Stress test microprudentiel inversé pour la gestion du risque du crédit :

Étude de cas sur l'intégration de la statistique bayésienne dans une banque Tunisienne

Wassim GHADHAB ; Kamel NAOUI

Univ. Manouba, ESCT, LARIMRAF LR21ES29, Campus universitaire Manouba, 2010, Tunisia

Received: March 25, 2024 Accepted: June 09, 2024 Published: June 15, 2024

Résumé

Objectif : Cet article vise à appliquer le stress test microprudentiel inversé sur le risque de crédit de la Banque des Financements des Petites et Moyennes Entreprises (BFPME).

Méthodologie : Elle repose sur des estimations économétriques effectuées sur un échantillon trimestriel de sept (07) variables sur la période 2006-2021, en intégrant l'approche BSVAR de Sims et Zha (1998).

Résultats : Les résultats des estimations montrent que l'intégration de l'approche bayésienne structurelle permet de surmonter les limites du modèle classique. Le scénario de stress inversé révèle que le portefeuille de crédit de la BFPME devrait se transformer en NPL d'ici la fin de l'année 2025.

Originalité de l'article : L'article introduit une approche novatrice en explorant l'intégration de l'approche bayésienne dans les stress tests et la détermination précise des scénarios de stress inversé via la distribution à priori. Il souligne l'importance pour les banques d'adopter cette approche pour dépasser les limites des modèles classiques et ajouter une dimension de réflexion des décideurs.

Mots clé : Stress test inversé, BSVAR, Distribution à priori, Approche structurelle, Scénarios.

Micro-prudential reverse stress testing as a credit risk management tool: Impact of Bayesian statistics integration

Abstract

Purpose: This article aims to apply the reverse micro-prudential stress test to credit risk at the Bank for Financing Small and Medium Enterprises (BFPME).

Methodology: It is based on econometric estimations conducted on a quarterly sample of seven (07) variables over the period 2006-2021, incorporating the BSVAR approach of Sims and Zha (1998).

Results: The estimation results demonstrate that the integration of structural Bayesian approach overcomes the limitations of the classical model. The reverse stress test scenario reveals that the credit portfolio of BFPME is expected to turn into NPLs by the end of 2025.

Originality of the article: The article introduces an innovative approach by exploring the integration of Bayesian methods into stress tests, as well as the precise determination of reverse stress test scenarios through prior distribution. It emphasizes the importance for banks to adopt this approach to surpass the limitations of the classical models and add a dimension of decision-makers' reflection.

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

Introduction

Au cœur des fonctions cruciales des banques se trouvent 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 de (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.

Selon (Drehmann, Patton, & Sorensen, 2006), les pratique des stress tests sont passés de l'analyse simple de la sensibilité au traitement de la dynamique entre les variables grâce à l'intégration des modèles VAR. Toutefois, l'utilisation des 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'identifié par (Gael, et al., 2024).

Les stress tests traditionnels reposent sur des hypothèses déterministes qui peuvent manquer de flexibilité. La statistique bayésienne offre une alternative en permettant l'incorporation d'informations a priori et la mise à jour des croyances à mesure que de nouvelles données deviennent disponibles. Notre approche combine ces éléments pour développer un modèle plus robuste et adaptatif aux conditions changeantes du marché.

Cet article a pour objectif d'introduire le stress test inversé pour évaluer le risque de crédit. En adoptant une approche basée sur la statistique bayésienne structurelle, l'objectif est de fournir une représentation économique plus réaliste. Cette démarche vise à renforcer la capacité des banquiers à orienter leur vision stratégique. Cette étude est appliquée sur le cas de la Banque de Financement et Développement des PME (BFPME), une banque tunisienne, où nous analysons les effets de l'intégration de l'approche bayésienne dans les pratiques des stress tests micro-prudentiels pour le risque de crédit. Ainsi, notre recherche se concentre sur la problématique centrale suivante : « Quel est l'impact de l'intégration de l'approche bayésienne dans les pratiques des stress tests micro-prudentiels sur le risque de crédit ? ».

Pour aborder cette problématique, notre article sera 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 développons notre stress test inversé pour analyser et interpréter les résultats obtenus.

1. Revue de la 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.

Les tests de résistance, sont des outils cruciaux utilisés par les régulateurs et les chercheurs pour évaluer la robustesse des institutions financières face à divers chocs économiques. Bien que les autorités de régulation mènent régulièrement de tels exercices, de nombreux chercheurs ont également contribué à cette littérature en explorant divers aspects des stress tests, notamment le risque de crédit.

(Cabrera, Gutiérrez Rueda, & Mendoza, 2012), ont mené une étude sur les banques colombiennes pour évaluer les pertes potentielles dues à l'augmentation du risque de crédit à la suite de chocs macroéconomiques. Utilisant un modèle VECM, ils ont analysé la dynamique des prêts non performants par rapport à quatre variables macroéconomiques exogènes : le PIB réel, les taux d'intérêt réels, les prix du logement et le taux de chômage. Ils ont découvert que la plupart des banques colombiennes pourraient résister à des chocs significatifs, bien que certaines subiraient des impacts négatifs notables six mois après le début du choc.

(Castro, 2013), a étudié l'effet des conditions macroéconomiques sur le risque de crédit bancaire dans les pays GIPSI (Grèce, Irlande, Portugal, Espagne, et Italie) entre 1997 et 2011. Il a constaté que le risque de crédit bancaire augmente lorsque la croissance du PIB et les indices boursiers diminuent, et avec l'augmