmentation de 1% de crédit entraînant une diminution de 0.005% de produit intérieur brut. Cette relation inversée peut être expliquée par les contraintes auxquelles le développement financier est confronté au Maroc. Il est donc nécessaire d'approfondir l'investigation des obstacles au développement financier du secteur bancaire marocain. Comme le souligne [Hassan et Jung \(2007\)](#) dans leur étude, la politique publique devrait se concentrer sur la conception de politiques et de programmes appropriés pour atténuer ces obstacles, stimulant ainsi la croissance de l'économie marocaine. De plus, une étude récente confirme nos résultats. [Kchikeche et Madamane \(2023\)](#) soulignent que le rôle du secteur financier dans le processus de stimulation de la croissance économique, en particulier de l'investissement privé, est encore insatisfaisant au Maroc.

Pour l'indice de développement humain, l'impact positif observé dans les trois pays est conforme aux résultats anticipés, en cohérence avec plusieurs études, notamment celle menée par [Appiah et Richard et al. \(2013\)](#). Ainsi, le développement humain, englobant des aspects tels qu'une amélioration de la qualité de vie et une augmentation du taux de scolarité, est étroitement lié à la croissance économique. L'idée sous-jacente est que les sociétés affichant des niveaux de développement humain plus élevés bénéficient généralement d'une main-d'œuvre mieux éduquée et en meilleure santé, favorisant ainsi la stimulation de la productivité et de l'efficacité économique ce qui est conforme avec les théories de croissance exogène et endogène.

Les conclusions de l'analyse à court terme révèlent que le coefficient du terme de correction d'erreur (Cointég(-1)) est à la fois négatif et statistiquement significatif au niveau de confiance de 1% pour les trois modèles. En d'autres termes, ces coefficients, interprétés comme des forces de rappel contracycliques, facilitent un ajustement à court terme, indiquant ainsi la présence d'un phénomène de retour à l'équilibre.

3.2. La relation asymétrique

L'estimation de la relation à long terme, réalisée à travers l'application du test de cointégration, repose sur une hypothèse symétrique qui suppose une influence linéaire de la variable explicative sur la variable dépendante. Cependant, dans la réalité, les mouvements d'une variable peuvent se produire dans les deux sens. En prenant en considération les variations positives et négatives d'une variable indépendante, nous chercherons à explorer la dynamique de la relation, tant à court terme qu'à long terme, entre les variables. Cela sera réalisé en appliquant le test non linéaire, autorégressif, et à retards échelonnés (NARDL) développé par [Shin.Y et al. \(2014\)](#). En utilisant les mêmes variables de modèle ARDL.

Lors de l'élaboration du modèle NARDL, la variable indépendante (mésalignement) est divisée en deux ensembles de séries complémentaires en fonction des fluctuations positives (**POS** (MIS_t)) et négatives (**NEG** (MIS_t)), comme décrit ci-dessous :

$$MIS_t = MIS_0 + POS(MIS_t) + NEG(MIS_t) \quad (11)$$

Avec :

MIS_0 : la valeur initiale

$$POS(MIS_t) = \sum_{j=1}^t \Delta POS(MIS_j) = \sum_{j=1}^t \max(\Delta MIS_j; 0) \quad (12)$$

$$NEG(X_t) = \sum_{j=1}^t \Delta NEG(MIS_j) = \sum_{j=1}^t \min(\Delta MIS_j; 0) \quad (13)$$

Le modèle NARDL est alors défini comme suit :

$$\Delta Y_t = \rho EC_{t-1} + \sum_{i=1}^p \gamma_i \Delta Y_{t-i} + \sum_{i=1}^p [\phi_j^+ POS(X_{t-1}) + \phi_j^- NEG(X_{t-1})] + \xi_t$$

Le terme d'erreur EC s'écrit : $EC_{T-1} = Y_t + \beta^+ POS(X_{t-1}) + \beta^- NEG(X_{t-1})$

Conformément aux résultats antérieurs, nos variables présentent différents ordres d'intégration, certains étant d'ordre 0 et d'autres d'ordre 1. Parallèlement, nous avons confirmé l'absence de multi-colinéarité à l'aide du test VIF et de la matrice de corrélation. Pour déterminer les retards optimaux, nous nous sommes appuyés sur le critère d'information AIC, révélant ainsi que le lag optimal pour l'Algérie est (1,3,3,3,2), pour la Tunisie (1,3,1,2,1), et pour le Maroc (4,3,2,4,4).

En appliquant les tests de validation, nous avons constaté que Toutes les modèles sont valides (annexe 8). Ainsi les tests de stabilité CUSUM et CUSUM-of-Squares permettent d'affirmer que les modèles présentent une stabilité structurelle. Par ailleurs, comme mentionné précédemment, la validation du modèle NARDL implique la détection de l'effet d'asymétrie. Cette démarche a été réalisée en utilisant le test de Wald à la fois à court et à long terme. Les résultats des deux tests présentent des probabilités inférieures à 5%, conduisant ainsi au rejet des hypothèses nulles postulant la symétrie à la fois à court et à long terme, spécifiquement pour le cas de l'Algérie. Toutefois, pour la Tunisie et le Maroc, la probabilité est inférieure à 5% à long terme, mais non à court terme, entraînant ainsi le rejet des hypothèses nulles qui stipulent la symétrie uniquement à long terme. (Annexe 9)

Le test de "Bounds" indique que les F-statistiques calculées dépassent la limite supérieure du seuil de signification de 1%. Par conséquent, nous sommes en mesure de rejeter l'hypothèse nulle qui suggère l'absence d'une relation de cointégration entre les variables considérées. (Annexe10)

Tableau 3 : dynamique du long terme /ARDL

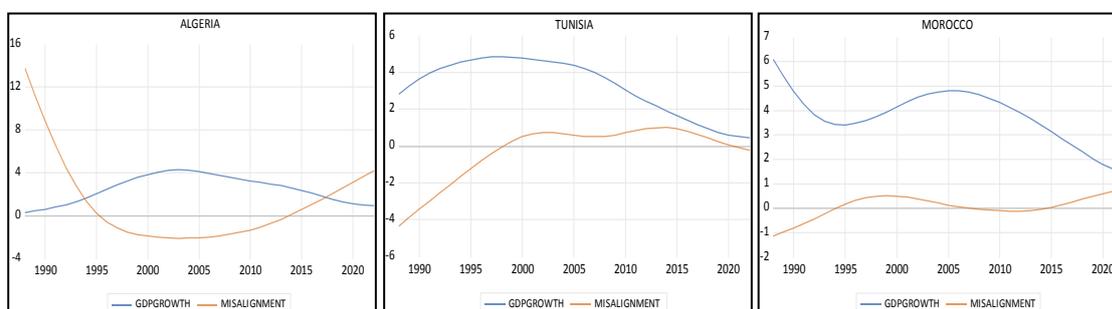
Algérie						
Variable	LDC	HDI	LEG	CUMDP(MIS)	CUMDN(MIS)	C
Coefficient	0.051	4.88	-0.8685	-0.03183	-0.0414	3.677
Probabilité	0.0527	0.0000	0.0000	0.012	0.0117	0.0000
$CE = LGDP - (0.051073*LDC + 4.884360*HDI - 0.868525*LEG - 0.031834*@CUMDP(MIS) - 0.041449*@CUMDN(MIS) + 3.677326)$ (14)						
Tunisie						
	LDC	HDI	LEG	CUMDP(MIS)	CUMDN(MIS)	
Coefficient	-0.026	8.98	-0.52	-0.0358	0.001	
Probabilité	0.75	0.000	0.006	0.0024	0.88	
$CE = LGDP - (-0.025893*LDC + 8.980985*HDI - 0.520345*LEG - 0.035760*@CUMDP(MIS) + 0.001353*@CUMDN(MIS))$ (15)						
Maroc						
	LDC	HDI	LEG	CUMDP(MIS)	CUMDN(MIS)	
Coefficient	-0.034	5.18	0.024	-0.014	0.066	
Probabilité	0.037	0.000	0.017	0.025	0.2060	
$CE = LGDP - (-0.034121*LDC + 5.187474*HDI + 0.024349*LEG - 0.014146*@CUMDP(MIS) + 0.066884*@CUMDN(MIS))$ (16)						

Source : élaboré par l'auteure, E-views13

En se basant sur les résultats obtenus, nous pouvons tirer les conclusions suivantes :

Pour l'Algérie, l'effet de la variation positive du mésalignement CUMDP(MIS) sur le produit intérieur brut est négatif. Une augmentation du mésalignement d'une unité de pourcentage entraîne une diminution de 0.03 % du produit intérieur brut. Cela indique qu'une surévaluation a un impact négatif sur la croissance économique. En revanche, pour la variation négative du mésalignement, une diminution du mésalignement entraîne une augmentation du produit intérieur, En tenant compte que les valeurs de la variable CUMDN(MIS) sont négatives, lorsque cette variable diminue, cela signifie qu'il y a une augmentation de l'écart à l'équilibre dans le sens négatif. Ainsi, une diminution d'une unité de pourcentage de l'écart à l'équilibre entraîne une augmentation de 0,04 % du produit intérieur brut. À cet effet l'impact de la sous-évaluation est positif sur la croissance économique. Ces résultats concordent avec ceux de [Brakni \(2022\)](#) et sont conformes à notre illustration graphique.⁶

Figure 2 : L'évolution de la croissance économique et du mésalignement



Source : élaborée par l'auteure, E-views13

⁶ Avant d'entamer notre modélisation NARDL, il est crucial d'avoir une représentation visuelle pour illustrer la tendance de chaque variable. La figure en annexe présente graphiquement le mésalignement des taux de change (MISALIGNMENT) ainsi que la croissance du produit intérieur brut (GDPGROWTH) pour les trois pays (Algérie, Tunisie, Maroc). En utilisant le filtre de Hodrick et Prescott pour éliminer les effets des chocs exogènes.

Les résultats des estimations révèlent que le coefficient à long terme de sous-évaluation pour la Tunisie et le Maroc n'a pas d'impact significatif sur la croissance. En revanche, une variation positive du mésalignement (CUMDP(MIS)) a un impact négatif sur la croissance économique. Autrement dit, une surévaluation du dinar tunisien et du dirham marocain d'une unité de pourcentage entraîne une diminution respective de 0.035 % et 0.015 % de la croissance économique en Tunisie et au Maroc. Par conséquent, la surévaluation ralentit la croissance économique. Ces résultats corroborent les conclusions de plusieurs études antérieures, notamment celle menée par [hadj Amor et al. \(2023\)](#).

Les résultats de l'analyse à court terme mettent en évidence que le coefficient du terme de correction d'erreur (Cointég (-1)) est à la fois négatif et statistiquement significatif au seuil de 1% pour les trois modèles.

3.3. Interprétation économique

Tableau 4 : synthèse de l'étude symétrique et asymétrique

Approches	Variables	Algérie	Tunisie	Maroc
Étude symétrique	Mésalignement	Effet non significatif	Effet négatif	
Étude asymétrique	Sous-évaluation	Effet positif	Effet non significatif	
	Surévaluation	Effet négatif		

Source : élaboré par l'auteure

En se basant sur les résultats de l'analyse symétrique et asymétrique, nous avons conclu que l'impact négatif du mésalignement sur la croissance économique en Tunisie et au Maroc est principalement dû à une surévaluation de la monnaie locale. Cependant, l'effet positif de la sous-évaluation du dinar algérien sur la croissance économique a compensé l'impact négatif de la surévaluation. C'est pourquoi nous n'avons pas remarqué l'effet à l'aide d'une analyse symétrique.

L'effet négatif de la surévaluation sur la croissance économique

La surévaluation du taux de change exerce un impact négatif sur la croissance économique pour plusieurs raisons. Tout d'abord, elle rend les exportations nationales plus coûteuses pour les partenaires commerciaux étrangers, ce qui peut entraîner une diminution des ventes à l'étranger. Par conséquent, cela peut nuire à la compétitivité des produits nationaux sur le marché international.

Ces résultats sont justifiés par les circonstances propres à chaque pays. En particulier, la Tunisie a connu une période de surévaluation de sa monnaie causée par la détérioration des indicateurs macroéconomiques, notamment entre 2014 et 2018. Cette surévaluation a engendré un déséquilibre économique qui a eu un impact non seulement sur la santé économique du pays, mais également sur sa compétitivité internationale ; les entreprises tunisiennes se sont retrouvées moins compétitives sur les marchés internationaux. Ce déséquilibre a donc eu des conséquences directes sur la performance économique du pays.

Pour l'Algérie, même en tant que pays exportateur d'hydrocarbures qui ne nécessite pas nécessairement une forte compétitivité en raison de la fixation des prix par les forces du marché, nous avons enregistré un impact négatif. Cela peut s'expliquer par l'impact indirect de la surévaluation de la monnaie. En effet, une monnaie surévaluée peut entraver la croissance en rendant les importations moins chères. Bien que cela puisse être avantageux pour les consommateurs en réduisant les coûts des biens importés, cela peut également décourager la production intérieure, car les produits étrangers deviennent plus attractifs par rapport aux produits nationaux ([Pfeffermann G, 1985](#)).

Quant au Maroc, bien qu'il ait enregistré une légère surévaluation de sa monnaie, cela a néanmoins eu un impact négatif sur la croissance économique. Cette situation s'explique par la forte dépendance du pays aux marchés internationaux, où la compétitivité joue un rôle crucial, notamment pour les pays en développement.

En somme, la surévaluation du taux de change peut créer des déséquilibres dans les échanges commerciaux et compromettre la compétitivité économique d'un pays, ce qui peut avoir des répercussions négatives sur la croissance économique à long terme pour les pays en développement, qu'ils soient importateurs ou exportateurs d'hydrocarbures.

L'effet positif de la sous-évaluation sur la croissance économique algérienne

Comme mentionné précédemment, la période la plus marquante de sous-évaluation du dinar algérien a eu lieu entre 1996 et 2008. Durant cette période, l'Algérie a délibérément maintenu la sous-évaluation de sa monnaie afin de profiter des revenus excédentaires générés par la hausse des prix du pétrole. L'objectif était d'améliorer les fondamentaux économiques du pays. Face au déficit commercial, les décideurs ont utilisé les réserves de change pour financer les dépenses publiques. En effet, une monnaie sous-évaluée signifie que l'Algérie obtenait plus de dinars pour chaque dollar échangé, ce qui implique une quantité relativement importante de dinars algériens utilisés pour financer les dépenses des administrations publiques.

Le retour à la stabilité macroéconomique en 2000 a créé des conditions propices à une croissance économique soutenue de 2001 à 2005. Les performances économiques solides, combinées à des réformes structurelles, ont renforcé la stabilité financière, stimulant l'investissement et la production. La stabilisation du taux de change effectif réel du dinar a été un élément clé de cette stabilité, contribuant à la maîtrise de l'inflation et à des conditions monétaires et financières favorables. En outre, après une période difficile marquée par une dette extérieure excessive dans les années 1990, atteignant plus de 100 % du PIB en 1994, l'Algérie a amélioré sa situation financière extérieure à partir des années 2000. Le remboursement anticipé en 2005, suivi d'une accélération en 2006, a entraîné une réduction significative de la dette publique extérieure, démontrant le succès de la politique de désendettement, selon la Banque d'Algérie (2008). Ainsi, la stabilité financière et la politique de désendettement ont été des éléments clés dans la gestion de la période de sous-évaluation du dinar et ont contribué à la résilience économique de l'Algérie.

Conclusion

Cette étude permet de proposer un modèle de tarification en intégrant la sinistralité des assurés. Cet article examine la relation entre le mésalignement du taux de change effectif réel (REER) et la croissance économique dans trois pays de la région du Maghreb (Tunisie, Algérie et Maroc) sur la période 1988-2022. Comme le mésalignement du REER n'est pas observable, le taux de change d'équilibre a été estimé en s'appuyant sur la méthodologie BEER, en utilisant des données annuelles et en se basant sur les variables fondamentales suivantes : le niveau d'ouverture commerciale, le produit intérieur brut par habitant, les termes de l'échange et les dépenses gouvernementales. Cette méthode d'estimation repose sur la technique de cointégration bien connue de Johansen. À l'aide de cette dernière, nous avons validé l'existence d'au moins une relation de cointégration à long terme entre le REER et les variables explicatives. Cela nous a permis d'utiliser le modèle VECM. Les séries de mésalignement sont ensuite obtenues en calculant l'écart entre le REER observé et son niveau d'équilibre. Conformément à plusieurs études, le taux de change effectif réel de chaque pays de notre échantillon n'est pas maintenu à son niveau d'équilibre sur plusieurs périodes. En effet, ce dernier passe par des périodes de sous-évaluation et des périodes de surévaluation. Ces déséquilibres trouvent leur origine dans plusieurs raisons, à la fois internes et externes. De plus, nous avons souligné le rôle crucial des politiques monétaires et de leurs interventions dans la détermination des taux de change d'équilibre, visant à maintenir le REER autour de cet équilibre. Nous avons ensuite évalué l'impact du mésalignement sur la croissance économique en menant deux analyses distinctes.

Dans un premier temps, une analyse symétrique, visant à estimer l'effet global du mésalignement, a été réalisée. À cette fin, un modèle ARDL a été utilisé pour chaque pays. Nos estimations empiriques ont révélé que le coefficient estimé pour le mésalignement du REER est négatif et statistiquement significatif pour les cas de la Tunisie et du Maroc. Cela indique qu'un écart par rapport au niveau d'équilibre du taux de change entraîne une baisse de la croissance économique dans ces pays. Cependant, pour le cas de l'Algérie, le coefficient n'est pas significatif.

Dans un second temps, une analyse asymétrique a été effectuée à l'aide d'une modélisation NARDL afin de détecter les effets spécifiques de la sous-évaluation et de la surévaluation des taux de change. Cette analyse aboutit aux résultats suivants : Pour les trois pays, la surévaluation de la monnaie locale a un effet négatif sur la croissance économique, expliqué par la diminution de la compétitivité qui entraîne une baisse des exportations et une augmentation des importations, créant ainsi un déficit commercial. En revanche, l'impact de la sous-évaluation sur la croissance économique en Tunisie ainsi qu'au Maroc est non significatif. Toutefois, une sous-évaluation du dinar algérien a un effet positif sur la croissance économique en Algérie, résultant de décisions gouvernementales prises lors de difficultés économiques et de déficits commerciaux, visant à financer les dépenses des administrations publiques tout en maintenant un niveau adéquat de réserves de change.

Recommandation

En termes de modélisation, l'analyse asymétrique nous a permis de mieux estimer l'impact du mésalignement sur la croissance économique, ce qui n'est pas clairement défini par l'analyse symétrique. À cet effet pour bien modéliser cette relation il est crucial d'estimer chaque phénomène séparément à savoir la surévaluation/ sous-évaluation à travers l'analyse asymétrique en réalisant une analyse approfondie des fondamentaux économiques liés au taux de change afin de trouver le modèle le plus adéquat.

En outre, pour les trois pays, la recommandation à laquelle nos travaux ont abouti est que ces économies devraient éviter les périodes de surévaluations et adopter plutôt des politiques économiques capables de maintenir le taux de change réel à un niveau compétitif. Nos résultats suggèrent également que la sous-évaluation n'arrive pas à stimuler la croissance pour le cas de la Tunisie et du Maroc, ce qui nécessite généralement l'adoption d'autres politiques de compétitivité hors-prix, telles que la réindustrialisation, la diversification économique et d'une façon générale des politiques structurelles impliquant l'accumulation de capital humain et physique, les activités de R&D, etc.

Quant aux décisions politiques, la politique monétaire seule ne peut pas maintenir les taux de change à un niveau souhaitable. Une synergie entre la politique monétaire et la politique budgétaire est essentielle pour corriger les déséquilibres internes et externes. La politique monétaire peut influencer le taux de change en ajustant les taux d'intérêt et en intervenant sur le marché des changes, mais elle ne peut pas agir seule sur tous les aspects de l'économie qui affectent le taux de change. En revanche la politique budgétaire peut jouer un rôle important dans le développement des indicateurs macroéconomiques en ajustant les dépenses publiques et les recettes fiscales pour stimuler la croissance économique, affectant ainsi les flux de capitaux et la valeur de la monnaie nationale en effet les indicateurs macroéconomiques solides constituent une base essentielle pour maintenir une monnaie forte et stable sur le long terme. En combinant judicieusement ces deux politiques, les autorités peuvent mieux gérer les déséquilibres économiques et maintenir les taux de change à un niveau favorable pour l'économie.

Références Bibliographiques

- Appiah. M, Amoasi. R , Frowne. D . (2019). «Human Development and Its Effects on Economic Growth and Development » , International Research Journal of Business Studies , vol. XII no. 02
- Balassa, B. (1964). «The Purchasing Power Parity Doctrine: A Reappraisal. », Journal of Political Economy, 72, 584-596.
- Bereau. S , Lopez. A, Mignon. V. (2011). « Currency Misalignments and Growth: A New Look using Nonlinear Panel Data Methods » , Applied Economics.
- BOUVERET. A, STERDYNIK. H. (2005). «Les modèles de taux de change: équilibre de long terme, dynamique et hystérèse » , Revue de l'OFCE 93(2)
- Brakni, S. (2022). «Symmetric and Asymmetric Effect of Exchange Rate on Economic Growth in Algeria during the Period (1990-2020). », Management and Development for Research and Studies, Volume: 11 / N°: 01, June (2022), p 765-782.
- Derbali, A. (2021). «The Misalignment of Real Effective Exchange Rate: Evidence from Tunisia. » IHEID Working Papers 042021.
- Dubas. J. (2012). « Exchange Rate Misalignment and Economic Growth » , Southwestern Economic Review.
- Eggoh. J, Bangaké. C, Rault. C , 2011 « Energy Consumption and Economic Growth Revisited in African Countries », SSRN Electronic Journal.
- Frait, J., & Komarek, L. (2001). «REAL Exchange Rate Trends in Transitional Countries. », The Warwick Economics Research Paper Series (TWERPS).
- Hadj Amor, T., Nouria, R., & Rault, C. (2023). «Real Exchange Rate Misalignments and Economic Growth in Tunisia: New Evidence from a Threshold Analysis of Asymmetric Adjustments. » The Quarterly Review of Economics and Finance, 88, 215-227.
- Hassan, & Jung. (2007). «Financial Sector Reform and Economic Growth in Morocco: An Empirical Analysis. » Networks Financial Institute Working Paper No. 2007WP28.
- Javed. I, Mahmood. F, Nosheen. M, Wohar. M, 2023, « The asymmetric impact of exchange rate misalignment on economic growth of India: An application of Hodrick–Prescott filter technique » , Economic Analysis and Policy , Pages 809-823
- Kchikeche, A. (2023). « Examining the interactions of economic growth and bank credit to the private sector in Morocco : A causality analysis », SRNN, 24 pages
- Krekó. J, Obláth. G, 2020, Economic growth and real exchange rate misalignments in the European Union , Acta Oeconomica
- Madouni. M. (2014). « Mésalignement Du Taux De Change Réel Algérien Modèle D'edwards 1964-2013 », Revue d'ECONOMIE et de MANAGEMENT , Volume 13, Numéro 2, Pages 211-220.
- Pagano. M, (1993), « Financial markets and growth: An overview », European Economic Review, vol. 37, issue 2-3, 613-622.
- Pfeffermann, G. (1985). « Overvalued exchange rates and Development », FMI, finance & Development, March (19),1985
- Shin. Y, Yu.B, Greenwood-Nimmo. M. (2014). «Modelling Asymmetric Cointegration and Dynamic Multipliers in a Nonlinear ARDL Framework. », Festschrift in Honor of Peter Schmidt, pp 281–314.
- Williamson. O. (1989). «Credible Commitments: Using Hostages to Support Exchange. », The American Economic Review, 73(4), 519-540.

WEBOGRAPHIES

Fonds monétaire intentionnel : (<https://www.imf.org/>)

La Banque Al-Maghreb (<https://www.bkam.ma/>)

La Banque Centrale de la Tunisie : (<https://www.bct.gov.tn/>)

La Banque d'Algérie (<https://www.bank-of-algeria.dz/>)

La banque mondiale (<https://www.banquemondiale.org>)

Annexe 1 : présentation des variable /VECM

Variable	Notation	Détail	Unité	Source	Transformation
Taux de change effectif réel	REER	Indice observé	Base 2010	Banque mondiale	LN
Ouverture commerciale	OPN	Calculé $\frac{(\text{export}+\text{import})}{\text{PIB}}$	Pourcentage de PIB	Banque mondiale	LN
Produit intérieure brut par habitant comme proxy de productivité	PROD	PIB par habitant observé (réel base 2015)	USD constants de 2015	Banque mondiale	LN
Termes de l'échange	TOT	Indice net des termes de l'échange en troc	Base 2015	Banque mondiale	LN
Dépenses gouvernementale	GEX	Dépenses de consommation finale du gouvernement général	Pourcentage de PIB	Banque mondiale	LN

Annexe 2 : tests de stationnarité (ADF , PP) / pour le modèle VECMADF

Algérie (ADF)					
Au niveau					
	LREER	LOPN	LPROD	LTOT	LGEX
P-value	0.1501	0.9995	0.8873	0.5376	0.1162
t-Statistic	-2.050743	1.717294	-0.458817	-1.467543	-2.537252
Au 1 ère différence					
	LREER	LOPN	LPROD	LTOT	LGEX
P-value	0.0005	0.0002	0.009	0.0002	0.0279
t-Statistic	-4.813108	-5.128123	-3.690289	-5.12906	-3.820459
Tunisie (ADF)					
Au niveau					
	LREER	LOPN	LPROD	LTOT	LGEX
P-value	0.8656	0.1070	0.2389	0.3989	0.6887
t-Statistic	-0.563139	-3.167443	-2.118709	-1.748029	-1.139042
Au 1 ère différence					
	LREER	LOPN	LPROD	LTOT	LGEX
P-value	0.0292	0.00000	0.0001	0.0003	0.0000
t-Statistic	-3.801269	-6.871924	-5.324965	-4.93398	-7.100405
Maroc (ADF)					
Au niveau					
	LREER	LOPN	LPROD	LTOT	LGEX
P-value	0.7419	0.8555	0.868	0.1572	0.5379
t-Statistic	-1.000677	-0.609569	-0.551898	-2.370639	-1.466237
Au 1 ère différence					
	LREER	LOPN	LPROD	LTOT	LGEX
P-value	0.0005	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
t-Statistic	-4.785017	-7.321949	-10.62907	-5.757339	-8.267772

Annexe 3 : test de cointégration

<i>Algérie</i>				
<i>Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)</i>				
<i>Hypothesized</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Trace</i>	<i>0.05</i>	<i>Prob</i>
<i>No. of CE(s)</i>		<i>Statistic</i>	<i>Critical Value</i>	<i>Critical Value</i>
<i>None *</i>	0.817797	121.926	69.81889	0.000
<i>At most 1 *</i>	0.657016	67.44175	47.85613	0.0003
<i>At most 2 *</i>	0.458675	33.19941	29.79707	0.0195
<i>At most 3</i>	0.318069	13.5599	15.49471	0.0958
<i>At most 4</i>	0.040094	1.309447	3.841465	0.2525

<i>Unrestricted Cointegration Rank Test (Max-eigenvalue)</i>				
<i>Hypothesized</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Max-Eigen</i>	<i>0.05</i>	<i>Prob</i>
<i>No. of CE(s)</i>		<i>Statistic</i>	<i>Critical Value</i>	<i>Critical Value</i>
<i>None *</i>	0.817797	54.48421	33.87687	0.0001
<i>At most 1 *</i>	0.657016	34.24233	27.58434	0.0060
<i>At most 2</i>	0.458675	19.63952	21.13162	0.0798
<i>At most 3</i>	0.318069	12.25045	14.2646	0.1016
<i>At most 4</i>	0.040094	1.309447	3.841465	0.2525

<i>Tunisie</i>				
<i>Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)</i>				
<i>Hypothesized</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Trace</i>	<i>0.05</i>	<i>Prob</i>
<i>No. of CE(s)</i>		<i>Statistic</i>	<i>Critical Value</i>	<i>Critical Value</i>
<i>None *</i>	0.857544	153.889	69.81889	0.0000
<i>At most 1 *</i>	0.825393	93.47861	47.85613	0.0000
<i>At most 2 *</i>	0.515539	39.37684	29.79707	0.0029
<i>At most 3 *</i>	0.419862	16.9106	15.49471	0.0304
<i>At most 4</i>	0.001014	0.031434	3.841465	0.8592

<i>Unrestricted Cointegration Rank Test (Max-eigenvalue)</i>				
<i>Hypothesized</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Max-Eigen</i>	<i>0.05</i>	<i>Prob</i>
<i>No. of CE(s)</i>		<i>Statistic</i>	<i>Critical Value</i>	<i>Critical Value</i>
<i>None *</i>	0.857544	60.41042	33.87687	0.0000
<i>At most 1 *</i>	0.825393	54.10177	27.58434	0.0000
<i>At most 2 *</i>	0.515539	22.46624	21.13162	0.0323
<i>At most 3 *</i>	0.419862	16.87916	14.2646	0.0189
<i>At most 4</i>	0.001014	0.031434	3.841465	0.8592

<i>Maroc</i>				
<i>Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)</i>				
<i>Hypothesized</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Trace</i>	<i>0.05</i>	<i>Prob</i>
<i>No. of CE(s)</i>		<i>Statistic</i>	<i>Critical Value</i>	<i>Critical Value</i>
<i>None *</i>	0.777253	150.6483	88.8038	0.000
<i>At most 1 *</i>	0.697117	104.095	63.8761	0.000
<i>At most 2 *</i>	0.616395	67.06835	42.91525	0.000
<i>At most 3 *</i>	0.547727	37.36594	25.87211	0.0012
<i>At most 4 *</i>	0.337599	12.76841	12.51798	0.0454

<i>Unrestricted Cointegration Rank Test (Max-eigenvalue)</i>				
<i>Hypothesized</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Max-Eigen</i>	<i>0.05</i>	<i>Prob</i>
<i>No. of CE(s)</i>		<i>Statistic</i>	<i>Critical Value</i>	<i>Critical Value</i>
<i>None *</i>	0.777253	46.55332	38.33101	0.0046
<i>At most 1 *</i>	0.697117	37.02664	32.11832	0.0116
<i>At most 2 *</i>	0.616395	29.70242	25.82321	0.0146
<i>At most 3 *</i>	0.547727	24.59753	19.38704	0.008
<i>At most 4 *</i>	0.337599	12.76841	12.51798	0.0454

Annexe 4 : dynamique du court terme /VECM

<i>Algérie</i>					
	<i>Error correction term</i>	<i>D(LOPN)</i>	<i>D(LPROD)</i>	<i>D(LTOT)</i>	<i>D(LGEX)</i>
<i>COINTEQ1</i>	-0.723288	-0.141688	-0.073151	0.01981	-0.177089
<i>t-statistic</i>	-8.12781	-2.14133	-2.09812	0.0546	-1.06541
<i>Tunisie</i>					
	<i>Error correction term</i>	<i>D(LOPN)</i>	<i>D(LPROD)</i>	<i>D(LTOT)</i>	<i>D(LGEX)</i>
<i>COINTEQ1</i>	-0.376644	-0.29066	-0.270863	-0.016825	0.610589
<i>t-statistic</i>	-2.45788	-0.74741	-1.95911	-0.07615	2.8633
<i>Maroc</i>					
	<i>Error correction term</i>	<i>D(LOPN)</i>	<i>D(LPROD)</i>	<i>D(LTOT)</i>	<i>D(LGEX)</i>
<i>COINTEQ1</i>	-0.794916	2.185334	-0.130563	-0.182639	0.107087
<i>t-statistic</i>	-6.02048	4.95476	-0.35367	-0.45781	0.18219

Annexe 5 : présentation des variables / ARDL , NARDL

Variable	Notation	Détail	Unité	Source	Transformation
Produit intérieur brut	GDP	En valeur	Mds USD constants 2015	Banque mondiale	LN
Mésalignement	MIS	Estimé par une approche BEER	Indice	Estimé par l'auteur	/
Crédit intérieur	DC	Crédit intérieur destiné au secteur privé par banque	En pourcentage de PIB	Banque mondiale	LN
Indice de développement humain	HDI	Indice	Indice	L'Institut QoG	/
Mondialisation économique	EG	Indice	Une échelle de 1 à 100)	L'Institut QoG	LN

Annexe 6 : test de stationnarité (ADF) / ARDL , NARDL

Algérie					
Au niveau					
	LGDP	MIS	LDC	HDI	LEG
P-value	0.9113	0.0007	0.2063	0.483	0.1204
t-Statistic	-0.32155	-4.622289	-2.210769	-1.577269	-2.517297
Au 1 ère différence					
	LGDP	MIS	LDC	HDI	LEG
P-value	0.00300		0.0006	0.0019	0.0000
t-Statistic	-4.118446		-4.705848	-4.937552	-7.100405
Tunisie					
Au niveau					
	LGDP	MIS	LDC	HDI	LEG
P-value	0.9953	0.1834	0.655	0.0443	0.2246
t-Statistic	0.050689	-2.281898	-1.218363	-3.009528	-2.749515
Au 1 ère différence					
	LGDP	MIS	LDC	HDI	LEG
P-value	0.0000	0.0003	0.0000		0.0000
t-Statistic	-6.810707	-5.014753	-7.37031		-7.17006
Maroc					
Au niveau					
	LGDP	MIS	LDC	HDI	LEG
P-value	0.7804	0.0262	0.655	0.366	0.5954
t-Statistic	-0.884961	-3.240372	-1.218363	-1.816618	-1.34852
Au 1 ère différence					
	LGDP	MIS	LDC	HDI	LEG
P-value	0.0000		0.0000	0.0089	0.0001
t-Statistic	-10.55082		-5.167994	-3.693334	-5.318448

Annexe 7: tests de validation des modèles / ARDL

Algérie		
Hypothèse de test	Tests	Valeurs (probabilité)
Absence d'autocorrélation	Breusch-Godfrey	1.49 (0.26)
Hétéroscédasticité	Breusch-Pagan-Godfrey	0.69 (0.79)
	Arch-test	0.18 (0.67)
Normalité	arque-Bera	0.4 (0.81)
Spécification correcte du modèle	Test de Ramsey	0.42(-0.52)
Tunisie		
Hypothèse de test	Tests	Valeurs (probabilité)
Absence d'autocorrélation	Breusch-Godfrey	2.43 (0.12)
Hétéroscédasticité	Breusch-Pagan-Godfrey	1.69 (0.15)
	Arch-test	0.29 (0.86)
Normalité	Jarque-Bera	1.46 (0.48)
Spécification correcte du modèle	Test de Ramsey	0.43 (0.52)
Maroc		
Hypothèse de test	Tests	Valeurs (probabilité)
Absence d'autocorrélation	Breusch-Godfrey	0.78 (0.46)
Hétéroscédasticité	Breusch-Pagan-Godfrey	0.96 (0.55)
	Arch-test	1.98 (0.12)
Normalité	Jarque-Bera	3.48 (0.18)
Spécification correcte du modèle	Test de Ramsey	0.60 (0.46)

Annexe 8 : test de cointégration / ARDL

Algérie ARDL (3,3,3,3,0)			
<i>F-statistique</i>	<i>Seuil de significativité</i>	<i>Borne inférieure</i>	<i>Borne supérieure</i>
6.15	10%	2.2	3.09
	5%	2.56	3.46
	1%	3.29	4.37
Tunisie ARDL (3,3,1,2,3)			
<i>F-statistique</i>	<i>Seuil de significativité</i>	<i>Borne inférieure</i>	<i>Borne supérieure</i>
5.18	10%	2.2	3.02
	5%	2.56	3.46
	1%	3.29	4.37
Maroc ARDL (4,3,2,4,4)			
<i>F-statistique</i>	<i>Seuil de significativité</i>	<i>Borne inférieure</i>	<i>Borne supérieure</i>
30.34445451	10%	2.2	3.09
	5%	2.56	3.49
	1%	3.29	4.37

Annexe 9: tests de validation des modèles NARDL

Algérie		
<i>Hypothèse de test</i>	<i>Tests</i>	<i>Valeurs (probabilité)</i>
<i>Absence d'autocorrélation</i>	<i>Breusch-Godfrey</i>	2.41 (0.12)
<i>Hétéroscédasticité</i>	<i>Breusch-Pagan-Godfrey</i>	1.16 (0.39)
	<i>Arch-test</i>	0.40 (0.53)
<i>Normalité</i>	<i>arque-Bera</i>	0.83(0.66)
<i>Spécification correcte du modèle</i>	<i>Test de Ramsey</i>	0.06(0.80)
<i>Symétrie à long terme</i>	<i>Test de Wald</i>	8.72(0.01)
<i>Symétrie à court terme</i>		23.4(0.000)
Tunisie		
<i>Hypothèse de test</i>	<i>Tests</i>	<i>Valeurs (probabilité)</i>
<i>Absence d'autocorrélation</i>	<i>Breusch-Godfrey</i>	6.17 (0.14)
<i>Hétéroscédasticité</i>	<i>Breusch-Pagan-Godfrey</i>	0.79(0.68)
	<i>Arch-test</i>	2.2 (0.10)
<i>Normalité</i>	<i>arque-Bera</i>	0.06 (0.97)
<i>Spécification correcte du modèle</i>	<i>Test de Ramsey</i>	0.27 (0.21)
<i>Symétrie à long terme</i>	<i>Test de Wald</i>	10.31(0.01)
<i>Symétrie à court terme</i>		-
Maroc		
<i>Hypothèse de test</i>	<i>Tests</i>	<i>Valeurs (probabilité)</i>
<i>Absence d'autocorrélation</i>	<i>Breusch-Godfrey</i>	2.25 (0.15)
<i>Hétéroscédasticité</i>	<i>Breusch-Pagan-Godfrey</i>	1.42 (0.24)
	<i>Arch-test</i>	0.22(0.66)
<i>Normalité</i>	<i>arque-Bera</i>	0.52 (0.78)
<i>Spécification correcte du modèle</i>	<i>Test de Ramsey</i>	0.23 (0.81)
<i>Symétrie à long terme</i>	<i>Test de Wald</i>	4.5(0.04)
<i>Symétrie à court terme</i>		0.51(0.48)

Annexe 10: test de cointégration NARDL

<i>Algérie ARDL (4,0,3,1,1)</i>			
<i>F-statistique</i>	<i>Seuil de significativité</i>	<i>Borne inférieure</i>	<i>Borne supérieure</i>
16.58	10%	2.08	3
	5%	2.39	3.38
	1%	3.06	4.15
<i>Tunisie ARDL (3,4,4,4,4)</i>			
<i>F-statistique</i>	<i>Seuil de significativité</i>	<i>Borne inférieure</i>	<i>Borne supérieure</i>
7.59	10%	1.81	2.93
	5%	2.14	3.34
	1%	2.82	4.21
<i>Maroc ARDL (2,2,3,1,1)</i>			
<i>F-statistique</i>	<i>Seuil de significativité</i>	<i>Borne inférieure</i>	<i>Borne supérieure</i>
27.83	10%	2.26	3.35
	5%	2.62	3.79
	1%	3.41	4.68

Le risque opérationnel et la performance bancaire : Apport de la méthode « SMA »

Ghada DRIDI
STB Bank



Résumé

Les banques cherchent à optimiser leur performance tout en s'alignant aux exigences réglementaires en matière de gestion des risques. Afin d'y arriver il est nécessaire d'évaluer l'effet de ces risques sur les banques. Notre étude se focalise sur le risque opérationnel en examinant son impact sur la performance des banques tunisiennes cotées. En utilisant la méthode « SMA » de Bâle IV, nous avons calculé la charge en capital pour le risque opérationnel. Les tests statistiques sur neuf banques pour la période allant de 2016 à 2022 ont révélé que les exigences en fonds propres pour le risque opérationnel entravent la rentabilité des banques. Ainsi, l'application de la méthode « SMA » et l'établissement d'un système de gestion de risque opérationnel efficace sont nécessaires. De plus, une gestion intégrée entre le risque opérationnel et le risque de crédit aide à atténuer leur impact sur la rentabilité des banques tunisiennes.

Mots Clés : Risque opérationnel, SMA, performance, FGLS, gestion intégrée des risques.

Introduction

Les banques font face à des défis majeurs liés à un environnement économique en constante évolution, marqué par des crises financières, sanitaires et des tensions géopolitiques. Les accords de Bâle, notamment Bâle II et Bâle III, ont cherché à renforcer la gestion des risques, en particulier le risque opérationnel.

La crise financière de 2008 a souligné les faiblesses structurelles du système bancaire mondial. La pandémie de COVID-19 a introduit des défis supplémentaires, accentuant l'importance de la gestion des risques pour les banques. Des événements géopolitiques, tels que la guerre en Ukraine, ont également augmenté la volatilité des marchés financiers. La faillite de la Silicon Valley Bank souligne l'importance de l'alignement sur les normes prudentielles et de la gestion des risques. Tout le système financier mondial a été touché par ces tensions nécessitant ainsi une attention particulière pour assurer sa stabilité.

L'économie tunisienne n'était pas à l'abri de ces changements majeurs qui ont aggravé sa situation déjà souffrante d'une faible croissance économique, d'une accélération de l'inflation et d'autres problèmes politiques et sociaux.

La Banque Centrale de Tunisie (BCT) orientait ses efforts vers la couverture des risques depuis 1991 et ne cessait d'intervenir jusqu'à ce jour pour agir sur les risques encourus par le secteur bancaire tunisien afin d'optimiser leur gestion. Une attention particulière a été accordée au risque opérationnel en 2016. Le comité de Bâle l'a défini comme étant : « Le risque de pertes dues à une inadéquation ou à une défaillance des procédures, personnels systèmes internes ou à des événements extérieurs ». Bien que cette définition inclue le risque juridique, elle exclut les risques stratégiques et de réputation et ne les considère pas comme risque opérationnel. A cet effet, la BCT a introduit l'application de

L'approche de base « Based Indicator Approach (BIA) » édictée par Bâle II. Malgré sa simplicité, cette approche reste largement critiquée du fait qu'elle n'est pas une mesure fiable du risque opérationnel et ne permet pas la comparabilité entre les banques mais elle est encore appliquée dans le contexte tunisien. Malgré les efforts de la BCT dans la régulation des risques, le secteur bancaire n'est pas encore en phase avec les mutations des normes prudentielles. En terme de risque opérationnel, l'application de la nouvelle méthode SMA (Standardised Measurement Approach) n'a pas été encore mise en application. Cette approche a été proposée en 2017 par Bâle IV et présente une extension des travaux de Bâle III accordant ainsi une plus grande importance au risque opérationnel afin de renforcer la résilience des banques face à ce risque. A cet effet, nous appliquons la méthode SMA sur les banques tunisiennes pour la mesure des exigences en fonds propres au titre du risque opérationnel. En plus la relation entre le risque opérationnel et la performance financière des banques est récemment abordée dans la littérature. Une abondance de littérature est constatée sur l'étude de l'impact des risques financiers sur la performance financière mais rares sont ceux qui travaillent sur le risque opérationnel. C'est dans ce cadre que s'inscrit notre étude en se concentrant sur l'impact du risque opérationnel, mesuré par la méthode SMA, sur la performance des banques tunisiennes cotées. Nous cherchons à savoir également si une gestion intégrée des risques financiers⁷ permet d'améliorer la performance bancaire.

En premier lieu la méthode SMA est appliquée sur un échantillon de 9 banques allant de 2016 à 2022 en se basant sur les états financiers annuels publiés tout en analysant son apport par rapport à l'approche BIA. En deuxième lieu, nous procédons à la modélisation afin de répondre à notre problématique sur des données de panel des banques de l'échantillon.

La suite de l'article est organisée de la manière suivante : la première section présente la revue de la littérature et le développement de nos hypothèses, la deuxième section décrit la méthodologie de travail et la troisième section détaille les résultats et les interprétations.

1. Revue de la Littérature

La relation entre le risque opérationnel et la performance bancaire est l'un des sujets les moins abordés dans la littérature bancaire. Les travaux de recherche ne se sont adressés à étudier la cette relation que récemment. De plus, les rares études empiriques qui se concentrent sur l'analyse de cette relation fournissent des résultats mitigés. Certains auteurs constatent que le risque opérationnel n'a pas d'effet significatif sur le niveau de la performance bancaire (Micco et al., 2007 ; Athanasoglu et al., 2008 ; Gardener et al., 2011 ; Roslida et Normah 2015). Par contre, d'autres prouvent qu'il a un impact significatif négatif (Halep et Dragan, 2012 ; Humblot et Lahet, 2015 ; Simamora et Oswara, 2019 ; Gadzo et al., 2019 ; Tahraoui et Achibane, 2022). D'autres affirment qu'il a un impact significatif positif (Bikker et al., 2002 ; Pasiouras & Kosmidou, 2007 ; Berger et Bowman, 2013 ; Al-Tamimi et al., 2016 ; Hakimi et Boukaira, 2020 ; Hunjra et al., 2022 ; Allam et al., 2022).

1.1. En se basant sur des mesures non réglementaires du risque opérationnel

Plusieurs recherches choisissent d'étudier la relation entre le risque opérationnel et la performance bancaire loin des mesures exigées par les normes prudentielles et cela, en se basant soit sur une approche qualitative à travers des questionnaires, soit sur une approche quantitative en utilisant comme proxy de risque opérationnel le ratio coût opérationnel par rapport aux revenu opérationnel (BOPO), la taille de la banque ou le ratio total dépenses opérationnelles par rapport au total actifs.

⁷ Le risque opérationnel, le risque de crédit et le risque de liquidité

Olalere et al. (2018) utilisent un échantillon de 16 banques commerciales au Nigeria pour la période de 2009 à 2015. La performance bancaire est mesurée par la marge nette d'intérêt, tandis que le risque opérationnel est représenté par le ratio BOPO et les dépenses opérationnelles totales/actifs totaux. Les résultats montrent que seulement les dépenses opérationnelles ont un effet significatif et positif sur la performance des banques.

En utilisant le ratio BOPO pour la mesure du risque opérationnel et le ROA comme mesure de performance, Fadun et Oye (2020) rajoutent en plus du risque opérationnel, le risque de crédit, le risque de liquidité et le risque de marché. Ils prouvent que les pratiques de gestion de risque opérationnel peu fiables ont un impact négatif sur la performance des banques. Certaines études trouvent aussi que le risque opérationnel mesuré par le BOPO est négativement relié à la performance financière (Sutrisno, 2016 ; Simamora et Oswara, 2019) démontrant ainsi la nécessité d'instaurer un système de gestion de risque opérationnel afin d'assurer une meilleure performance bancaire.

Cependant, la littérature bancaire affirme que le risque opérationnel pourrait affecter la performance des banques à travers la taille des banques. Bikker et al. (2002) et Pasiouras et al. (2007) affirment qu'il existe une relation positive entre la taille de la banque et le niveau de performance. Ce résultat peut s'expliquer par le fait qu'une grande taille réduit les coûts grâce aux économies d'échelle. Sur un échantillon de 431 banques réparties sur 39 pays Kasman (2010) trouve un impact négatif de la taille de la banque sur le niveau de sa performance. Alors que Micco et al. (2007) et Athanasoglou et al. (2008) démontrent qu'il n'existe pas de relation significative entre le risque opérationnel, mesuré par la taille de la banque, et sa performance. Cependant, ces mesures ne permettent pas de bien estimer le risque opérationnel. Il sera donc plus approprié d'utiliser des mesures plus concrètes, axées sur le risque opérationnel en se conformant à la réglementation prudentielle.

1.2. En se basant sur des mesures réglementaires du risque opérationnel

Les banques considèrent que se conformer à la réglementation prudentielle en général et au respect des exigences en termes de fonds propres en particulier met en péril leur performance les contraignant ainsi à diminuer leurs prêts et donc entraver leur rôle d'intermédiation financière. (Gorton et Winton, 2000). Berger et Bowman (2013) étudient comment les fonds propres détenus pourraient affecter la performance financière sur un échantillon de données trimestrielles de 1984 à 2010 sur des banques américaines. Leurs résultats démontrent que les fonds propres assurent la survie des petites banques pendant tous les temps alors que les grandes banques assurent leur performance surtout en périodes de crises. Certaines théories prouvent que détenir des fonds propres par les banques pourrait être improductif puisqu'il ne fait que stimuler la banque vers la prise de risque (Koehn and Santomero, 1980 ; Besanko and Kanatas, 1996).

En se basant sur Bâle II, Gardener et al (2011), dans leur étude sur le secteur bancaire de l'Asie de l'Est, mettent en place un indicateur réglementaire permettant de prendre en compte les trois piliers. Ils affirment que la réglementation et la supervision n'ont pas d'impact sur la performance des banques publiques. Halep et Dragan (2012) examinent les répercussions du passage aux nouvelles normes Bâle III sur la performance des banques en Roumanie. Leurs conclusions suggèrent que l'introduction des exigences en fonds propres plus rigoureuses entraîne vraisemblablement une forte augmentation des coûts de financement bancaires ce qui conduit à la baisse de leur volume et par conséquent, la rentabilité bancaire chute (Humblot, et Lahet, 2015). Contrairement à leurs constats et plus récemment, Hakimi et Boukaira (2020), ont étudié, à la fois et séparément, l'impact du risque opérationnel et l'impact de l'interaction entre le risque opérationnel et les risques financiers (respectivement le risque de crédit et le risque de liquidité) sur la performance bancaire mesurée par la marge d'intérêt nette (NIM). Ils utilisent l'approche BIA sur un échantillon de 10 banques cotées sur

la BVMT8 sur un horizon de 18 années. En appliquant l'approche des moindres carrées généralisées (MCG) sur un modèle à effet aléatoire, ils affirment que les banques disposant d'un niveau de capital suffisant sont en mesure de se couvrir et de bien gérer leurs risques. Cependant, les banques avec un niveau de capital requis moindre enregistrent une rentabilité moindre, car elles sont plus exposées aux conséquences négatives de ce risque et à une plus grande fragilité bancaire. En ce qui concerne l'effet de l'interaction entre le risque opérationnel et le risque de crédit, les résultats indiquent une association positive montrant qu'une gestion intégrée de ces risques permet de réduire leur impact sur la performance des banques tunisiennes. Cependant, aucun effet significatif n'est observé sur l'interaction entre le risque opérationnel et le risque de liquidité. En adoptant la même approche de mesure du risque opérationnel, [Allam et al. \(2022\)](#) démontrent, à travers un panel ARDL, que la gestion du risque opérationnel a un impact positif sur la performance sur le long terme alors qu'elle n'a pas d'effet significatif sur le court terme. D'où la nécessité d'une gestion stratégique du risque opérationnel qui vise le long terme. Par ailleurs, l'étude intègre le risque de crédit, de liquidité et de marché afin de prouver l'interdépendance entre les différents risques et montrer la nécessité d'une gestion intégrée des risques.

De même, [Hunjra et al. \(2022\)](#), trouvent les mêmes résultats sur des banques commerciales dans certains pays de l'Asie en utilisant le modèle des moments généralisés (GMM), rejoignant ainsi l'affirmation de [Mongid et Tahir, \(2015\)](#) qu'une banque doit conserver une exigence minimale en fonds propres pour éviter un effet inverse du risque opérationnel sur la performance financière. Alors que [Tahraoui et Achibane \(2022\)](#) ont démontré, à travers un panel ARDL intégrant les sept types de pertes de Bâle II, que la gestion du risque opérationnel n'impacte négativement la rentabilité bancaire que sur le court terme.

Cette littérature nous mène à formuler les hypothèses suivantes :

H1 : Le risque opérationnel a un impact positif sur la performance financière des banques

H2 : Le risque opérationnel impacte négativement la performance financière des banques

H3 : Le risque opérationnel n'a pas d'impact significatif sur la performance financière des banques.

H4 : Une gestion intégrée des risques financiers et opérationnels améliore la performance financière des banques.

2. Méthodologie

Afin de pouvoir modéliser la relation entre le risque opérationnel et la performance bancaire, nous suivons la méthodologie suivante :

En premier lieu, nous calculons le risque opérationnel en se basant sur les normes prudentielles les plus récentes en utilisant la nouvelle méthode SMA. Notre travail est considéré comme étant une extension des travaux de ([Hakimi et Boukaira, 2020](#) ; [Hunjra et al., 2022](#) ; [Allam et al., 2022](#)) ayant utilisé la méthode BIA considérée comme une mesure simpliste et non fiable du risque opérationnel.

En deuxième lieu, nous utilisons l'approche de modélisation sur les données de panel statiques puisque nous sommes devant une dimension aussi bien individuelle que temporelle.

Cette approche nous permet d'augmenter le nombre d'observations étant donné que nous avons recouru aux normes prudentielles Bâle IV dont l'application n'est encore pas encore entrée en vigueur d'où la nécessité d'avoir une vision globale sur tout le secteur bancaire tunisien et donc de maximiser

⁸ Bourse des Valeurs Mobilières de Tunisie.

le nombre d'observation en optimisant le nombre des banques de l'échantillon afin de maîtriser les contraintes temporelles et de disponibilité des données publiées. De point de vue économétrique, cette approche nous permet d'analyser, dans le temps, les relations de comportement économique des banques tout en prenant en compte leur hétérogénéité. Ainsi elle réduit le problème de multi-colinéarité entre les variables dépendantes pour une meilleure estimation des résultats.

2.1. Echantillon de l'étude

Notre étude se base sur un échantillon de 9 banques commerciales tunisiennes cotées auprès de la BVMT sur une période de 7 ans allant de 2016 à 2022. Le choix des banques est essentiellement justifié par la disponibilité des données nécessaires à l'étude et le choix de la période d'étude est justifié par la loi 2016-48 de la BCT du 11 juillet 2016 qui incite les banques à converger vers l'application des accords de Bâle. Les données sont collectées à partir des rapports annuels publiés au niveau du site du CMF et des états financiers individuels annuels publiés sur le site de la BVMT.

2.2. Présentation des variables

➤ Variable dépendante

Plusieurs variables sont utilisées pour évaluer la performance des banques : La marge nette d'intérêt « NIM » (Hakimi et Boukaira, 2020), la rentabilité des fonds propres « ROE » (Fadun et Oye, 2020), le résultat net « RN » (Allam et al., 2022). Dans Notre travail, nous choisissons d'évaluer la performance bancaire à travers la mesure de la rentabilité des actifs « ROA » comme dans les travaux de (Djekna et al., 2018 ; Fadun et Oye, 2020 ; Hunjra et al., 2022). Ce ratio présente un indicateur de performance clé qui est utilisé pour suivre l'évolution et la variation de l'utilisation efficace des actifs au cours du temps.

➤ Variables indépendantes

- Variables d'intérêts

Le Risque opérationnel est mesuré par le BIC (Business Indicator component) à travers la nouvelle approche SMA initiée par la réforme de Bâle IV afin d'améliorer le calcul du risque opérationnel en mettant en place une mesure plus fiable et plus réaliste des exigences en fonds propres au titre du risque opérationnel.

Cette mesure n'est pas encore adoptée par le secteur bancaire tunisien ce qui permet d'avoir une valeur ajoutée en matière d'estimation de l'effet de son application sur la performance des banques tunisiennes rapportant ainsi une extension aux travaux de (Hakimi et Boukaira, 2020 ; Hunjra et al., 2022 ; Allam et al., 2022).

Le Risque de crédit est mesuré par le NPL (Non Performing Loans) qui est considéré comme étant le proxy le plus utilisé dans la littérature (Zhou et al., 2019). Ainsi il évalue la qualité des actifs des banques en mesurant les créances échues depuis plus que 90 jours et non encore payées par leur débiteur. Ce ratio constitue le pourcentage des prêts non performants par rapport au total des prêts accordés tout comme a été fait par (Djekna et al., 2018, Fadun et Oye, 2020 ; Allam et al., 2022 ; Fadun et Oye, 2020 ; Syafrizal et al., 2023).

Le risque de liquidité est mesuré par le LTD (Loan To Deposit) qui reflète la capacité de la banque à convertir ses dépôts en prêts ; un ratio plus élevé suggère que la banque peut gérer ses activités avec un faible niveau de liquidité et de titres négociables (Murthy, 2004). Ce ratio a été utilisé dans les travaux de (Hakimi et Boukaira, 2020 ; Fadun et Oye, 2020 ; Syafrizal et al, 2023).

La Solvabilité bancaire est mesurée par le RS (Ratio de solvabilité réglementaire) qui se réfère à la capacité des banques à honorer leurs engagements financiers à court, moyen et long terme même en présence d'évènements perturbants et à préserver leur stabilité. Elle est mesurée par le rapport entre les fonds propres net et l'ensemble des actifs pondérés par les risques et a été utilisée par (Abdul, 2017 ; Ajayi et Orugun, 2019 ; Allam et al., 2022).

- Variables de contrôle

L'activité du crédit est présentée par le ratio LOACT (Loan Activity) et mesurée par le total des crédits nets sur le total des actifs. Nous choisissons d'intégrer cette variable en suivant les travaux de (Hakimi et Boukaira, 2020 ; Alyatama et al, 2020 ; Allam et al, 2022).

L'activité des dépôts est mesurée par le ratio DEP (Total dépôts par rapport au total bilan), tout comme le travail de Alyatama (2020) et Allam et al (2022) nous intégrons l'activité des dépôts qui est considérée comme un facteur déterminant de la rentabilité des banques.

Les formules de ces variables sont présentées dans l'annexe 1.

2.3. Spécification des modèles

Afin de répondre à notre problématique et à nos questions de recherche nous construisons trois modèles inspirés des travaux de (Fadun et Oye, 2020 ; Hakimi et Boukaira, 2020 ; Hunjra et al., 2022 ; Allam et al., 2022).

$$ROA_{it} = \beta_0 + \beta_1 BIC_{it} + \beta_2 NPL_{it} + \beta_3 LTD_{it} + \beta_4 RS_{it} + \beta_5 LOACT_{it} + \beta_6 DEP_{it} + \varepsilon_{it}$$

$$ROA_{it} = \beta_0 + \beta_1 BIC_{it} \times NPL_{it} + \beta_2 LTD_{it} + \beta_3 RS_{it} + \beta_4 LOACT_{it} + \beta_5 DEP_{it} + \varepsilon_{it}$$

$$ROA_{it} = \beta_0 + \beta_1 BIC_{it} \times LTD_{it} + \beta_2 NPL_{it} + \beta_3 RS_{it} + \beta_4 LOACT_{it} + \beta_5 DEP_{it} + \varepsilon_{it}$$

Le 1er modèle, permet d'analyser l'impact du risque opérationnel sur la performance bancaire alors que les deux autres permettent de voir l'effet de l'interaction entre le risque opérationnel et les risques financiers (respectivement le risque de crédit et le risque de liquidité) sur la performance bancaire pour examiner l'impact d'une gestion intégrée de ces risques.

$BIC_{it} \times NPL_{it}$: L'interaction entre le risque opérationnel et le risque crédit.

$BIC_{it} \times LTD_{it}$: L'interaction entre le risque opérationnel et le risque de liquidité.

2.4. Méthodes d'estimation

En se basant sur les données de panel, nous effectuons les tests préliminaires d'hétéroscédasticité (Breush-Pagan), d'autocorrélation (Breush- Godfrey), le test de présence des effets individuels (Fisher) et le test Hausman qui nous mène à choisir le modèle à effet aléatoire pour notre régression suivi d'un modèle FGLS (moindres carrées généralisées robustes) permettant de corriger l'hétéroscédasticité et l'autocorrélation.

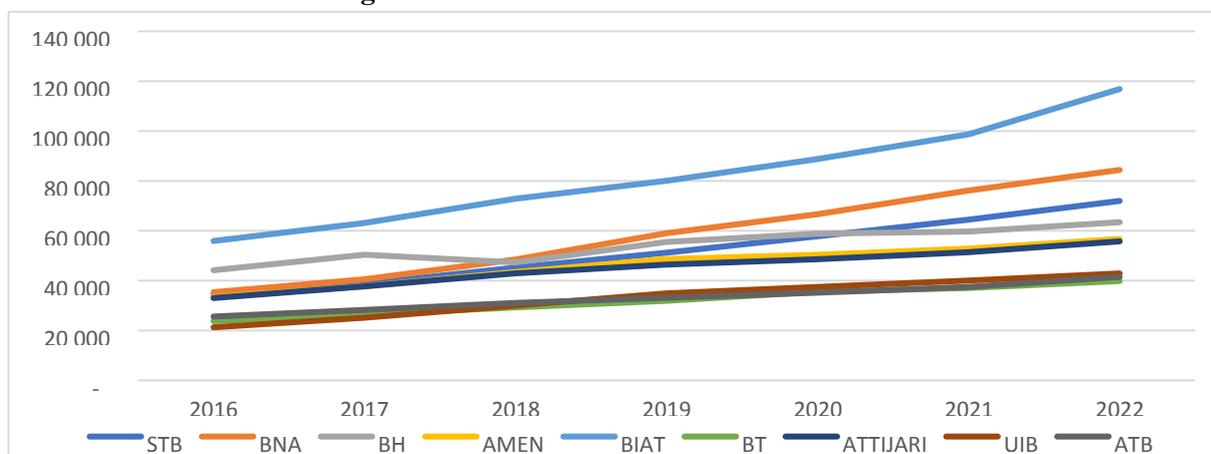
3. Présentation des résultats

3.1. Calcul du risque opérationnel

L'évaluation des exigences en fonds propres au titre du risque opérationnel par la méthode SMA se fait à travers la multiplication du BIC par l'ILM (Internal Loss Component) (annexe 2). Par ailleurs, pour les banques de la première tranche⁹, les exigences en fonds propres correspondent à la BIC puisque l'ILM, pour les banques ayant un BI < 1 Mrd, n'est pas pris en considération (ILM = 1Mrd) cette constatation présente une de nos hypothèses d'étude.

Pour calculer le BIC, nous avons besoin de calculer ses trois composantes : ILDC (composante intérêt, contrats de location et dividendes), SC (composante services) et la FC (composante financière) (annexe 2). Le schéma ci-dessous montre les résultats du calcul du BIC pour 9 banques cotées et leurs évolutions durant 7 ans.

Figure 1 : Evolution du BIC entre 2016-2022



Source : élaboré par l'auteur

L'évolution croissante des exigences en fonds propres au titre du risque opérationnel par la méthode SMA suit l'évolution du produit net bancaire (PNB) et des actifs des bilans AC2, AC3 et AC4¹⁰. La banque détenant le plus du capital réglementaire est la BIAT vue qu'elle est la première banque en matière de PNB. Afin d'évaluer l'apport de la méthode SMA, nous la comparons à la méthode BIA¹¹ (l'approche de base).

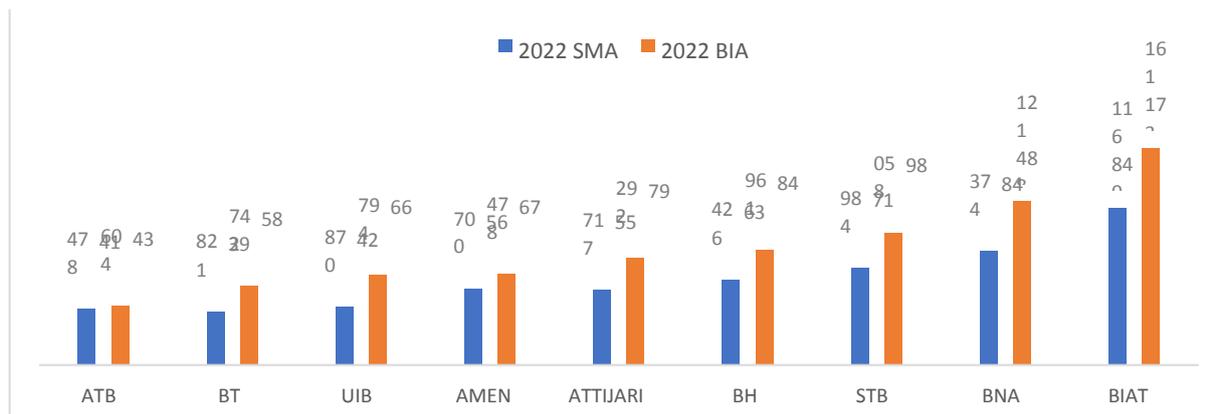
La figure ci-dessous montre les résultats du calcul :

⁹ Les banques dont la fourchette du BI est inférieure à 1 milliard d'euro. Le coefficient marginal du BI est de 12%.

¹⁰ AC2 : Créances sur les établissements bancaires et financiers, AC3 : Créances sur la clientèle, AC4 : Portefeuille-titres commercial. Ces éléments constituent les actifs productifs d'intérêts.

¹¹ Une approche actuellement utilisée en Tunisie pour le calcul des EFP au titre du risque opérationnel dont la formule est la suivante : $BIA = \left[\frac{PNB_{t-2} + PNB_{t-1} + PNB_t}{3} \right] \times 15\%$

Figure 2: Comparaison entre les méthodes SMA et BIA en 2022



Source : élaboré par l'auteur

Ce graphique montre que la méthode SMA permet d'allouer moins de fonds propres au titre du risque opérationnel par rapport à la méthode BIA pour toutes les banques. Donc nous pouvons conclure qu'elle permet aux banques de mieux rentabiliser leurs fonds et d'augmenter leur solvabilité : en diminuant les exigences en fonds propres, le risque opérationnel diminue. Toute chose étant égale par ailleurs, le dénominateur du RS baisse et donc la solvabilité s'améliore.

En ce qui suit, nous présentons les résultats des statistiques descriptives en premier et puis nous présentons ceux des régressions réalisées.

3.2. Statistiques descriptives

Le tableau suivant présente les résultats des statistiques descriptives des différentes variables de nos modèles :

Tableau 1 : Statistiques descriptives

Variables	Obs	Mean	Std.Dev	Min	Max
ROA	63	0.0128	0.0064	-0.0089	0.025
BIC	63	3.8147	0.3610	3.0583	4.7542
BIC*NPL	63	0.4332	0.1996	0.1490	0.9969
BIC*LTD	63	4.1734	0.9075	2.7221	5.7896
NPL	63	0.1136	0.0514	0.0371	0.282
LTD	63	1.093	0.2098	0.7118	1.5179
RS	63	0.1334	0.0248	0.1	0.1991
LOACT	63	0.7259	0.0828	0.5815	0.9059
DEP	63	0.7107	0.0856	0.5487	0.8743

Source : élaboré par l'auteur à partir de STATA 17

La rentabilité moyenne des banques de l'échantillon entre 2016 et 2022 est de 1,28% montrant ainsi que les banques tunisiennes cotées sont, en moyenne, capables de générer des bénéfices à partir de leurs actifs durant 7 ans. Ainsi, la variabilité de la rentabilité entre les banques de l'échantillon est de 0,64% considérée comme faible montrant que ces banques génèrent presque le même bénéfice par rapport au total de leurs actifs. La BT en 2021 a montré sa résilience à la crise sanitaire durant laquelle elle a été la banque la plus performante.

La moyenne du BIC en logarithme népérien est de 3,8. Le capital alloué moyen pour couvrir les pertes liées aux risques opérationnels des banques de l'échantillon était de 45,36 MD durant la période d'étude. Le BIC minimal est de 3,05 soit un capital réglementaire de 21,29 MD alloué par l'UIB en 2016. Le BIC maximal est de 4,75 soit une charge en capital de 116 MD allouée par la BIAT en 2022. Cette grande variabilité est expliquée par le fait que le BIC ne dépend pas uniquement du PNB comme dans le cas de la méthode BIA, il dépend de certains éléments du résultat net et de certains actifs du bilan, prenant ainsi en compte le profil du risque des banques.

Les prêts non performants représentent en moyenne 11,36% du total des actifs durant 2016-2022. La valeur minimale est de 3,71% et a été constatée chez ATTIJARI en 2022, prouvant qu'elle dispose d'un système de gestion de risque de crédit efficace. La valeur maximale est de 28,2% enregistrée par la STB en 2016 indiquant qu'elle souffrait des problèmes de qualité des actifs.

Le taux des crédits par rapport aux dépôts est en moyenne de 109% entre 2016 et 2022 montrant que les banques cotées respectent en moyenne les exigences de la BCT de maintenir un taux en dessous de 120% à partir de 2018. En revanche une valeur maximale de plus de 150% a été constatée chez la STB en 2016 l'exposant donc face à la nouvelle contrainte réglementaire. C'était également le cas des autres banques publiques, la BH et la BNA.

Le ratio de solvabilité réglementaire moyen est de 13,3% de l'année 2016 à 2022 montrant le respect des banques cotées de l'obligation par la BCT de garder un RS en dessus 10% et donc montrant leur solidité.

Les crédits présentent en moyenne 72,6% des actifs des banques cotées entre 2016 et 2022, ce qui démontre que l'activité principale de ces banques est l'octroi des crédits. La valeur minimale est de 58,2% adoptée par la BIAT en 2022 montrant qu'elle opte pour la diversification de ses sources de revenus. La valeur maximale est de 90,6% constatée chez l'UIB montrant une forte spécialisation dans l'activité des crédits l'appelant ainsi à bien maîtriser son risque de crédit.

Les dépôts présentent en moyenne 85,6% du total bilan de la banque durant les 7 dernières années soit une valeur en moyenne supérieure à celle des crédits. Ceci démontre que les banques cotées ont pu collecter, en moyenne, plus de dépôts que d'octroyer des crédits durant cette période. La valeur minimale est de 54,9% montre la dépendance aux marchés financiers. La valeur maximale est de 87,4% montre que les dépôts présentent la source de financement principale.

3.3. Résultats des modèles de régression

Le tableau ci-dessous récapitule les résultats des régressions effectuées :

Tableau 2: Résultats empiriques

Variabes	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3
ROA	Coefficient	Coefficient	Coefficient
BIC	-0.0045491**	-	-
BIC*NPL	-	-0.0276926*	-
BIC*LTD	-	-	0.0016477
NPL	-0.1004949*	-	-0.0816164*
LTD	0.0232987*	0.0215085*	-
RS	0.0758352*	0.0718053*	0.0455543***
LOACT	-0.0095666	-0.003581	0.0133267***
DEP	0.0194238***	0.0135823	-0.0005099
CONS	-0.0008744	-0.0153462	-0.0001962

*** significatif au niveau de 10%, ** significatif au niveau de 5%, * significatif au niveau de 1%.

Le capital réglementaire alloué au titre du risque opérationnel impacte négativement le rendement des actifs de la banque. Une augmentation de 1% des exigences en fonds propres au titre du risque opérationnel entraîne une diminution de 0,45% de la rentabilité. La charge en capital prive les banques d'utiliser pleinement leurs ressources de fonds dans l'investissement puisqu'elles sont dans l'obligation de respecter la réglementation, ce qui réduit leurs revenus et donc freine leur rentabilité (Chiaromonte et Casu, 2017 ; Andaiyani et al., 2021 ; Obadire et Obadire ; 2023). Dans le contexte tunisien la réglementation bâloise en matière de risque opérationnel entrave la performance des banques vu qu'elles souffrent déjà d'un problème de liquidité important aggravé par l'augmentation de l'endettement de l'Etat tunisien auprès du secteur bancaire et donc la détention des fonds propres ne fait que ralentir ses activités.

La gestion du risque opérationnel devrait être optimale car elle est inhérente à toutes les activités bancaires et a des implications considérables sur la performance, la réputation et la continuité opérationnelle de la banque (Fadun et Oye, 2020). Notre hypothèse 2 est alors confirmée.

Les prêts non performants impactent négativement le rendement des actifs de la banque dans le 1er et le 3ème modèle. Une augmentation de 1% du taux des créances non performantes entraîne une diminution de 10%, et de 8,1% de la rentabilité respectivement dans le 1er et le 3ème modèle.

Plus le taux des créances non performantes est faible plus le portefeuille crédits est de bonne qualité permettant d'avoir moins de perte en matière de recouvrement des créances échues et non encore réglées et donc plus la banque est rentable. Ces résultats ont été prouvés par (Khalfaoui et Ben Saada, 2015 ; Fadun et Oye, 2020 ; Allam et al., 2022).

En tenant compte de l'interaction entre le risque opérationnel et le risque de liquidité, l'effet négatif des prêts non performants se réduit dans le 3ème modèle par rapport au premier modèle qui analyse les risques séparément. Cela nous permet de conclure qu'une gestion intégrée du risque de liquidité et du risque opérationnel agit positivement sur le risque de crédit en réduisant l'effet des prêts non performants sur la rentabilité des banques cotées. De plus, le risque de crédit constitue le risque le plus important puisque c'est celui qui a le coefficient le plus élevé dans le 1er et le 3ème modèle donc c'est celui qui impacte le plus la performance des banques tunisiennes et par suite, une attention particulière doit être adresser à son système de gestion.

Les crédits par rapport aux dépôts performants impactent positivement le rendement des actifs de la banque. Une augmentation de 1% des crédits par rapport aux dépôts entraîne une amélioration de 2,33% de la rentabilité. Ce ratio reflète le degré de transformation des dépôts en crédits, plus les banques transforment leurs dépôts en crédits, plus elles sont exposées au risque de liquidité, plus elles sont rentables. Ceci est expliqué par le fait que l'activité principale des banques commerciales tunisiennes est basée essentiellement sur l'octroi des crédits qui présente leur source principale de rentabilité. Or à ce niveau, limiter la liquidité disponible chez les banques peut les fragiliser en leur mettant en péril lors de la survenance d'un événement perturbateur inattendu comme le retrait massif des dépôts de la SVB ou la survenance d'une crise ou d'un choc financier. Ces résultats correspondent à celles obtenues par Fadun et Oye (2020) sur les banques commerciales au Nigéria. Par conséquent, instaurer une gestion de risque de liquidité efficace qui assure l'équilibre entre les fonds à garder comme coussin de sécurité et les fonds à transformer est devenue vitale.

Dans le 2ème modèle, l'interaction entre les exigences en fonds propres au titre du risque opérationnel et le taux des prêts non performants impacte négativement la rentabilité des banques de l'échantillon. Une augmentation de l'interaction entre le risque opérationnel et le risque de crédit de 1% entraîne une baisse de 2,7% de la rentabilité. Nous avons constaté que l'effet intégré de ces risques

sur la rentabilité est moins important que l'effet individuel du risque de crédit (-0,1004). On en déduit que le risque opérationnel est associé au risque de crédit et leur interaction fait réduire l'effet de ce dernier sur la performance qui est considéré, dans le 1er modèle, comme étant le risque le plus destructeur de la rentabilité.

Dans le troisième modèle, la variable BIC*LTD n'est pas significative donc l'interaction entre les exigences en fonds propres au titre du risque opérationnel et le risque de liquidité n'a pas d'effet sur la rentabilité bancaire. Nous confirmons alors les résultats trouvés par Hakimi et Boukaira (2020). Nous pouvons conclure que l'interaction entre l'exigence en fonds propres au titre du risque opérationnel et les prêts non performants souligne l'importance d'une gestion intégrée du risque opérationnel et du risque de crédit. Donc la 4ème hypothèse n'est confirmée que pour le risque de crédit.

Le ratio de solvabilité impacte positivement la rentabilité des banques tunisiennes dans les trois modèles. Une augmentation de 1% de ce ratio entraîne une amélioration de 7,5% de la rentabilité (modèle 1), 7,1% (modèle 2) et 4,5% (modèle 3). Ce ratio mesure la capacité de la banque à faire face à ses engagements financiers et à absorber les pertes potentielles qui peuvent résulter des prêts non performants, de dépréciations d'actifs ou d'autres événements

Défavorables, ce qui réduit le risque de défaillance et renforce la rentabilité. L'amélioration du ratio de solvabilité est la résultante de la diminution des risques de crédit, de marché et opérationnel reflétant ainsi l'efficacité de la gestion des risques. En effet, un RS élevé indique que la banque dispose d'un niveau suffisant de fonds propres pour couvrir ses risques et donc assure une bonne stabilité. Par conséquent, la confiance des déposants, des investisseurs et des autorités réglementaires envers la continuité et la viabilité de cette banque est renforcé (Caggiano et Calice, 2011 ; Aspal et Nazneen, 2014), ce qui réduit le coût de lever de fonds sur les marchés financiers.

Se conformer aux normes prudentielles en matière de solvabilité et avoir un RS élevé favorise l'accès des banques aux marchés financiers donnant ainsi une meilleure image et une plus grande facilité d'accès aux sources de financement avec un coût moindre et des conditions plus favorables.

En effet, ceci peut faire baisser le coût du capital global, ce qui signifie que la banque est capable de générer un rendement plus élevé sur les fonds qu'elle utilise et donc d'être plus rentable. Les résultats que nous trouvons coïncident parfaitement avec les travaux de (Abdul, 2017 ; Ajayi et Orugun, 2019).

La gestion intégrée du risque de crédit et du risque opérationnel (modèle 2) fait diminuer l'impact de la solvabilité sur la performance (7,1%) encore plus pour la gestion intégrée du risque de liquidité et du risque opérationnel (modèle 3 : 4,5%). Donc une gestion intégrée de ces risques permet de réduire la dépendance entre la rentabilité des banques et leur solvabilité. Par suite, cela offre une plus grande flexibilité dans l'allocation des fonds propres permettant à la banque de chercher des opportunités d'investissement génératrices de revenus plus importants même si elles présentent un niveau de risque élevé.

Dans le 3ème modèle, le ratio crédits/ total dépôts impacte positivement la rentabilité des banques cotées alors que dans les deux autres modèles cette relation est non significative. Une hausse de 1% de l'activité des crédits augmente la rentabilité de 1,3%. Ceci démontre que dans le cas de l'interaction du risque opérationnel et du risque de liquidité, il est nécessaire de miser sur l'octroi des crédits afin d'améliorer la rentabilité. De plus, cela prouve que les banques tunisiennes sont basées sur les activités classiques. En effet, octroyer plus de crédits avec les garanties nécessaires génère plus de revenus d'intérêts améliorant ainsi la marge d'intérêts et donc la rentabilité (Hakimi et Boukaira, 2020).

Le ratio dépôts/ total bilan n'est significatif que dans le 1er modèle avec un impact positif sur la performance. Une amélioration des dépôts par rapport au total actifs engendre la montée de la rentabilité de 1,9%. Les dépôts de la clientèle sont considérés comme une source stable de financement à un coût réduit puisque les intérêts à verser sont plus bas que les intérêts à payer sur les emprunts auprès des marchés financiers. Les dépôts peuvent compenser l'effet défavorable de la détention des exigences en fonds propres au titre du risque opérationnel sur la rentabilité. Donc ils peuvent servir pour financer les investissements et octroyer des crédits, ce qui génère une marge d'intérêt plus importante se répercutant ainsi positivement sur la rentabilité des banques tunisiennes. De plus un ratio élevé de dépôts de la clientèle reflète leur confiance envers la banque, ce qui attire davantage les investisseurs et les déposants vu sa solidité et sa performance ([Al Yatama et al., 2020](#) ; [Allam et al., 2022](#)).

Conclusion et Recommandations

L'objectif de l'étude est d'analyser l'impact du risque opérationnel sur la performance financière des banques tunisiennes. Une nouvelle approche est adoptée en utilisant la méthode « SMA » introduite par Bâle IV, en remplacement de la méthode existante « BIA ».

Par ailleurs, notre étude aborde la récente émergence de la notion de la gestion intégrée des risques tout en cherchant à analyser son impact sur la performance bancaire. Les événements majeurs tels que les crises financières et la pandémie de COVID-19 ont souligné l'importance de gérer de manière proactive les risques, en particulier le risque opérationnel associé aux risques de crédit et de liquidité.

Les résultats indiquent que la méthode « SMA » permet une allocation moindre de capital réglementaire, favorisant une meilleure mobilisation des fonds bancaires. De plus, la réduction du capital alloué au risque opérationnel améliore d'une part, la solvabilité, renforçant ainsi la confiance des déposants et facilitant l'accès aux marchés financiers et d'autre part, la rentabilité des banques.

L'étude utilise une démarche économétrique basée sur la modélisation des données de panel afin de répondre à notre problématique et à nos questions de recherche. Trois modèles ont été testés examinant respectivement l'impact individuel du risque opérationnel, l'impact de l'interaction entre le risque opérationnel et le risque de crédit et l'impact de l'interaction entre le risque opérationnel et le risque de liquidité. Les résultats montrent un impact négatif du risque opérationnel sur la rentabilité, soulignant l'importance d'optimiser la gestion du risque opérationnel et de migrer vers la méthode « SMA ». Ainsi le risque de crédit a un impact négatif mais le risque de liquidité et la solvabilité ont un impact positif sur la rentabilité.

L'interaction entre le risque opérationnel et le risque de crédit montre un effet négatif sur la performance, bien que moins prononcé que celui du risque de crédit seul, suggérant la nécessité d'une gestion intégrée de ces risques pour une meilleure performance. L'interaction avec le risque de liquidité n'est pas significative.

Les conclusions soulignent l'importance stratégique de la gestion intégrée des principaux risques pour assurer la prospérité à long terme des institutions financières tunisiennes. La confiance des parties prenantes, la résilience opérationnelle et la capacité à naviguer dans un environnement financier dynamique sont essentielles pour garantir la performance des banques.

L'étude vise à enrichir la compréhension de ces dynamismes interconnectées, offrant des perspectives utiles pour les praticiens, les chercheurs et les régulateurs du secteur financier. Malgré les contributions, l'étude présente des limites telles que le nombre restreint d'observations et l'indisponibilité des données sur les pertes liées au risque opérationnel. Ainsi la négligence du risque de marché due à l'absence de publication de ses données nous a empêchée d'étudier son interaction avec le risque opérationnel, ce qui a limité l'étendu de notre travail en matière de gestion intégrée des risques.

Références Bibliographiques

- Abdul Rahman, A.A.A., (2017). The Relationship between Solvency Ratios and Profitability Ratios: Analytical Study in Food Industrial Companies listed in Amman Bursa. *International Journal of Economics and Financial Issues* 7 (2), 86-93.
- Ajayi, S.O., Ajayi, H.F., Enimola, D.J., Orugun, F.I., (2020). Effect of Capital Adequacy Ratio (CAR) on Profitability of Deposit Money Banks (DMB's): A Study of DMB's with International Operating License in Nigeria. *Research Journal of Finance and Accounting* 10(10), 84-91.
- Allam, I., Achibane, M., Krami, R., (2022). Impact of operational risk management on the performance of Moroccan credit institutions. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics* 3, 284-301.
- Al-Tamimi, H., Minaoui, H., & Elkelish, W. W., (2016). Financial risk and Islamic bank's performance in the gulf cooperation council. *The International Journal of Business and Finance Research* 9(5), 103-112.
- Al-Yatama, S.K., Al Ali, M.S., Al Awadhi, K.M., Al Shamali, N.M., (2020). The effects of credit risk, operational risk and liquidity risk on the financial performance of insurance companies listed at Kuwait Stock Exchange. *European Journal of Economic and Financial Research* 3 (6), 1-9.
- Andaiyani, S., Hidayat, A., Djambak, S., & Hamidi, I., (2021). Counter-Cyclical Capital Buffer and Regional Development Bank Profitability: An Empirical Study in Indonesia. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business* 8(5), 829-837.
- Athanasoglou, P., Brissimis, S., & Delis, M. (2008). Bank-specific, industry-specific and macroeconomic determinants of bank profitability. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 18(2), 121-136.
- Berger, A.N., Bouwman, C.H., (2013). How does capital affect bank performance during financial crises? *Journal of financial economics* 109, 146-176.
- Besanko, D., Kantas, G., (1996). The Regulation of Bank Capital: Do Capital Standards Promote Bank Safety? *Journal of Financial Intermediation* 5, 160-183.
- Bikker, J. A., & Hu, H., (2002). Cyclical patterns in profits, provisioning and lending of banks and procyclicality of the new Basel capital requirements. *BNL Quarterly Review* 221, 143-175.
- Chiaromonte, L., & Casu, B. (2017). Capital and liquidity ratios and financial distress. Evidence from the European banking industry. *The British Accounting Review* 49, 138-161.
- Djekna, V., Tatiana, T. G., & Zenga, N. N., (2018). L'influence du risque opérationnel sur le rendement des actifs financiers des banques au Cameroun : analyse des crédits improductifs et frais de gestion. *Global Journal of Management and Business Research : Finance* 18 (7), 72-83.
- Fadun, O.S., Oye, D., (2020). Impacts of operational risk management on financial performance: a case of commercial banks in Nigeria. *International Journal of Finance & Banking Studies* 9, 22-35.
- Gadzo, S.G., Kportorgbi, H. K., & Gatsi, J. G. (2019). Credit risk and operational risk on financial performance of universal banks in Ghana: A partial least squared structural equation model (PLS SEM) approach. *Cogent Economics & Finance* 7(1), 1-16.
- Gardener, E., Molyneux, P., Linh, H.N., (2011). Determinants of efficiency in South East Asian banking. *The service Industries Journal* 31(16), 2693-2719.
- Gorton, G., Winton, A., (2000). Liquidity Provision, Bank Capital and the Macroeconomy. Working Paper, University of Minnesota.
- Hakimi, A., Boukaira, S., (2020). On the relationship between Operational Risk and Tunisian Banks Performance: Does the Interaction between the Other Risks Matter? *Business and Economics Research Journal* 11(1), 107-118.
- Halep, M., Dragan, G., (2012). L'Impact De L'Application Des Reformes Bale III Sur L'Industrie Bancaire Roumaine. *CES Working Papers* 4, 707-725.

- Humblot, T., Lahet, D., (2015). Cross-border banking claims on emerging countries: The Basel III Banking Reforms in a push and pull framework. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 34, 294-310.
- Hunjra, A. I., Mehmood, A., Nguyen, H. P., & Tayachi, T., (2022). Do firm-specific risks affect bank performance? *International Journal of Emerging Markets* 17 (3), 664-682.
- Khalifaoui, H., Ben Saada, M., (2015). The Determinants of Banking Performance: Empirical evidence from Tunisian Listed Banks. *International Journal of Finance & Banking Studies* 4, 21-28.
- Kasman, S., Vardar, G., Tunç, G., (2011). The impact of interest rate and exchange rate volatility on banks' stock returns and volatility: Evidence from Turkey. *Economic Modelling* 28, 1328-1334.
- Koehn, M., Santomero, A.M., (1980). Regulation of Bank Capital and Portfolio Risk. *Journal of Finance* 35, 1235-1244.
- Micco, A., Panizza, U., & Yanez, M. (2007). Bank ownership and performance. Does politics matter? *Journal of Banking and Finance*, 31(1), 219-241.
- Mongid, A., Tahir, I.M., (2015). Impact of Corruption on Banking Profitability in ASEAN Countries: An Empirical Analysis. *Banks and Bank Systems* 6(1), 41-48.
- Obadire, M., Obadire, K., (2023). The Impact of Bank Regulation on Bank Performance: A Novel Analysis of the Pre-Covid Era with Cross-Country Evidence American. *Journal of Industrial and Business Management*, 2023, 13, 118-139.
- Olaere, O., Islam, M. A., & Sallha, Y. W. (2018). An investigation into operational risk in commercial banks: Empirical evidence from Nigeria. *International Journal of Accounting, Finance and Business* 3(12), 49-62.
- Roslida, R., Normah, A., (2015). Panel Data Analysis on the Effect of Establishing the Enterprise Risk Management on Firms' Performances. *Proceedings of 4th European Business Research Conference* 9, 72-6.
- Pasiouras, F., Kosmidou, K., (2007). Factors influencing the profitability of domestic and foreign commercial banks in the European Union. *Research in International Business and Finance* 21, 222-237.
- Simamora, R. J., Oswari, T., (2019). The effects of credit risk, operational risk and liquidity risk on the financial performance of banks listed in Indonesian stock exchange. *International Journal of Economics, Commerce and Management* 7, 182-193.
- Sutrisno, S., (2016). The effect of funding and risk on financing decision Empirical Study of Islamic Banks in Indonesia. *INFERENSI, Jurnal Penelitian Sosial Keagamaan* 10(1), 115-134.
- Syafrizal, A., Ilham, R.N., Darmawati, M., Wardhiah, (2023). Effect of capital adequacy ratio, non performing financing, financing to deposit ratio, operating expenses and operational income on profitability at PT. Bank Aceh Syariah. *Journal of Management Research, Utility Finance and Digital Asset* 1(4), 312-322.
- Tahraoui, B., Achibane, M., (2022). The choice of a model to measure the impact of losses from operational banking risks on profitability. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management & Economics* 3, 300-317.
- Zhou, G., Liu, W., Zhang, L., She, K., (2019). Can environmental regulation flexibility explain the Porter hypothesis? An empirical study based on the data of China's listed enterprises. *Sustainability* 11(8), 2214.

Annexe 1: Formules de calcul des EFP au titre du risque opérationnel

Composante	Formule
BIC	La charge en capital = BIC × ILM
ILM	$ILM = \text{Ln} \left[\exp(1) - 1 + \left(\frac{LC}{BIC} \right)^{0,8} \right]$
LC (Loss Component)	LC = 15×les pertes moyennes annuelles relatives au risque opérationnel
BI (Business Indicator)	$BI = ILDC _{\text{moy}} + SC _{\text{moy}} + FC _{\text{moy}}$
ILDC	ILDC = Minimum [Produits d'intérêt – Charges d'intérêts ; 2.25% × Actifs productifs d'intérêts] + Produits de dividendes
SC	SC = Maximum(Autres produits d'exploitation; Autres charges d'exploitation) + Maximum (Produits d'honoraires et de commissions; Charges d'honoraires et de commissions)
FC	FC = Bénéfice(pertes)nets(ttes)sur le portefeuille de négociation + Bénéfice(pertes)nets(ttes)sur le portefeuille bancaire

Source : élaboré par l'auteur

Annexe 2: Variables sélectionnées

Variable	Formule
ROA	Résultat Net/ Total Actifs
BIC	$\text{Ln} (12\% * BI)$
NPL	Prêts Non Performants/ Total des Prêts
LTD	Total Crédits/ Total Dépôts
RS	Fonds Propres Nets/Total Actifs Pondérés par le Risques $\geq 10\%$
LOACT	Total Crédits Nets / Total Actifs
DEP	Dépôts / Total Bilan

Source : élaboré par l'auteur

Annexe 3: Matrice de corrélation

Variables	ROA	BIC	BIC*NPL	BIC*LTD	NPL	LTD	RS	LOACT	DEP
ROA	1.0000								
BIC	-0.0900	1.0000							
BIC*NPL	-0.4828	-	1.0000						
BIC*LTD	-0.0269	-	-	1.0000					
NPL	-0.4751	-0.0059	-	0.5529	1.0000				
LTD	0.0484	0.0489	0.6295	-	0.6168	1.0000			
RS	0.1765	0.3156	0.1892	0.2744	0.1054	0.1576	1.0000		
LOACT	0.1578	-0.3165	0.1056	0.2823	0.1307	0.4661	0.0323	1.0000	
DEP	0.1548	-0.0334	-0.6449	-0.6859	-0.6195	-0.7406	-0.2514	-0.2210	1.0000

Source : élaboré par l'auteur à partir de STATA 17

Annexe 4: Test d'hétéroscédasticité

Breusch-Pagan Cook-Weisberg			
Test	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3
chi2(1)	16,17	12,48	5,17
Prob > chi2	0.0001	0.0004	0.0229

Source : élaboré par l'auteur à partir de STATA 17

Annexe 5: Test d'autocorrélation

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation			
Test	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3
chi2(1)	18.015	17.441	22.034
Prob > chi2	0.0000	0.0000	0.0000

Source : élaboré par l'auteur à partir de STATA 17

Annexe 6: Test Hausman

Test	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3
chi2(6)	3.86	4.98	2.24
Prob>chi2	0.6953	0.4182	0.8149

Source : élaboré par l'auteur à partir de STATA 17

Impact of Bank Competition on Financial Stability:

Evidence from Tunisian Banks

Mariam TURKI

Central Bank of Tunisia



Abstract

This paper aims to analyse the dynamics of the relationship between bank competition and financial stability in Tunisia from 2009 to 2022. This study measures the stability of the financial system by deploying two pivotal indicators: the Z-score and non-performing loans. Simultaneously, the evaluation of competition levels within the sector relies on the Herfindahl-Hirschman index, which inversely reflects the competitive landscape. The study employs the Generalized Method of Moments - GMM- for analysis.

The results initially indicated evidence in line with the competition stability paradigm when assessing stability through the lens of the Z-score. However, the findings were aligned with the competition - fragility paradigm when using non - performing loans. Our research ultimately unveils a non-linear relationship between bank competition and financial stability within the Tunisian banking sector. Additionally, the study explores the interaction between bank size and competitive dynamics in Tunisia's banking sector.

Keywords : Bank competition, financial stability, Z-score, NPL, HHI, GMM,

Introduction

During the seventies and eighties, the financial landscape underwent significant deregulation, marked by financial innovations, advances in information technology and the globalization of financial markets. These changes led banks to take on more aggressive and competitive policies with many attributing the 2007-09 crisis to excessive risk-taking by financial institutions. The crisis showed the vulnerability of economic systems, revealing the heavy cost of such instability. The financial crisis prompted a reevaluation of risk assessment practices and financial system regulations, thus, shifting attention from assessing the risk of individual financial institutions to evaluating a bank's contribution to the overall risk of the entire financial system.

Simultaneously, the global financial crisis, heightened public policy interest in understanding the competition. This concern revolves around whether increased competition triggers crisis. While enhanced competition in the banking sector has undeniably fostered innovation and efficiency, banking authorities often assumed that in order to enhance financial stability, markets are opt to be more concentrated. However, there is no consensus within the academic community regarding the impact of competition on financial stability.

There are three mainstreams that present the relationship between competition and stability. First, the competition-fragility perspective suggests that competition within the banking sector can increase fragility by incentivizing banks to take excessive risks to maximize their profitability. The quest for competitive positioning can lead to risky behaviour that could compromise financial stability (Keeley, 1990). The second perspective, known as competition-stability emphasizes that competition has a

stabilizing effect because in the presence of competition, interest rates decline, thereby reducing borrowers' default risk and promoting financial stability (Boyd and De Nicoló, 2005). A third research stream has recently emerged supporting that both hypotheses may coexist and that the relationship between banking competition and financial stability is non-linear (Martinez-Miera and Repullo, 2010).

Despite the extensive literature on the relationship between competition and stability, there is a limited literature addressing this particular subject for banks in Tunisia. In fact, previous studies predominantly focused on developed countries with high and uniform competition levels, possibly explaining the prevalence of the competition-fragility hypothesis.

We aim to investigate the relationship between bank competition and stability in Tunisia. The significance of this study arises by the context in which Tunisian banks operate, traversing through in an environment that experienced turbulence in the preceding years. This instability significantly influences the behaviour of both banks and regulatory authorities.

1. Literature review

The impact of banking competition on stability has always been a subject of concern and discussion for researchers and policy makers. There is a significant empirical literature that aims to examine the impact of the structure of the banking system on its stability. We will shed light on the empirical studies that produced different results.

The three main points of view include:

- ❖ The “**Competition-fragility**”: which argues that competition makes banks more likely to take excessive risks in order to increase their profitability, which leads to fragility. We can cite the studies carried out by Cubillas & González (2014) in the banking system from 1991 to 2003 with a case study of 83 countries. The obtained results show that higher levels of competition are associated with the growth of bank loans and an increase of bank risk. Similarly, Anginer et al. (2014) examined the relationship between competition and stability in 63 countries from 1997 to 2009. They found that competition deteriorates bank stability. In their study, the dependent variables used were the Z-score index and Merton's distance to default.
- ❖ The “**Competition-stability**”: which suggests that higher interest rates in less competitive environments can lead borrowers to take higher risks, leading to a higher likelihood of non-performing loans and a more fragile system. Boyd and De Nicolo (2005) developed a model challenging previous researchers based on the fact that there are fundamental risk incentive mechanisms that work in exactly the opposite direction, causing banks to become riskier as their markets become more concentrated. They suggest that greater market power in lending markets increases banks' risks, because higher interest rates charged to consumers are harder to repay. Ben Ali and Sghaier (2013) investigated the relationship between competition and the efficiency of ten Tunisian banks over the period 1990-2009. The HHI and concentration ratio were employed to assess banking competition. The findings disclosed that the Tunisian banking sector is competitive and that there is a positive relationship between competition and banking efficiency.
- ❖ **A non-linear relationship between competition and stability**: This is explained by the existence of the two points of view simultaneously. Hence the relationship is non-linear. According to Berger et al. (2009), the two streams of literature do not necessarily lead to contradictory predictions regarding stability and the influence of bank power market. Analysing data from nearly 9,000 banks, they concluded that while the hypothesis that competition leads to fragility was supported, the rise of loan portfolio was also consistent with

the idea that competition enhances stability. Supporting the same idea, [Martinez-Miera and Repullo \(2010\)](#) explained that competition has two major effects:

- **Reduced loan rates and reduced loan default probability:** When there is an increase of competition among banks, they tend to provide reduced interest rates on loans in order to attract customers. Consequently, leading borrowers do not have excessive repayment obligations, thus, resulting in a reduced likelihood of loan default. Banks have less probability to encounter loan defaults which makes them safer.
- **The margin effect:** It represents the revenues generated by banks from their loans. When facing intensive competition and in order to stay competitive, banks tend to lower their loan rates which reduce their income. When their revenues lessen from their profitable loans, their financial resources which they rely on to absorb potential losses regarding loan defaults decreases.

2. Assessing financial stability

In order to better assess Tunisia financial stability, we opt for the construction of a stability index. Constructing a composite index involves compiling a set of individual indicators to form a single index. The purpose of a composite index is to measure multidimensional phenomena and concepts that cannot be fully captured or understood using a single indicator.

We will replicate the composite index used by the AMF since it is specifically designed to reflect the financial and economic performance of Arab countries including Tunisia and takes into account the challenges and particularities of the region. Using a regional index can make the stability index more relevant. It can serve as a reference or point of comparison. By including this index in our construction, we assess the stability of Tunisia compared to other Arab countries. To build this index we will use accessible historical data between the period of 2017 and 2021 allowing us to better understand trends and developments. We will present in the table below the indicators which are grouped in the sub-indexes representative of the financial stability situation. The breakdown of our aggregate financial stability index is as follows:

Table 1 : Weight of the financial aggregates

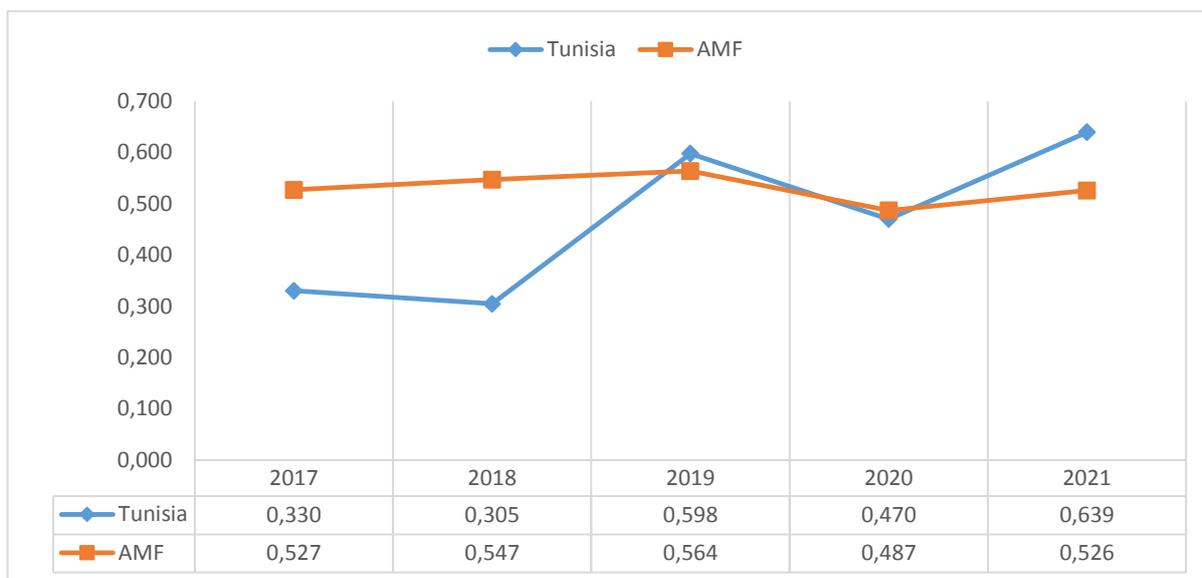
Category	Indicator	Sub indicator	Weight
Banking sector index	Solvency	solvency ratio	13%
	Asset quality	*NPL ratio ¹²	5%
		*NPLS net of provisions to tier 1 capital	5%
		Coverage ratio	5%
	Liquidity	LCR	6%
		*Loan to deposit ratio	6%
	Profitability	ROA	3%
		ROE	3%
		*Operating expenses to net banking income	4%
		Net interest margin to net banking income	3%
Macro-economic conditions index	Real GDP growth rate	4%	
	*Current account deficit to GDP	4%	
	*Public debt to GDP	4%	
	*Growth rate of state's revenue	4%	
	*Inflation rate	4%	
	Foreign exchange reserve to GDP	4%	
Financial Market Index	AMF financial market index	7,5%	
	Market capitalization	7.5%	
Financial cycle index	*Credit-to-GDP gap	8%	
Composite financial stability index			100%

Source :AM F (2022)

Following the methodological framework, the resulting graphical representation is as follows:

¹²The sub indicators marked with * do not follow the same trend as the index in question and thus were multiplied by (-1) for harmonization purposes as it is recommended by Popovska (2014).

Figure 1: Financial stability index in Arab countries and Tunisia



Source: based on AMF and Central bank of Tunisia data

The stability index in the Arab region was steady between 2017 and 2021, except for 2020 where there was a decrease in the financial stability index which was associated with Covid-19 health crisis varying from 0.564 to 0.487. The index regained its usual values in 2021 reaching 0.526. The stability index in Tunisia recorded a marked improvement, increasing from 0.33 to 0.639 between 2017 and 2021. In 2021, Tunisia's financial stability index increased due to the reduction in pressures on the liquidity and strengthening resilience.

3. Research methodology

This section is dedicated to presenting our hypotheses as well the sample, elucidating the data source, and outlining the selected variables.

3.1. Sample

To explore the impact of competition on financial stability, we utilized a sample of 17 Tunisian conventional banks. Due to data availability constraints, our analysis focused on Tunisian conventional banks from 2009 to 2022. The sample consists of 3 public banks, 3 mixed banks, and 11 private banks. The data collected is annual, resulting in a total of 238 observations.

We specifically excluded Islamic banks for two main reasons. The first one is that Islamic banks didn't emerge in Tunisia until 2010, while our study focused on the period starting in 2009. Therefore, relevant data for Islamic banks was not available for the time interval that we examined, and the second one is due to their distinct characteristics in their business plans and their risk taking strategies. In fact, Islamic banks strictly adhere to the principles of Shariah, As a result, their business plans focus on developing alternative financial products and services that comply with these principles.

3.2. Variable definition

After outlining our sample, the next part will introduce the independent and dependent variables to be used in our empirical analysis. Four sets of independent variables are utilized which are the following: banking competition, bank-specific factors, macroeconomic variables and dummy variables.

Stability_{it}

= (*Competition_{it}*, *Bank specific variables_{it}*, *Macroeconomic variables_{it}*, *Dummy variables_{it}*.)

After defining the composition of our sample, we will present the variables that we will be applied in our empirical analysis.

Dependent variables

- **Z score**

The Bank Z-score is a commonly employed in academic research to assess financial stability. An elevated Z-score suggests a reduced likelihood of insolvency and a greater degree of financial stability.

- **NPL**

The non-performing loans ratio is calculated by dividing the amount of loans that are either experiencing late payments or are at risk of non-repayment, whether partially or entirely, by the total gross loans. Non-performing loans are commonly used in academic studies as an indirect measurement of financial stability and as a direct indicator of risk-taking behavior.

The independent variables: represent different variables that are likely to influence the financial stability and will be categorized in terms of banking competition, variables specific to each bank, macroeconomic variables and two dummy variables.

- **Banking competition**

The primary independent variable under study is the banking competition, which is the focal point for assessing its impact on financial stability. The study incorporates a measure of competition in the loan market, by using the Hirschman-Herfindahl index. This index serves as a direct measure of market concentration and an inverse measure of banking competition.

- **Bank specific variables**

They refer to control factors within individual banks that could potentially impact financial stability.

- ❖ **Size:** To assess the impact of a bank's size on its stability, we will use the measure of total assets. This variable has been examined by the majority of studies, but the difference lies in how it is measured across studies. Most studies have shown that the larger a bank is, the more it is able to withstand shocks and financial problems, which makes it more stable, following the principle of "too big to fail".
- ❖ **Capitalization:** We will examine the impact of capitalization through the equity ratio which is a percentage of each bank's total assets. The literature presents various effects of capital on the risk-return profile of banks. For instance, some theories claim that capital increases can jeopardize bank performance and reduce credit. However, according to some studies, well-capitalized banks have a higher return on assets.
- ❖ **Liquidity:** We employ the ratio of total loans to total deposits as an indicator of liquidity, with a higher ratio signifying a reduced level of liquidity.
- ❖ **Net interest margin:** It is calculated as interest income minus interest expense, divided by interest-earning assets and it represents a measure of the profitability of the banking sector.

- ❖ **Non-interest income:** This variable, measured by the ratio of non-interest income to total assets, is also included as an independent variable to account for the impact of bank income diversification.
- ❖ **Macroeconomic variables:** In order to account for economic indicators that may impact financial stability, we incorporate two variables: gross domestic growth and inflation.
- ❖ **GDP growth:** Since the demand for loans and repayment capability are influenced by economic conditions, GDP can have an impact on the stability of banks. Intuitively, banking stability is likely to be impacted positively by GDP growth. However, in times of economic expansion, there are indications suggesting that loan errors are more likely to occur compared to times of recession.
- ❖ **Inflation:** As shown by Demirgüç-Kunt and Huizinga (2010), it is a factor that, on one hand, allows banks to achieve high returns on their assets, but on the other hand, generates a high level of risk.
- ❖ **Dummy variables**
- ❖ **Deposit insurance:** Deposit insurance is represented using a dummy variable, taking the value 1 when Tunisia disposed of a deposit insurance system, and 0 otherwise. Deposit insurance is designed to strengthen the stability of the financial system however it may increase moral hazard and make financial systems more vulnerable to crises during periods of stability.
- ❖ **Crisis:** We examine the impact of crisis on banking stability respectively set at 1 for the years 2020-2021 when Covid hit the country, otherwise it will take the value of 0.

3.3. Model definition

Drawing from the comprehensive theoretical and empirical literature discussed earlier, our study aims to examine three hypotheses presented in their models:

H1: The relationship between banking competition and financial stability is linear

The relationship between financial stability and competition in the banking sector can be characterized by a linear relationship. This assertion suggests that there is a direct and predictable correlation between the degree of competition within the banking sector and the level of financial stability observed. In other words, as competition increases or decreases, financial stability changes proportionally.

Hypothesis H1 is subdivided into two sub-hypotheses, namely H1A and H1B, which respectively embody the two theoretical perspectives of competition-stability and competition fragility.

H1A: Competition has a negative effect on financial stability

Intense competition within the banking sector has the potential to increase the vulnerability of banks. In a highly competitive banking environment, larger banks may be capable of offering lower interest rates and accessing more favourable conditions in international markets.

H1B: Competition has a positive effect on financial stability

The reduction of competitiveness is associated with an escalation in financial instability and it has a stabilizing effect, because in its existence, interest rates decrease, which leads to a reduction in the risk of default of borrowers.

To test these hypotheses we will test two models:

$$\mathbf{Z-Score}_{it} = \alpha + \beta_1 \mathbf{HHI}_{it} + \beta_2 \mathbf{Size}_{it} + \beta_3 \mathbf{CAP}_{it} + \beta_4 \mathbf{NIMP}_{it} + \beta_5 \mathbf{NIID}_{it} + \beta_6 \mathbf{LTD}_{it} + \beta_7 \mathbf{GDPgrowth}_{it} + \beta_8 \mathbf{INFLATION}_{it} + \beta_9 \mathbf{Crisis}_{it} + \beta_{10} \mathbf{DI}_{it} + \mathbf{u}_{it} \quad (\mathbf{I.1})$$

$$\mathbf{NPL}_{it} = \alpha + \alpha + \beta_1 \mathbf{HHI}_{it} + \beta_2 \mathbf{Size}_{it} + \beta_3 \mathbf{CAP}_{it} + \beta_4 \mathbf{NIMP}_{it} + \beta_5 \mathbf{NIID}_{it} + \beta_6 \mathbf{LTD}_{it} + \beta_7 \mathbf{GDPgrowth}_{it} + \beta_8 \mathbf{INFLATION}_{it} + \beta_9 \mathbf{Crisis}_{it} + \beta_{10} \mathbf{DI}_{it} + \mathbf{u}_{it} \quad (\mathbf{I.2})$$

with:

i : bank $i = [1 \dots 17]$;

t : year $t = [2009 \dots 2022]$

β : Coefficient for the control variables

u_{it} : error term

H2: There is a non-linear relationship between financial stability and competition

There is an optimal degree of competition which may suggest that both the competition-fragility and the competition-stability paradigms are relevant.

In order to assess this hypothesis, we incorporate a quadratic term related to competition, following the methodology proposed by Martinez-Miera and Repullo (2010). The models that represent the non-linearity hypothesis are outlined as follows

$$\mathbf{Z-Score}_{it} = \alpha + \beta_1 \mathbf{HHI}_{it} + \beta_2 \mathbf{HHI}^2_{it} + \beta_3 \mathbf{Size}_{it} + \beta_4 \mathbf{CAP}_{it} + \beta_5 \mathbf{NIMP}_{it} + \beta_6 \mathbf{NIID}_{it} + \beta_7 \mathbf{LTD}_{it} + \beta_8 \mathbf{GDPgrowth}_{it} + \beta_9 \mathbf{INFLATION}_{it} + \beta_{10} \mathbf{Crisis}_{it} + \beta_{11} \mathbf{DI}_{it} + \mathbf{u}_{it} \quad (\mathbf{II.1})$$

$$\mathbf{NPL}_{it} = \alpha + \beta_1 \mathbf{HHI}_{it} + \beta_2 \mathbf{HHI}^2_{it} + \beta_3 \mathbf{Size}_{it} + \beta_4 \mathbf{CAP}_{it} + \beta_5 \mathbf{NIMP}_{it} + \beta_6 \mathbf{NIID}_{it} + \beta_7 \mathbf{LTD}_{it} + \beta_8 \mathbf{GDPgrowth}_{it} + \beta_9 \mathbf{INFLATION}_{it} + \beta_{10} \mathbf{Crisis}_{it} + \beta_{11} \mathbf{DI}_{it} + \mathbf{u}_{it} \quad (\mathbf{II.2})$$

Finally, we will test the third hypothesis

H3: The effect of competition on competition and bank size is non-linear to financial instability

The size of a bank can influence its stability, with larger banks potentially having a different impact on stability compared to their smaller counterparts. The underlying idea is that larger banks can benefit from economies of scale, but at the same time their size can lead to greater systemic risks in the event of financial distress. Thus, understanding how banking stability relates to the size of financial institutions is essential to assess and strengthen the resilience of the financial system as a whole.

For this hypothesis we're going to use our third model. We're going to use the model (I.1) and add two variables which are $\mathbf{HHI} * \mathbf{size}$ and $\mathbf{HHI}^2 * \mathbf{size}$. The model is as follow:

$$\mathbf{Z-Score}_{it} = \alpha + \beta_1 \mathbf{HHI}_{it} + \beta_2 \mathbf{Size}_{it} + \beta_3 \mathbf{Size}_{it} * \mathbf{HHI}_{it} + \beta_4 \mathbf{Size}_{it} * \mathbf{HHI}^2_{it} + \beta_5 \mathbf{CAP}_{it} + \beta_6 \mathbf{NIMP}_{it} + \beta_7 \mathbf{NIID}_{it} + \beta_8 \mathbf{LTD}_{it} + \beta_9 \mathbf{GDPgrowth}_{it} + \beta_{10} \mathbf{INFLATION}_{it} + \beta_{11} \mathbf{Crisis}_{it} + \beta_{12} \mathbf{DI}_{it} + \mathbf{u}_{it} \quad (\mathbf{III})$$

We choose to employ the two-step Generalized Method of Moments (GMM) as introduced by Blundell and Bond. Following the implementation of the two-step system GMM, several post-diagnostic tests are conducted, including AR(1) and AR(2) tests to assess the presence of

autocorrelation at the first and second differences, as well as Hanen's J-test to examine the validity of instruments for endogenous variables. Additionally, a Wald test is employed to ensure the goodness of fit for all our regression models.

3.4. Interpretation of the results

We will present the study results and their interpretations.

Table 2: Results obtained of the linear relationship

VARIABLES	Zscore (I.1)	NPL (I.2)
L.Zscore	0.678*** (0.148)	
L.NPL		0.955*** (0.036)
HHI	-2.891*** (0.999)	-0.998* (1.971)
LTD	-0.035*** (0.010)	0.022*** (0.006)
Size	2.919*** (0.726)	0.410* (0.212)
CAP	0.626** (0.270)	-0.148*** (0.056)
NIM	0.863 (1.119)	-0.510*** (0.187)
NII	0.957** (0.483)	-0.137 (0.132)
Inflation	0.066 (0.151)	0.106 (0.124)
GDPgrowth	0.017 (0.085)	-0.043 (0.061)
Crisis	-0.139 (1.274)	0.798 (0.786)
DI	-0.804** (0.340)	0.378 (0.230)
Constant	-18.189 (13.926)	15.060 (19.006)
Observations	221 17	221 17
AR (2)	0.189	0.280
Hansen	0.686	0.125
Sargen	0.186	0.103
Standard errors in parentheses: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1		

Model (I.1) In accordance with our hypothesis, the results show variables GDP growth, inflation crisis and NIM do not show any significance relation with Z-score, unlike the other variables. Our initial finding is that bank stability is more affected by bank industry specifics rather than macroeconomic factors.

The Herfindahl index (HHI) is used as a reverse indicator of banking competition. The inverse correlation observed indicates that during the study period, banks tend to exhibit greater financial stability when the banking sector is less consolidated. This suggests that financial stability is positively associated with higher levels of banking competition and inversely linked to increased market concentration. This result is theoretically consistent with the competition-stability hypothesis.

The capitalization is positively correlated to Zscore. This anticipated outcome aligns with the expectation that well-capitalized banks have the capacity to prudently manage their risks and proactively mitigate the likelihood of future financial crises. The results reveal a significant negative correlation between bank stability and liquidity risk. Banking operations heavily rely on liquidity, therefore, banks with ample liquidity are less susceptible to crises, which can result in significant economic losses. The recent financial crisis of 2008 underscored the vital role of liquidity. Banks with sufficient liquidity, especially when combined with substantial equity, exhibited greater stability during periods of crisis. As for bank size, it is positively correlated to Zscore. This raises questions regarding the “Too Big To Fail” theory put forward by [Mishkin \(1999\)](#) that suggests that larger banks are riskier. In this research, bank size has many advantages, one of which is that these large banks have high profits and are less exposed to liquidity risks or macroeconomic shocks. Additionally, they benefit from economies of scale and a broader range of services, which allows them to further diversify the risks associated with their loan portfolio. As for the dummy variable, deposit insurance is negatively correlated to Zscore which can be explained by the fact that deposit insurance result in more moral hazard and excessive risk-taking by banks.

Model (I.2): Concerning macroeconomic variables, they do not affect banking stability as it was shown in the model (I.1). As for the remaining variables, these results show a negative correlation between capitalization and the NPL and a positive relationship between liquidity risk and the NPL. This confirms our previous results, since the NPL and the Z-score are opposite measures.

For the variable size, we have found contradicting results with those found in the first model. In fact, in model (I.2), size and NPL are positively correlated. In fact, large banks may be tempted to adopt higher risk policies due to their perception that governments are inclined to intervene and provide assistance to banks encountering difficulties to avoid a nationwide crisis. The result of this test highlights a negative and significant correlation between HHI and the rate of non-performing loans (NPLs) in the banking sector. This means that when concentration within the banking sector increases, there is generally a decrease in non-performing loans. Conversely, an increase in competition results in an increase in NPLs, which contributes to greater stability. These findings support the theory of competition fragility. The results drawn from the empirical study on the relationship between competition and stability in the Tunisian banking system shows a contradiction between the results of the two measures of banking stability. These findings prompt us to consider the presence of a nonlinear association between banking competition and stability, in line with the hypothesis proposed by [Martinez-Miera and Repullo \(2010\)](#). The forthcoming section of our study will focus on assessing this hypothesis of the non-linear relationship.

Table 3: Results obtained of the non-linear relationship

VARIABLES	Zscore(II.1)	NPL(II.2)
L.Zscore	0.564*** (0.000)	
L.NPL		0.926*** (0.000)
HHI	-220.762* (0.056)	-786.120** (0.046)
HHI_sq	12.611* (0.060)	45.398** (0.046)
LTD	-0.0244*** (0.002)	0.0328*** (0.000)
Size	2.586*** (0.000)	0.034 (0.874)
CAP	0.595*** (0.000)	-0.157*** (0.009)
NIM	1.322 (0.254)	-0.847** (0.017)
NII	1.178* (0.063)	0.0973 (0.771)
GDPgrowth	0.190* (0.063)	0.596** (0.044)
Inflation	0.026 (0.857)	0.560* (0.074)
DI	-0.889** (0.023)	-0.257 (0.771)
Crisis	2.915 (0.111)	11.159** (0.013)
Constant	925.75* (0.060)	3,395.7** (0.046)
Observations	221	221
Number of id	17	17
ar2p	0.230	0.188
Hansenp	0.936	.
Sarganp	0.740	0.0557
Standard errors in parentheses: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1		

Model (II.1): Upon introducing a quadratic term into the model (I.1), the linear term shows a negative and statistically significant effect, whereas the quadratic term exhibits positive and statistically significant impact. This suggests a U-shaped functional relationship. As a result, an increase in the degree of competition increases banking stability in accordance with the competition-stability hypothesis but only up to a certain threshold. Beyond this point, an increase in competition leads to a decrease in banking stability, in line with the concentration-stability hypothesis, in other words the competition-fragility relationship.

Model (II.2): we found that macroeconomics variables including GDPgrowth, inflation and crisis are all significant and have a positive relationship with NPL.

The quadratic term is employed to examine the potential non-linear connection between HHI and NPL. The findings reveal that the linear term is negative and is statistical significant, whereas the quadratic term is positive and is similarly statistical significance. This suggests a U-shaped relationship which indicates which indicates that the increase in market power, resulting in a reduction in competition, reduces financial instability, in accordance with the competition-fragility hypothesis but up to a certain threshold. Beyond this threshold, an intensification of market power leads to an increase in financial instability, thus corroborating the competition-stability hypothesis. These findings are not considered contradictory to those of the model II.1, when the dependent variable is the Zscore. In fact increased market power (less competition) results in a riskier loan portfolio. Banks wielding higher market power also experience enhanced overall stability, indicating that they employ additional risk management methods to protect themselves.

In the following part, the third hypothesis will be tested which is the non-linear effect of competition and bank size to financial instability since we found that the NPL and Z-score have contradicting results concerning size.

Table 4: Effect of size on financial instability

VARIABLES	Zscore (III)
L.Zscore	0.882*** (0.181)
HHI	15.246* (8.357)
LTD	-0.022*** (0.006)
Size	92,015*** (33.573)
Size.HHI2	1,063672** (0.4374284)
Size.HHI	-19,69274** (7.660179)
CAP	0.284 (0.231)
NIM	0.299 (0.076)
NII	0.705** (0.340)
GDPgrowth	0.216* (0.114)
Inflation	0.176 (0.162)
Constant	(153.499)** (72.810)
Observations	221
Number of id	17
AR(2)	0.218
Hansen	0.863
Sargen	0.170
Standard errors in parentheses: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1	

The relationship between size and the HHI, as well as between SIZE and the squared term of the HHI, reveals a U-shaped relationship with the financial fragility of the system. This U-shaped relationship would initially show a decrease in financial fragility as entity size increases, reaching a point where fragility is minimal. Then, beyond a certain size, financial fragility would start to increase again, thus forming the lower part of the U. The observation suggests that, initially, an increase in the size of a financial entity is associated with a reduction in financial fragility, but beyond a certain size, this advantage diminishes or even reverses, contributing to an increase in financial fragility.

Conclusion

The main objective of our study is to determine the nature of the existing relationship between banking competition and financial stability as well as to assess the impact of other indicators, notably the size of the bank on this relationship, through the panel data from 17 banks over the period 2009-2022.

Our results for the first hypothesis are mixed. First, the study shows that less concentration leads to greater financial strength or stability. Then, the robustness test shows the opposite result, that competition in the banking sector leads to an increase in financial stability. These results, which support both the competition-fragility and competition-stability paradigms, led us to test the non-linearity hypothesis. To do this, we introduce a quadratic term. The results obtained show that the relationship between financial stability and banking competition is indeed non-linear in Tunisia in both models.

In most models, we find that financial stability is predominantly influenced by bank-specific variables rather than macroeconomic factors. This implies that the specificities of individual banks play a more substantial role in shaping the overall financial stability landscape rather than economic conditions.

The effect of the bank size on the relationship between banking competition and financial stability remains ambiguous, as we obtain mixed results which led us to believe there is non-linear effect on the relationship between banking competition and financial stability which we tested in model (III). We find that small banks increase financial instability. If there would be mergers between small banks, this will enforce financial stability but beyond a certain point this may cause financial instability due to the importance of mergers between small banks. It would need to maintain a delicate balance in the financial sector. Mergers can be strategic for several reasons. On one hand, the consolidation of small banks can help strengthen their resilience to economic shocks. Entities resulting from such mergers may benefit from greater risk diversification and an accumulated capacity to absorb economic disruptions, which, in turn, promotes the stability of the financial system. On the other hand, banking sector consolidation can reduce risks associated with large financial institutions by limiting the number of banks considered “too big to fail”.

References

- Albaity, M., Mallek, R.S., & Noman, A.H.M. (2019). « Competition and bank stability in the MENA region: The moderating effect of Islamic versus conventional banks ». *Emerging Markets Review*, 38, pp. 310- 325.
- Allen, F. & Gale, D. (2000), « Financial Contagion », *The Journal of Political Economy*, Vol. 108, Issue1, (February, 2000), pp. 1-33.
- Allen, F. and Santomero, A.M. (1997) « The Theory of Financial Intermediation ». *Journal of Banking and Finance*, 21, 1461-1485.
- Anginer, D., Demirguc-Kunt, A.&Zhu, M. (2013), « How Does Competition Affect Bank Systemic Risk? », *Journal of Financial Intermediation*, Vol. 23, No. 1, pp.1-26.
- Beck, T., Demirgüç-Kunt, A.&Levine, R. (2007). « Finance, Inequality and the Poor », *Journal of Economic Growth*, 12(1), pp. 27–49.
- Ben Ali, M. S, and Sghaier, A. (2013) « Competition and Banking Efficiency: Evidence from Tunisian Banking Industry », *Journal of Islamic Economics, Banking and Finance*, Volume 8, Issue 1, pp. 53-70
- Berger and Bouwman (2013), « How does capital affect bank performance during financial crises ? », *Journal of Financial Economics*, Vol.109, No.1, pp.146-176.
- Boyd, J. H., De Nicolo, G.&Jalal, A. M., (2006), « Bank Risk-Taking and Competition Revisited: New Theory and New Evidence » IMF Working Paper, 06/29.
- Čihák, M. (2007) « Systemic loss: a measure of financial stability » , *Czech Journal of Economics and Finance*, Vol 1–2, No 57, pp 5–26.
- Cubillas, E., & González, F. (April 2014). «Financial liberalization and bank risk-taking: International evidence.» *Journal of Financial Stability*, 11, 32-48.
- Demirgüç-Kunt, A., Detragiache, E.&Tressel, T. (2008). « Banking on the Principles : Compliance with Basel Core Principles and Bank Soundness », *Journal of Financial Intermediation*, 17(4), pp. 511–42.
- Hakimi, A.&Zaghoudi, K. (2017), « Liquidity risk and bank performance : An empirical test for tunisian banks », *Business and Economic Research*, ISSN 2162-4860, Vol.7, No. 1.
- Koetter, M., Kolari, J., & Spierdijk, L. (2012). «Enjoying the Quiet Life under Deregulation? Evidence from Adjusted Lerner Indices for U.S. Banks.» *The Review of Economics and Statistics*, 94(2), 462-480, May.
- Leroy, A. & Lucotte, Y. (2017). «Is there a competition-stability trade-off in European banking?» *Journal of International Financial Markets*, 199-215.
- Mishkin, F. S. (1999). « Financial consolidation : Dangers and opportunities» , *Journal of banking & finance*, Vol.23, No.2, pp.675-691.
- Salas, V.,&Saurina, J. (2002). « Credit Risk in Two Institutional Regimes: Spanish Commercial and Savings Banks » , *Journal of Financial Services Research*, 22, pp. 203-224.
- Schaeck, K.&Čihák, M. (2008), « How does competition affect efficiency and soundness in banking? New empirical evidence », *ECB Working Paper Series n° 932*.
- Tabak, B.M., Fazio, D.M.&Cajueiro, D.O. (2012), « The relationship between banking market competition and risk-taking: Do size and capitalization matter? », *Working Paper Series Brasília n° 261*, pp. 1-42.
- Thakor, V. (April 6, 2014). «Bank Capital and Financial Stability: An Economic Tradeoff or a Faustian Bargain?» *Forthcoming, Annual Review of Financial Economics*, ECGI - Finance Working Paper No. 386.
- Turusbekova, M., Dauylbaev, K., Kaliyeva, G., Titko, J., & Kozlovskis, K. (2020). « Competition and stability in the banking sector of Kazakhstan» , *E3S Web of Conferences* 159, 04008.

Les risques fiscaux relatifs aux opérations bancaires effectuées avec les parties liées

Sana EL AYBA

Ministère des Finances Tunisien



Résumé

Cet article met en lumière l'importance des prix de transfert dans les transactions bancaires transfrontalières impliquant des parties liées, en se basant sur des exemples concrets observés chez des banques tunisiennes appartenant à des groupes bancaires internationaux. Il souligne également l'impact de la digitalisation et de l'intégration de nouvelles technologies telles que la Blockchain, la Fintech et l'intelligence artificielle sur le secteur bancaire. Ces avancées posent des défis fiscaux liés à la localisation des revenus et à la détermination des lieux d'imposition, nécessitant une solution globale à l'échelle mondiale. Enfin, l'article explore la solution à deux piliers initiée par l'OCDE pour faire face à ces défis fiscaux internationaux.

Mots Clés : risques fiscaux, prix de transfert, secteur bancaire, parties liées, digitalisation bancaire, banque numérique, défis fiscaux.

Introduction

Dans un environnement de globalisation économique, les institutions financières sont confrontées à la nécessité d'expansion pour rester compétitives sur les marchés mondiaux. Cette expansion conduit à la création de structures organisationnelles complexes, avec des filiales opérant dans différentes juridictions.

La complexité des opérations intergroupes dans le secteur bancaire résulte souvent de la nature multifacette des services fournis, tels que les prêts transfrontaliers, les opérations de trésorerie à l'échelle mondiale et les services bancaires d'investissement. La précision dans la fixation des prix de transfert devient alors cruciale pour refléter de manière adéquate la valeur de ces services dans le cadre des transactions internationales, tout en respectant les exigences réglementaires et fiscales en constante évolution.

Un aspect significatif mis en avant est que des prix de transfert inappropriés peuvent entraîner des conséquences financières majeures. Les examens minutieux des autorités fiscales peuvent être déclenchés, conduisant à des ajustements fiscaux et à des amendes substantielles. Ainsi, la gestion efficace des prix de transfert dans le secteur bancaire revêt une double importance : elle doit assurer la rentabilité des opérations internationales tout en minimisant les risques liés à la conformité fiscale.

En explorant également le futur du secteur financier, en particulier les défis fiscaux posés par la Banque numérique, il est tout indiqué de présenter les des solutions préconisées à l'international pour anticiper ces changements et maintenir une stabilité fiscale et financière dans le secteur bancaire à l'échelle mondiale.

1. Réglementation du prix de transfert

1.1. Les actions BEPS

La mondialisation a offert aux entreprises multinationales des opportunités pour réduire significativement leur charge fiscale en utilisant des stratégies qui aboutissent parfois à l'érosion de la base d'imposition et le transfert de bénéfices vers des juridictions fiscalement avantageuses.

Le projet BEPS (1), issu d'une collaboration entre l'OCDE et le G20, comprend 15 actions majeures visant à fournir aux gouvernements des outils pour lutter contre l'évasion fiscale. Son objectif principal est de garantir que les bénéfices soient déclarés et taxés conformément à la législation en vigueur dans les pays où la création de valeur a lieu, afin d'assurer aux États des recettes budgétaires en phase avec l'évolution des activités économiques.

Dans le contexte de l'application de ces mesures, l'OCDE a identifié quatre d'entre elles comme des standards minimaux. Il s'agit :

- **Action 5:** Lutter efficacement contre les pratiques fiscales dommageables, en prenant en compte la transparence et la substance;
- **Action 6:** Empêcher l'octroi des avantages des conventions fiscales lorsqu'il est inapproprié d'accorder ces avantages;
- **Action 13:** Documentation des prix de transfert et aux déclarations pays par pays;
- **Action 14:** Accroître l'efficacité des mécanismes de règlement des différends.

1.2. Les principes applicables en matière de prix de transfert

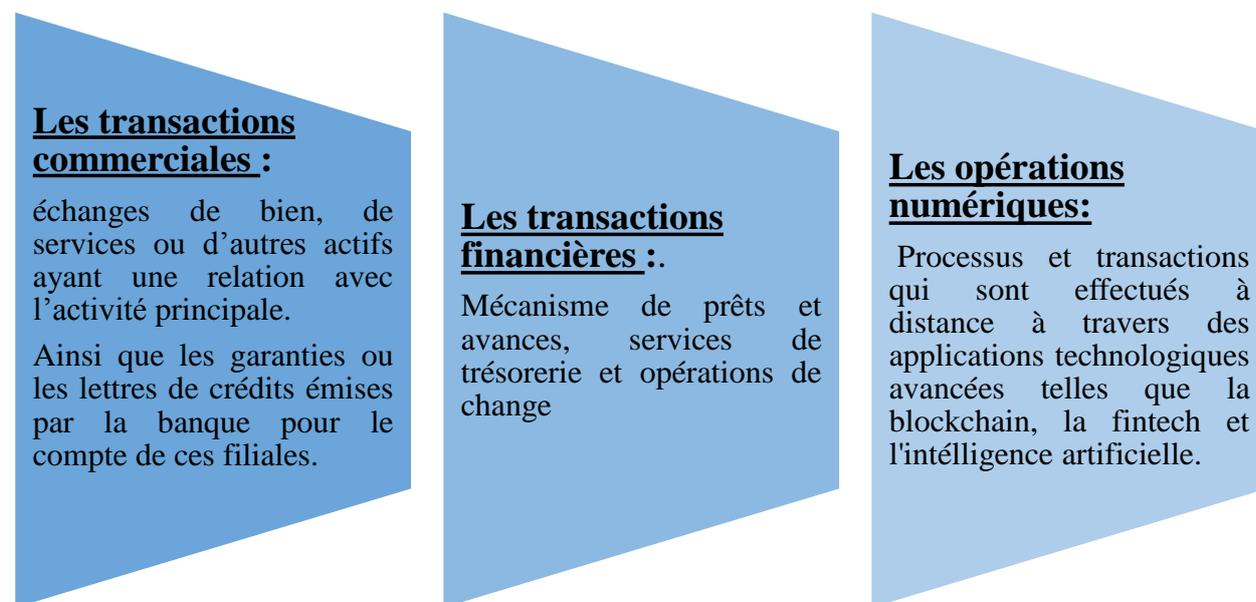
Outres les actions PEBS, l'OCDE a développé des principes applicables en matières de prix de transfert à savoir :

- ❖ **Le principe de pleine concurrence** qui signifie que le prix pratiqué entre les entreprises dépendantes doit être le même que celui qui aurait été pratiqué sur le marché entre deux entreprises indépendantes. Pour éviter tout risque fiscal, l'entreprise doit s'assurer que ses prix de transfert ne s'écartent pas du prix de pleine concurrence
- ❖ **L'analyse de comparabilité qui vise** à s'assurer de la conformité des prix des transactions intra-groupes réalisées par les entreprises dépendantes, en utilisant la méthode de l'analyse de comparabilité qui consiste à comparer ces transactions à des transactions similaires enregistrées entre des entreprises indépendantes et réalisées dans des conditions comparables. Ces transactions de référence peuvent être internes, entre des entités du même groupe, ou externes, entre des sociétés sans lien avec le groupe concerné.

Selon les normes Bâle III, les banques doivent s'assurer que les transactions effectuées avec leurs parties liées, sont conformes au principe de pleine concurrence c.a.d qu'elles sont comparables aux opérations réalisées avec les parties indépendantes.

Egalement, les normes de Bâle III encouragent les banques à adopter des pratiques conformes aux règles des prix de transfert et de bien documenter ces opérations afin de bien justifier leurs valorisations en cas de conflits ou de redressement fiscal.

Les cas de prix de transfert au niveau des opérations bancaires se manifestent souvent dans le contexte des transactions commerciales et financières entre différentes entités au sein d'un groupe bancaire.



1.3. Position de la Tunisie

La Tunisie a pris la décision de réguler les prix de transfert pour prévenir une érosion de ses recettes fiscales. Cette initiative a débuté avec la loi de finances de 2010, introduisant ainsi le concept de prix de transfert dans le pays.

Au fil des années jusqu'en 2019, la réglementation des prix de transfert s'est renforcée pour intégrer les normes internationales, notamment par l'adoption des standards minimums et la signature de l'accord multilatéral sur l'échange des déclarations pays par pays. De plus, un accord préalable sur les prix de transfert a été développé entre l'administration fiscale et les contribuables pour déterminer la meilleure méthode de fixation des prix.

En 2021, la Tunisie a assoupli sa législation en limitant l'application des prix de transfert aux transactions internationales, en augmentant le seuil de chiffre d'affaires (de 20 millions de dinars à 200 millions de dinars) pour l'obligation de documentation et de déclaration, ainsi qu'en fixant un seuil pour le montant des opérations concernées (montant > 100 000 dinars hors taxe sur la valeur ajoutée).

⇒ **Ces mesures démontrent l'engagement du gouvernement en faveur d'un environnement économique sain, propice à la croissance et à la confiance des acteurs nationaux et internationaux.**

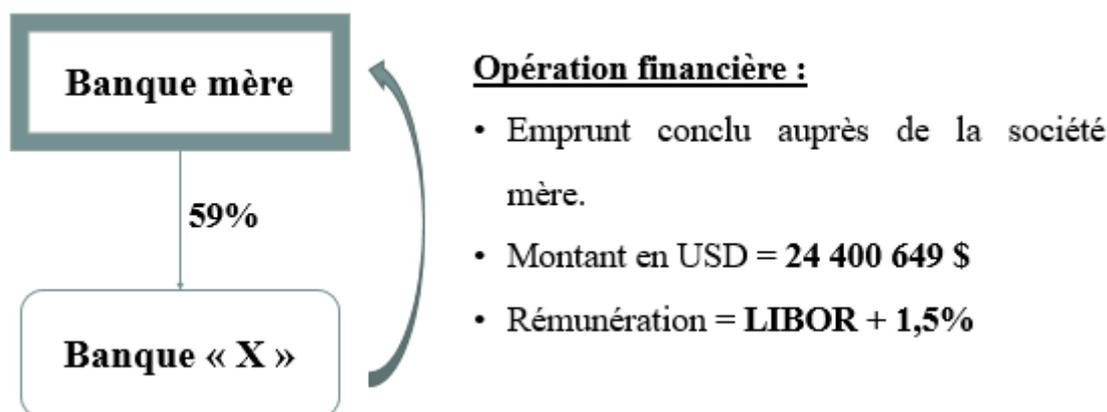
2. Contrôle des prix de transfert dans le cadre des opérations bancaires

Les schémas d'évasion fiscale via les prix de transfert, détectés par l'administration fiscale lors des vérifications approfondies, sont d'une ampleur significative. Ces pratiques consistent souvent en des manipulations sophistiquées des transactions entre entités liées au sein d'une même banque, visant à déplacer artificiellement les bénéfices vers des juridictions à faible imposition.

2.1. Dossier de vérification 1

Ce dossier met en évidence une transaction de prêt effectuée par une banque tunisienne auprès de sa banque mère établie à l'étranger. La structure de cette opération peut être schématisée de la manière suivante :

Figure 1 : Opération d'emprunt entre une banque tunisienne et sa banque mère à l'étranger



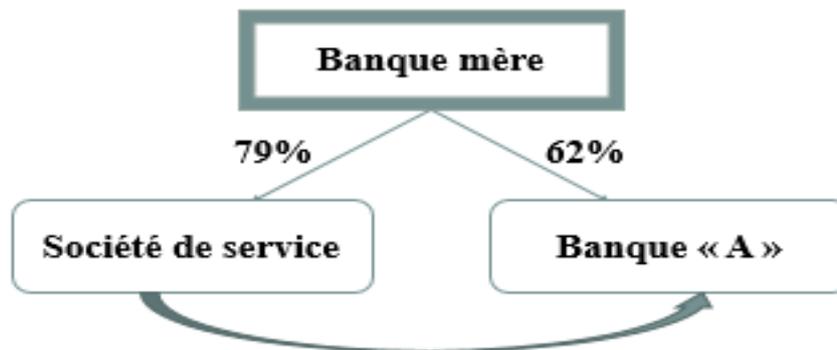
Dans le cadre d'une vérification fiscale approfondie, les vérificateurs doivent s'assurer que la souscription à cet emprunt est réalisée conformément au besoin de la banque tunisienne et selon les conditions de pleine concurrence.

Cependant, en suivant le principe de comparabilité et d'échange international de données, il apparaît que la rémunération facturée par la banque mère à la banque tunisienne est exagérée. Cette surévaluation constitue d'une part une charge supplémentaire non déductible fiscalement pour la banque tunisienne, et d'autre part, elle est qualifiée de distribution occulte, entraînant un transfert de revenus à l'étranger qui aurait dû être soumis à l'impôt en Tunisie. Le redressement correspondant a conduit à un rappel d'impôt de **0.9 million de dinars**.

2.2. Dossier de vérification 2

Au cours d'une vérification fiscale approfondie, les vérificateurs ont constaté l'existence de frais anormaux facturés au nom d'une société appartenant au même groupe international. Ces charges comprennent des frais de services comptables, d'assistance technique, de support informatique et de gestion des ressources humaines. La configuration de cette opération peut être représentée comme suit :

Figure 2 : Opération d'assistance technique entre une banque tunisienne et une société du groupe



Divers services rendus:

- Comptabilité
- Support informatique
- Assistance technique
- gestion des ressources humaines.

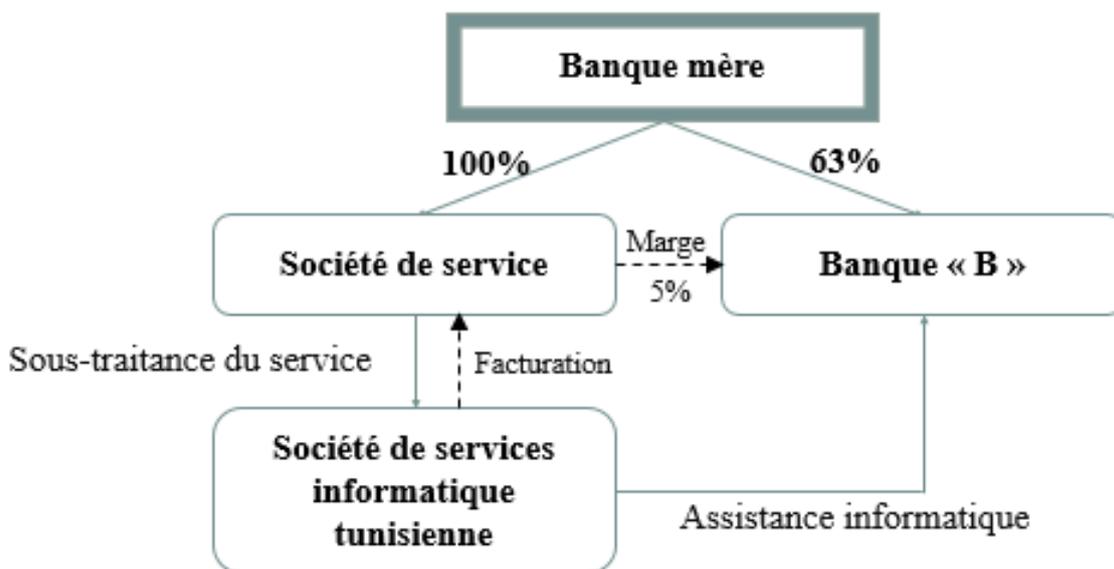
En se basant sur la collecte d'informations et les investigations effectuées, l'Administration Fiscale a démontré que les compétences et les ressources internes de la banque sont entièrement aptes à fournir ces services. L'ensemble de ces frais a été rejeté, entraînant ainsi un redressement total de **2,9 millions de dinars**.

2.3. Dossier de vérification 3

Ce dossier de vérification approfondie met en évidence une opération d'assistance informatique, gérée par une société de services tunisienne sous-traitante pour le compte d'une entreprise affiliée au sein du groupe. La facturation a été réalisée au nom de la société du groupe, qui a appliqué une marge de 5% avant de refacturer les services à la banque tunisienne.

La structuration de cette transaction peut être représentée de la manière suivante :

Figure 3 : Prestation de services informatiques sous-traités entre une banque tunisienne et une entreprise affiliée au sein du groupe



Suite à la collecte d'informations et aux investigations menées par l'Administration Fiscale, il a été démontré qu'une partie de ces services pourrait être gérée en interne par les services de la banque. De plus, il est envisageable de recourir directement aux services de la société informatique tunisienne pour répondre à ces besoins. Ce dossier a entraîné un rappel d'impôt de 1,2 million de dinars.

Tous ces montages sont normalement identifiables malgré leur complexité dans certains cas, mais les opérations qui demeurent un vrai défi pour les administrations fiscales sont issues de l'activité numérique des banques.

3. Futur du secteur financier et défis fiscaux : la banque numérique

L'économie numérique représente une nouvelle source de revenus significative pour les banques. Cette transformation numérique du secteur financier a ouvert de nouvelles opportunités et a permis aux institutions bancaires d'explorer diverses pistes pour générer des revenus supplémentaires.

3.1. Problèmes de localisation des revenus

L'économie numérique présente des défis fiscaux significatifs en raison de sa nature transfrontalière, dématérialisée et souvent décentralisée. Ces défis ont émergé en raison de l'évolution rapide des modèles commerciaux numériques et des transactions en ligne.

La problématique de la localisation des revenus dans l'économie numérique, notamment dans le secteur bancaire, est cruciale. Les transactions financières en ligne, comme les services bancaires électroniques et les paiements numériques, sont souvent déployées à l'échelle mondiale, posant un défi majeur aux autorités fiscales en raison de l'absence de nécessité d'une présence physique dans chaque juridiction. La difficulté réside dans la détermination précise du lieu d'imposition des revenus générés par ces transactions numériques, étant donné que les modèles d'affaires numériques peuvent engendrer des revenus provenant de clients répartis dans plusieurs pays.

Les implications directes incluent la nécessité d'élaborer des cadres réglementaires adaptés à la nature dématérialisée de ces transactions, ainsi qu'une coopération internationale renforcée pour établir des normes et des mécanismes de partage d'informations facilitant l'identification des revenus dans l'économie numérique.

Pour relever ces défis, il est devenu impératif de mettre en place des mécanismes assurant que les entreprises paient équitablement leurs impôts dans chaque juridiction où elles mènent leurs activités.

3.2. Les nouvelles technologies révolutionnent le secteur bancaire

La numérisation bancaire a bouleversé le paysage financier mondial. Les avancées technologiques telles que la blockchain, la fintech et l'intelligence artificielle (IA) transforment profondément le secteur bancaire. Ces innovations offrent des opportunités majeures pour améliorer l'efficacité opérationnelle, renforcer la sécurité et introduire des produits financiers innovants.

Les transactions financières peuvent être effectuées de manière électronique, permettant ainsi à la banque d'offrir des services en ligne à des clients résidant dans diverses juridictions. Cette situation pose une question complexe quant à la localisation des revenus, rendant ardue la détermination du lieu où les bénéfices doivent être soumis à l'imposition.

4. Projet de l'OCDE : la solution à deux piliers

Les initiatives en cours de l'OCDE ont pour objectif d'établir un cadre international cohérent pour la taxation des entreprises dans le contexte de l'économie numérique. La solution à deux piliers représente un ensemble de propositions élaborées par l'OCDE et le G20 en vue de réformer le système fiscal international.

Ces mesures sont conçues pour faire face aux défis fiscaux émergents résultant de la numérisation de l'économie, en mettant particulièrement l'accent sur la répartition des bénéfices des entreprises multinationales et la prévention de l'évasion fiscale.

4.1. Pilier 1

Le pilier 1 de solution à deux piliers vise à attribuer une partie des bénéfices des entreprises multinationales aux juridictions où elles réalisent leurs activités économiques, même si elles n'y ont pas de présence physique.

Cette initiative se concrétise à travers deux composantes principales, le Montant A et le Montant B.

❖ Montant « A »

Le Montant A du Pilier 1 constitue une réponse majeure aux défis fiscaux induits par la numérisation de l'économie. Conçu pour imposer une portion des bénéfices résiduels des grandes entreprises très rentables dans les pays d'origine, il introduit des seuils pour cibler spécifiquement ces entreprises. Des règles définissent les juridictions habilitées à imposer le Montant A, basées sur des seuils liés au chiffre d'affaires. Les bénéfices du groupe sont calculés à partir d'états financiers conformes aux normes comptables, avec une attribution de 25 % des bénéfices excédant une marge de 10 % du chiffre d'affaires aux juridictions de marché.

L'adhésion à cette approche se concrétise par la signature d'une convention multilatérale sur le Montant A.

❖ Montant « B »

Le Montant B vise à simplifier les règles de prix de transfert pour tous les contribuables, en se concentrant sur les activités de commercialisation et de distribution, souvent rencontrées par les entreprises multinationales. Son objectif principal est d'augmenter la sécurité juridique, de réduire les coûts administratifs et de soutenir les juridictions à faibles capacités.

4.2. Pilier 2

Ce pilier a pour objectif de poser les fondations visant à contrer l'érosion de l'assiette imposable en retenant les règles suivantes :

❖ Règles d'Assujettissement à l'Impôt (RAI)

Les Règles d'Assujettissement à l'Impôt (RAI) visent à permettre aux pays en développement de taxer certains paiements intragroupes lorsque le taux nominal d'impôt sur les bénéfices des sociétés est inférieur à 9 %.

Cette imposition supplémentaire sera gérée par deux règles distinctes mais interdépendantes, avec la Règle d'Inclusion des Revenus (RDIR) prenant la priorité. En cas de solde impayé après l'application de la RDIR, la Règle relative aux Paiements Insuffisamment Imposés (RPII) entre en jeu, exigeant soit l'absence de déductibilité de cet impôt, soit un ajustement équivalent.

L'engagement envers cette approche se matérialisera par la signature d'une convention multilatérale sur les Règles d'Assujettissement à l'Impôt.

❖ Règle GloBE

Les Règles GloBE visent à établir un taux d'impôt minimum mondial de 15 % sur les bénéfices des entreprises multinationales. Les entreprises ne payant pas ce montant dans leur juridiction de résidence seraient assujetties à une « charge fiscale additionnelle » dans les juridictions où elles réalisent des bénéfices.

Applicables aux entités constitutives d'un groupe multinational avec une entité mère affichant un chiffre d'affaires annuel d'au moins 750 millions d'euros, ces règles cherchent à rendre le système fiscal international plus transparent, éviter la double imposition et assurer une application uniforme des règles.

Toutefois, en raison de la complexité et de l'évolution constante des règles de prix de transfert, une collaboration continue entre les pays et les parties prenantes demeure essentielle pour relever les défis futurs.

Conclusion

La manipulation indirecte des bénéficiaires constitue un défi majeur tant pour les organisations internationales que pour les administrations fiscales, suscitant des préoccupations au sein de l'administration fiscale tunisienne. Ce constat motive la nécessité de renforcer le cadre législatif, aussi bien au niveau national qu'international, pour contrer les pratiques frauduleuses de transfert de bénéficiaires. Le présent article vise à comprendre les mécanismes complexes des prix de transfert et à présenter les stratégies pour atténuer les risques liés à ces transferts indirects.

L'importance d'une collaboration renforcée entre les acteurs nationaux et internationaux est primordiale. Le renforcement du cadre législatif interne est également crucial pour détecter et prévenir les manipulations de bénéficiaires, tandis que les conventions internationales offrent une plateforme pour partager des informations et coordonner les efforts contre l'érosion de la base imposable à l'échelle mondiale.

L'économie numérique, devenue une composante significative des revenus bancaires, pose des défis supplémentaires en matière de fiscalité, notamment la difficulté à localiser et à imposer les revenus dans un environnement dématérialisé.

Le projet actuel de l'OCDE sur la solution à deux piliers émerge comme une initiative cruciale pour moderniser les règles fiscales internationales, et apporter une réponse spécifique aux défis fiscaux liés à l'économie numérique. Les deux piliers visent à instaurer une taxation plus équitable des revenus numériques et à garantir une imposition minimale des grandes entreprises multinationales.

La collaboration continue entre les pays et les parties prenantes reste essentielle pour faire face aux défis émergents, assurer une application cohérente des règles fiscales et prévenir la perte de recettes fiscales à l'échelle internationale. L'examen de l'adoption de la solution à deux piliers permet de souligner son potentiel bénéfique pour l'écosystème fiscal tunisien, offrant une opportunité unique de renforcer la crédibilité et l'attractivité du pays sur la scène mondiale. La question clé est de savoir dans quelle mesure la Tunisie pourrait profiter de ces solutions pour optimiser ses recettes fiscales et assurer un meilleur contrôle des prix de transfert.

À ce stade, il convient de poser la question suivante :

« Dans quelle mesure l'adoption de cette solution pourrait-elle influencer de manière bénéfique l'écosystème fiscal tunisien ? Et comment la Tunisie pourrait tirer profit de cette solution pour assurer un meilleur contrôle de prix de transfert et de là optimiser ses recettes fiscales ? »

Références Bibliographiques

Ouvrages

Ministère des finances & OCDE : « Etude de cas sur Le renforcement des capacités fiscales au service de la mobilisation des ressources intérieures en Tunisie », Tunisie. 2020.

PwC : la lettre GESTOPN DES GROUPES INTERNATIONAUX (février 2022)

Lois et publication officielles

Loi de finances 2019 : Loi n° 2018-56 du 27 décembre 2018, portant loi de finances pour l'année 2019.

Loi de finances 2021 : Loi n° 2020-46 du 23 décembre 2020, portant loi de finances pour l'année 2021.

Note Commune N°11/2020 : Harmonisation de la législation fiscale en vigueur avec les standards internationaux en matière de prix de transfert (juin 2020),

Note Commune N°12/2020 : Accords préalables en matière de prix de transfert (juin 2020)

Note Commune N°13/2020 : Obligations déclaratives et documentaires en matière de prix de transfert (juin 2020).

Publications de l'OCDE

OCDE : « Manuel pour la mise en œuvre de l'impôt minimum (pilier deux) 2023 ».

OCDE : « Projet OCDE/G20 sur l'érosion de la base d'imposition et le transfert de bénéfices 2023 ».

OCDE : « Les défis fiscaux soulevés par la numérisation de l'économie – Règles globales anti-érosion de la base d'imposition (Pilier Deux), février 2023 ».

Sites Internet

- <https://www.oecd.org>
- <https://www.bct.gov.tn>
- <http://www.finances.gov.tn>

Stress test inversé comme outil de gestion du risque du crédit : Impact de l'intégration de l'approche bayésienne

Wassim GHADHAB
BFPME



Résumé

Les récentes crises financières ont mis en évidence les limites des méthodes traditionnelles de mesure des risques face à des chocs extrêmes auxquels les banques peuvent être confrontées. Selon (Asmâa & Lilia , 2024), une décision erronée peut aggraver la situation du portefeuille crédit des banques, soulignant ainsi la nécessité de remettre en question les anciennes approches des stress tests. Ce qui rend l'importance de passer d'une approche classique à une approche bayésienne qui prend en considération la dimension de prise des décisions, notamment à travers l'utilisation du modèle BSVAR, pour une évaluation plus complète.

L'objectif de notre travail est d'appliquer le stress test inversé sur le risque de crédit. Cette approche vise à évaluer l'impact des décisions prises par les responsables sur le niveau des prêts non performants.

Mots Clés : Stress test inversé, BSVAR, Distribution a priori, Approche structurelle, Scénarios.

Abstract :

Recent financial crises have highlighted the limitations of traditional risk measurement methods when facing extreme shocks that banks may encounter. According to (Asmâa Alaoui Taïb, 2024), a wrong decision can worsen the situation of banks' credit portfolios, thus emphasizing the need to question old stress test approaches. This underscores the importance of transitioning from a classical approach to a Bayesian approach that considers the decision-making dimension, notably through the use of the BSVAR model, for a more comprehensive assessment.

Our work aims to apply reverse stress testing to credit risk. This approach seeks to evaluate the impact of decisions made by managers on the level of non-performing loans.

Keywords : Reverse stress testing, BSVAR, Prior distribution, Structural approach, Scenarios.

Introduction

Au cœur des fonctions cruciales des banques se trouve l'octroi de crédits, une activité pivot. Avant de consentir un prêt, il est impératif d'évaluer le risque d'insolvabilité de l'emprunteur, également désigné sous le terme de risque de crédit. Il convient de souligner, selon (Yamout, 2023), que ce type de risque a été le déclencheur de plusieurs crises financières, notamment la crise des subprimes aux États-Unis.

En accord avec les directives du (Basel Committee on Banking Supervision, 2018), les institutions financières sont obligées de mener régulièrement des simulations de crise. Cette démarche, selon (Ben youcef, 2018), vise à estimer les pertes potentielles en cas de fluctuations dangereuses et significatives des facteurs de risque, à travers la création de stress tests.

Pour offrir une perspective complète sur les stress tests, il est essentiel d'intégrer une dimension soulignée par les travaux de (Makri, Tsagkanos, & Bellas, 2014), à savoir la réflexion des décideurs face à l'arrivée de nouvelles informations.

L'évolution des stress tests, passés de l'analyse simple à l'intégration de séries chronologiques multivariées. Toutefois, l'utilisation de stress tests hypothétiques par les institutions financières présente des limites en termes de précision, de plausibilité des scénarios, et d'ignorance des interactions réelles entre indicateurs macroéconomiques tel qu'identifier par (Gael, et al., 2023).

Cet article vise l'intégration de la dimension de prise des décisions dans l'application du stress test en déterminant le scénario de stress inversé pour évaluer le risque de crédit. Adoptant une approche basée sur l'approche bayésienne structurale. Cette démarche cherche à renforcer la capacité des banquiers à orienter leur vision stratégique. Ainsi, notre recherche se concentre sur la problématique centrale suivante : « Comment évaluer la capacité de résilience des banques par la méthode de stress test inversé ? ».

Pour aborder cette problématique, notre article est structuré comme suit : une première section propose une revue de la littérature, passant en revue les principales théories et recherches dans le domaine. Ensuite, la deuxième et la troisième section se concentrent sur une étude empirique visant à recueillir les données, à estimer et à comparer les modèles. Enfin, nous développerons notre stress test inversé pour analyser et interpréter les résultats obtenus.

1. Revue de littérature

Selon (Blaschke, Jones, Majnoni, & Peria, 2001), les stress tests ont été initialement utilisés au début des années 90, principalement pour la gestion interne des risques par les banques. Au fil du temps, leur conception et leurs fonctions ont évolué de manière significative.

En 2004, dans le contexte de Bâle II, les banques ont été incitées à instaurer des exercices de stress tests internes rigoureux, aussi bien pour le pilier I que pour le pilier II. Toutefois, selon (Simone, Simone, & Mariacristina, 2023), la mise en œuvre universelle de Bâle II n'a pas eu lieu, et la plupart des modèles de stress tests internes étaient encore en phase de développement.

Le Comité de Bâle a émis des principes pour des tests de résilience solides en 2009, avec une mise à jour en 2018. Selon (Dimitri, 2015), la communauté officielle a aussi soutenu l'intégration d'une dimension macro prudentielle dans les tests de résilience.

Selon (Daniel, 2023) la fiabilité de l'application des stress tests de nos jours est remise en question, surtout avec l'émergence de crises imprévues. Cela souligne l'importance d'améliorer les pratiques actuelles des stress tests en s'appuyant sur une approche, adaptée aux besoins et aux limites des applications existantes. Cette approche vise à améliorer la gestion des risques des décideurs dans le cadre de l'application des stress tests.

La plupart des pratiques actuelles des stress tests utilisent des approches classiques, facilitant la transition d'une analyse simple de la sensibilité à une analyse dynamique entre les variables. Cependant, cette approche présente plusieurs insuffisances et limites qui peuvent affecter la qualité des prévisions selon (Hegde, Hegde, Marthanda, & Logu, 2023).

Ainsi, d'après (Lütkepohl, 2005), la modélisation classique est établie comme une démarche a-théorique, qui se limite à l'étude de la dynamique des variables sans aucune identification théorique. Pour faire face à cette limite, nous soulignons l'apparition de l'identification théorique.

Les pratiques actuelles des stress tests utilisent généralement des scénarios hypothétiques basés sur la conception de nouvelles crises. Cependant, cette approche exige la plausibilité des scénarios créés. Les auteurs ont tendance à pénaliser le coefficient de solvabilité des banques en utilisant une conception de scénarios non plausible économiquement.

L'utilisation de l'approche classique, basée sur la significativité des hypothèses en fonction à un intervalle de confiance donné voir (Brendan, 2024), va à l'encontre de la logique des stress tests. Ces derniers visent à explorer au-delà des queues de distribution, ce qui nécessite une approche plus flexible et adaptative.

Selon (Nguyên, 2018), l'approche bayésienne est une méthode globale qui va au-delà d'une simple approche méthodologique. Elle offre une portée philosophique étendue et contribue significativement à une réflexion approfondie. Cette approche s'avère particulièrement adaptée au contexte des tests de stress, évaluant la plausibilité des hypothèses tout en intégrant une dimension critique pour les décideurs à travers la distribution a priori.

Plusieurs articles de recherche ont abordé la question des distributions a priori. En nous inspirant principalement des travaux de (Sims & Zha, 1998) et de (Waggoner & Zha, 2003), nous envisageons d'utiliser les hyperparamètres de la distribution a priori dans la construction des scénarios de stress inversé appliqués au risque de crédit.

Pour évaluer l'importance de l'application de l'approche bayésienne, la littérature propose une diversité de techniques de comparaison entre les modèles. Cette diversité repose sur plusieurs critères tels que l'erreur quadratique moyenne de prévision, le test de (Diebold & Mariano, 1995) pour analyser la significativité de la différence d'erreur de prévision, ainsi que le test de la dominance de prévision de (Harvey, Leybourne, & Newbold, 1998).

2. Etude empirique

Notre démarche empirique sera structurée par les étapes suivantes pour appliquer notre stress test inversé :

- Estimation du modèle VECM
- Estimation du modèle BSVAR
- Comparaison entre les deux modèles
- Application du stress test inversé

2.1. Les données

Notre échantillon se compose de 64 observations trimestrielles, couvrant la période de T1-2006 à T4-2021. Dans ce cadre, nous avons utilisé des données spécifiques à la BFPME, ainsi que des données macroéconomiques réparties dans le tableau suivant :

Tableau 5 : Les variables micros et macros économiques

	Variables	Mesure
Variables Spécifique	NPL	Prêts non performants
	ROA	Rentabilité des actifs
	PCC	Provisions sur créances classés
Variables Macroéconomique	IPC	Indice des Prix à la Consommation
	IPI	Indice de Production Industrielle
	TMM	Taux de Marché Monétaire
	USD	Taux de Change USD/TND

Source : Elaboré par l'auteur

2.2. Les tests des pré-estimations

D'après les résultats des tests de la racine unitaire ADF et KPSS (Annexe1), toutes les variables sont non stationnaires en niveau et stationnaires en différence. En analysant les résultats des critères de choix du nombre optimal de retards (Annexe2), nous constatons que nous sommes en présence d'un modèle VAR($p = 2$).

3. Modélisation

3.1. Estimation du modèle VECM

D'après les résultats du test de (Johansen, 1991), notre modèle VAR(2) présente une seule relation d'équilibre à long terme (Annexe3). Les résultats de validation du modèle VECM indiquent que les résidus sont stationnaires, non corrélés et suivent la loi normale selon les tests ADF, Breusch-Godfrey et Jarque Bera respectivement. En outre, les résultats du test d'hétéroscédasticité révèlent une probabilité associée supérieure à 5%, indiquant ainsi l'existence d'une homoscedasticité des résidus.

3.2. Estimation du modèle BSVAR

Pour établir les contraintes d'identification, une revue de littérature a révélé des variations dans les choix des auteurs. Pour plus de fiabilité, nous optons pour le test de Granger afin de spécifier les relations de causalité entre les variables (Annexe4). Par conséquent, d'après les tests effectués, nous retenons 21 contraintes d'identification de court terme voir (Lütkepohl, 2005). La matrice des effets instantanés aura donc la forme suivante respectant l'ordre des variables dans le Tableau1.

$$A_0 = \begin{matrix} & \begin{matrix} (NPL & ROA & PCC & IPC & IPI & TMM & USD) \end{matrix} \\ \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

La matrice d'identification obtenue permet d'exprimer l'inexistence d'impact des indicateurs interne de la banque sur les variables macroéconomique, tandis que le contraire est vrai, en respectant la règle de $k \times (k - 1)/2$ restrictions.

Pour passer à l'estimation du modèle bayésienne une étape primordiale est la détermination de la distribution a priori, nous simulons plusieurs scénarios en faisant varier les hyperparamètres identifier par (Sims & Zha, 1998).

λ_0 : Contrôle le degré de confiance dans les coefficients de la matrice des effets instantanés A_0 et il s'agit d'un réel appartenant à l'intervalle $[0,1]$.

λ_1 : Indique le niveau de confiance par rapport à l'hypothèse proposée par Litterman, qui suppose que chaque variable suit une marche aléatoire, c'est un réel appartenant à $[0,1]$.

λ_3 : Contrôle le taux de décroissance de la variance des données compte tenu de l'augmentation du retard avec $\lambda_3 \geq 0$.

λ_4 : L'écart type autour de la tendance déterministe avec $\lambda_4 \geq 0$. Ce paramètre représente la variabilité résiduelle des données après avoir soustrait la tendance.

λ_5 : L'écart type autour des coefficients des variables exogènes. Si $\lambda_5 = 0$, cela signifie que notre modèle ne contient pas de variable exogène.

$\mu_5 = \mu_6 = 1$: Il s'agit de l'a priori de la racine unitaire, ce qui permet de remettre en cause les problèmes de la stationnarité des séries.

Nous sélectionnons l'ensemble d'hyperparamètres offrant les meilleures informations représentatives du modèle, en nous basant sur la distribution avec la plus faible RMSE (Root Mean Square Error) et MAE (Mean Absolute Error). En cas d'égalité entre ces critères, nous optons pour la distribution présentant la plus grande densité marginale.

Tableau 6 : Les résultats des simulations pour le choix de la distribution a priori

Simulation	λ_0	λ_1	λ_3	λ_4	λ_5	μ_5	μ_6	RMSE	MAE	logMDD
Priori 1	0.3	0.3	1	3	0	1	1	2.362193	1.265337	639.0717
Priori 2	0.5	0.5	0	30	0	1	1	2.146183	1.115123	559.7508
Priori 3	0.7	0.7	0	100	0	1	1	2.098788	1.079721	501.2995
Priori 4	0.9	0.9	0	300	0	1	1	2.073019	1.070217	463.8065
Priori 5	1	1	0	600	0	1	1	2.065220	1.068554	449.6753
Priori SZ	1	0,2	1	1	0	1	1	2.110103	1.156807	256.6349

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de logiciel R-CRAN

La combinaison qui minimise le couple (RMSE, MAE) est celle de la cinquième simulation. En utilisant le nombre de retards utilisé dans le modèle VECM et en introduisant la matrice des restrictions ainsi que la distribution a priori, nous déterminons les distributions à posteriori de chaque paramètre du modèle BSVAR grâce à l'algorithme de Sims et Zha sous R (Annexe5).

3.3. Comparaison entre les modèles

Pour la comparaison entre les deux modèles, nous retirons successivement 10, 15 et 20 périodes de notre base de données. Ensuite, nous effectuons des estimations et des prévisions pour évaluer les erreurs de prévision par période et par variable.

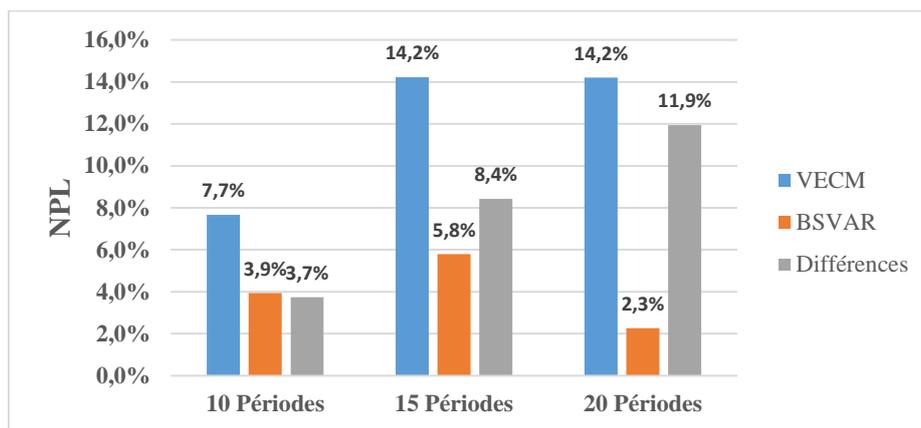
Figure 3 : Méthodologie de comparaison entre les modèles



Source : Elaboré par l'auteur

Les résultats du test de l'EQMP illustrent la disparité entre les erreurs de prévision des NPL des deux modèles. Une tendance croissante des divergences est observée, passant de 3,7 % sur 10 périodes à 11,9 % sur 20 périodes. Ces résultats démontrent de manière concluante que le modèle BSVAR affiche une plus grande robustesse et stabilité au fil du temps (Annexe6).

Figure 4 : EQMP des NPL



Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de logiciel R-CRAN

Les résultats du test de (Diebold & Mariano, 1995) mettent en lumière une différence significative entre les fonctions de perte générées par les deux modèles voir (Annexe7). Ainsi que selon (Annexe 8), les résultats du test de dominance des prévisions montrent que l'hypothèse nulle, indiquant que les prévisions du modèle VECM dominent celles du modèle BSVAR, est rejetée dans tous les cas. Par conséquent, on peut conclure que les prévisions fournies par le modèle BSVAR sont meilleures que celles du modèle VECM.

4. Stress test inversé

Pour évaluer l'impact du choc sur la distribution a priori, nous simulons différents scénarios en ajustant les hyperparamètres. Ensuite, nous sélectionnons la combinaison d'hyperparamètres générant le choc le plus important, en nous basant sur la distribution qui présente le plus grand RMSE et MAE. En cas d'égalité entre ces critères, nous privilégions la distribution ayant la plus faible densité marginale.

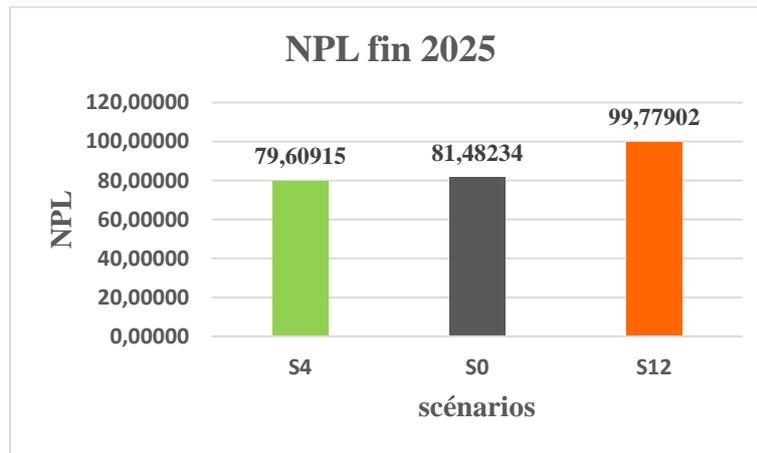
Tableau 7 : Les résultats des simulations des scénarios du stress

	λ_0	λ_1	λ_3	λ_4	λ_5	μ_5	μ_6	EQM	MAE	LogMDD	NPL
S0	1	1	0	600	0	1	1	2.065220	1.068554	449.6753	83.520267
S1	0.9	0.9	0	300	0	1	1	2.073019	1.070217	463.8065	83.523015
S2	0.7	0.7	0	100	0	1	1	2.098788	1.079721	501.2995	83.535041
S3	0.5	0.5	0	30	0	1	1	2.146183	1.115123	559.7508	83.567316
S4	0.3	0.3	1	3	0	1	1	2.362193	1.265337	639.0717	83.618620
S5	0.2	0.2	2	2	0	1	1	2.676741	1.410968	700.4254	83.766314
S6	0.15	0.15	2.5	1.5	0	1	1	3.580804	1.882709	753.9880	83.977492
S7	0.1	0.1	3	1	0	1	1	6.187913	2.837461	816.3732	84.357986
S8	0.08	0.08	5	0.8	0	1	1	7.324767	3.238978	845.6226	84.536934
S9	0.06	0.07	7	0.6	0	1	1	7.744576	3.376569	885.4779	84.657794
S10	0.06	0.07	11	0.2	0	1	1	7.795025	3.394653	884.8466	84.657868
S11	0.06	0.07	17	0.05	0	1	1	7.801121	3.396837	884.7688	84.657876
S12	0.06	0,07	21	0.001	0	1	1	7.801529	3.396983	884.7636	84.657876

Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de logiciel R-CRAN

Pour chaque scénario, nous effectuons nos estimations et prévisions pour le T1-2022. Les résultats obtenus dans le tableau ci-dessus indiquent que les hyperparamètres de la simulation S12, représentant une mauvaise anticipation des responsables, entraînent une hausse immédiate des NPL à des niveaux élevés.

Figure 5 : Prévision des cas extrêmes sur les NPL



Source : Elaboré par l'auteur à l'aide de logiciel R-CRAN

En anticipant les différents scénarios dans le futur, les résultats ci-dessus suggèrent qu'à la fin de l'année 2025, la BFPME pourrait voir ses NPL atteindre 100 %, ce qui pourrait entraîner la banque vers une situation de faillite.

Conclusion

En conclusion, l'intégration de l'approche bayésienne structurale est vivement recommandée pour les banques lors de l'application du stress test. Cette approche permet de surmonter les limites de l'approche classique, offrant ainsi des prévisions plus précises et fiables. De plus, elle introduit la dimension de l'a priori des décideurs dans l'application du stress test, enrichissant ainsi les informations disponibles et reflétant une plus grande objectivité par rapport aux anciennes méthodes classiques.

Ce travail de recherche pourrait être étendu en explorant les possibilités offertes par l'approche bayésienne, notamment :

- L'application de chocs combinés par les banques, intégrant à la fois la distribution a priori et la perturbation des indicateurs macroéconomiques.
- L'élaboration d'une cartographie des risques visant à orienter les décisions des responsables.

Références Bibliographiques

- Asmâa, A., & Lilia, R. (2024, 2 12). Banking governance and financial crisis. Reference Module in Social Sciences. doi:<https://doi.org/10.1016/B978-0-44-313776-1.00214-2>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2018). Stress testing principles.
- Ben youcef, A. (2018). Credit Risk Stress Testing of Commercial Banks in Tunisia », , vol.1, n°1. International Journal of Accounting and Finance Studies, 1(1).
- Blaschke, W., Jones, M., Majnoni, G., & Peria, M. (2001). Stress Testing of Financial Systems: An Overview of Issues, Methodologies, and Fsap Experiences. IMF Working Paper, 1(88), 1-40.
- Brendan, K. (2024). Classical p-values and the Bayesian posterior probability that the hypothesis is approximately true. Journal of Econometrics, 240(1). doi:<https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2024.105677>
- Daniel, M. (2023). Microprudential bank capital regulation in a complex system. Heliyon, 9(3). doi:<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14118>
- Diebold, F., & Mariano, R. (1995). Comparing predictive accuracy. Journal of Business and Economic Statistics, 13(3), 253-263.
- Dimitri, D. (2015). Designing Effective Macroprudential Stress Tests: Progress so Far and the Way Forward. MF Working Paper, 15-146. doi:<https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2627203>
- Gael, M., David, T., Worapree, M., Rubén, L., Florian, H., Gary, K., . . . Anastasios, P. (2023). Bayesian forecasting in economics and finance : A modern review. International Journal of Forecasting. doi:ISSN 0169-2070
- Harvey, D., Leybourne, S., & Newbold, P. (1998). Tests for Forecast Encompassing. Journal of Business & Economic Statistics, 16(2), 254-259.
- Hegde, S., Hegde, R., Marthanda, K., & Logu, K. (2023). Performance Analysis of Machine Learning Algorithm for the Credit Risk Analysis in the Banking Sector. International Conference on Computing Methodologies and Communication, 57-63.
- Johansen, S. (1991, Nov). Estimation and Hypothesis Testing of Cointegration Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models », , , vol.59, n°6, pp.. Econometrica, 6(59), 1551-1580.
- Lütkepohl, H. (2005). New Introduction to Multiple Time Series Analysis. Springer-Verlag, 764.
- Makri, V., Tsagkanos, A., & Bellas, A. (2014). Determinants of Non-Performing Loans: The Case of Eurozone. Panoeconomicus, 2(61), 193-206.
- Nguyên, L. (2018). La formule du savoir : Une philosophie unifiée du savoir fondée sur le théorème de Bayes. France: Eco science.
- Simone, C., Simone, L., & Mariacristina, U. (2023). Credit risk measures and the estimation error in the ASRF model under the Basel II IRB approach. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 118. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2022.106977>
- Sims, C., & Zha, T. (1998). Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models. International Economic Review, 4(39), 68-949.
- Waggoner, D., & Zha, T. (2003). a gibbs sampler for structural vector autoregressions. Journal of Economic Dynamics and Control, 2(28), 349–366.
- Yamout, N. (2023). Securitization of subprime credit and the propagation of housing shocks. Journal of Economics and Business, 125–126, 106-127. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2023.106127>

Annexes

Annexe 1 : Test de la racine unitaire

Variable	ADF	P-value	KPSS	P-value
NPL(0)	-1.248	0.879	1.660	0.01
ROA(0)	-1.327	0.847	0.524	0.036
PCC(0)	-1.341	0.842	1.458	0.01
IPC(0)	-3.041	0.153	1.677	0.01
IPI(0)	-3.283	0.082	1.678	0.01
TMM(0)	-2.782	0.258	0.771	0.01
USD(0)	-2.167	0.507	1.580	0.01
NPL(1)	-2.251	0.01	0.346	0.1
ROA(1)	-3.815	0.023	0.235	0.1
PCC(1)	-4.198	0.01	1.006	0.1
IPC(1)	-4.880	0.01	0.063	0.1
IPI(1)	-4.398	0.01	0.174	0.1
TMM(1)	-3.004	0.01	0.106	0.1
USD(1)	-4.105	0.011	0.237	0.1

Annexe 2 : Détermination du nombre des retards

Lag.max	AIC(n)	HQ(n)	SC(n)	FPE(n)
1	-	-	-	-
2	2	1	1	2
3	2	1	1	2
4	2	1	1	2
5	2	2	2	2

Annexe 3 : Les résultats du Test de cointégration

H0	Valeurs du test		Valeurs Critiques		
	Lag = 2	90%	95%	99%	
$r = 0$	48.69	42.06	44.91	51.30	
$r \leq 1$	33.93	36.25	39.43	44.59	
$r \leq 2$	25.07	30.84	33.32	38.78	
$r \leq 3$	15.36	24.78	27.14	32.14	
$r \leq 4$	12.62	18.90	21.07	24.75	
$r \leq 5$	9.92	12.91	14.90	19.19	
$r \leq 6$	0.09	6.50	8.18	11.65	

Annexe 4 : Les résultats du Test de Causalité de Granger

H0	Fischer	P-value	Hypothèse retenue
ROA ne cause pas NPL	2.4833	0.0241**	Présence de causalité
PCC ne cause pas NPL	1.9822	0.0683*	Présence de causalité
IPC ne cause pas NPL	2.8398	0.0116**	Présence de causalité
IPI ne cause pas NPL	1.6057	0.1484	Absence de causalité
TMM ne cause pas NPL	3.8432	0.0271**	Présence de causalité
USD ne cause pas NPL	2.8862	0.0105**	Présence de causalité
NPL ne cause pas ROA	7.3922	0.0621*	Présence de causalité
PCC ne cause pas ROA	17.872	0.0179**	Présence de causalité
IPC ne cause pas ROA	7.2888	0.0633*	Présence de causalité
IPI ne cause pas ROA	2.0403	0.0605*	Présence de causalité
TMM ne cause pas ROA	1.1727	0.5185	Absence de causalité
USD ne cause pas ROA	2.2921	0.0358**	Présence de causalité
NPL ne cause pas PCC	1.1063	0.3864	Absence de causalité
ROA ne cause pas PCC	0.1105	0.9996	Absence de causalité
IPC ne cause pas PCC	2.3877	0.0294**	Présence de causalité
IPI ne cause pas PCC	2.1047	0.0529*	Présence de causalité
TMM ne cause pas PCC	0.7339	0.6877	Absence de causalité
USD ne cause pas PCC	2.5389	0.0878*	Présence de causalité
NPL ne cause pas IPC	1.0793	0.4051	Absence de causalité
ROA ne cause pas IPC	0.4268	0.9230	Absence de causalité
PCC ne cause pas IPC	0.1878	0.8293	Absence de causalité
IPI ne cause pas IPC	1.154	0.3550	Absence de causalité
TMM ne cause pas IPC	1.8866	0.0833*	Présence de causalité
USD ne cause pas IPC	4.1253	0.0212**	Présence de causalité
NPL ne cause pas IPI	1.1165	0.3795	Absence de causalité
ROA ne cause pas IPI	0.5768	0.8208	Absence de causalité
PCC ne cause pas IPI	1.5184	0.1768	Absence de causalité
IPC ne cause pas IPI	2.1539	0.0533*	Présence de causalité
TMM ne cause pas IPI	2.3861	0.0295**	Présence de causalité
USD ne cause pas IPI	0.7471	0.6761	Absence de causalité
NPL ne cause pas TMM	1.2731	0.2850	Absence de causalité
ROA ne cause pas TMM	0.022	0.9782	Absence de causalité
PCC ne cause pas TMM	1.0099	0.4559	Absence de causalité
IPC ne cause pas TMM	52.123	0.0037***	Présence de causalité
IPI ne cause pas TMM	4.2481	0.0190**	Présence de causalité
USD ne cause pas TMM	0.6448	0.7650	Absence de causalité
NPL ne cause pas USD	0.4278	0.9224	Absence de causalité
ROA ne cause pas USD	0.587	0.8127	Absence de causalité
PCC ne cause pas USD	1.402	0.2225	Absence de causalité
IPC ne cause pas USD	0.7544	0.6697	Absence de causalité
IPI ne cause pas USD	2.4226	0.0977*	Présence de causalité
TMM ne cause pas USD	2.6292	0.0808*	Présence de causalité

Annexe 5 : Les coefficients de la distribution à posteriori

	NPL	ROA	PCC	IPC	IPI	TMM	USD
NPL	-0,65852 (1,52892)	1,14834 (1,66074)	-	-	-	-	-
ROA	1,08552 (1,14605)	1,11938 (1,61311)	-	-	-	-	-
PCC	-1,37304 (0,29447)	0,14720 (0,33659)	6,29594 (0,5312)	-	-	-	-
IPC	-0,53936 (0,38697)	-0,11303 (0,3411)	0,79840 (0,87597)	5,78654 (14,7802)	4,42422 (15,3623)	3,06309 (1,57875)	-
IPI	-	0,44071 (0,36207)	-0,56155 (0,68539)	-	0,06473 (11,9995)	0,14051 (1,58542)	-14,521 (4,2782)
TMM	0,04196 (0,41042)	-	-	2,10889 (20,418)	15,84750 (8,15899)	-1,41806 (2,21264)	-0,3852 (9,2289)
USD	-0,62389 (0,32689)	-0,29551 (0,35802)	-2,36066 (0,77881)	117,8862 (10,3075)	-	-	-3,34514 (2,9545)

Annexe 6 : Les coefficients de la distribution à posteriori

		EQMP		Différence VECM BSVAR
		VECM	B-SVAR	
10 périodes	NPL	7.665	3.932	3.733
	ROA	0.940	0.814	0.126
	PCC	1.416	0.284	1.132
	IPC	0.008	0.025	-0.017
	IPI	0.070	0.129	-0.060
	TMM	1.399	1.702	-0.303
	USD	0.313	0.450	-0.137
	TOTAL	11.810	7.336	7.475
15 périodes	NPL	14.218	5.798	8.419
	ROA	0.761	1.600	-0.839
	PCC	2.466	0.264	2.202
	IPC	0.013	0.094	-0.081
	IPI	0.063	0.127	-0.064
	TMM	0.875	1.146	-0.271
	USD	0.252	0.247	0.005
	TOTAL	18.648	9.278	9.370
20 périodes	NPL	14.210	2.265	11.945
	ROA	6.124	5.470	0.654
	PCC	2.418	0.971 0.097	1.447
	IPC	0.062	0.122	-0.035
	IPI	0.057	2.392	-0.065
	TMM	2.435	0.492	0.043
	USD	0.259		-0.233
	TOTAL	25.566	11.811	13.755

Annexe 7 : Les résultats du test de Diebold-Mariano

	NPL	ROA	PCC	IPC	IPI	TMM	USD
10 périodes	-10.307*	-1.337	-13.183*	11.420*	8.466*	10.575*	14.098*
15 périodes	-16.251*	13.393*	-21.978*	16.590*	10.947*	6.317*	-0.446
20 périodes	-16.835*	-11.350*	-18.349*	15.970*	10.842*	-6.398*	8.638*

Annexe 8 : Les résultats du test de la dominance des prévisions

	NPL	ROA	PCC	IPC	IPI	TMM	USD
10 périodes	9.749	7.465	12.021	4.554	-6.534	-9.862	-12.943
15 périodes	14.384	-8.015	19.498	9.487	-7.741	5.808	14.688
20 périodes	15.707	5.060	12.617	-19515	-7512.8	-144.19	-427.07



8, Avenue Tahar Ben Ammar - El Manar II Tunis 2092



(216) 71.885.738 - (216) 71.885.211



(216) 71.884.220 - (216) 71.884.188



ifidmag.Inst@ifid.org.tn



www.ifid.org.tn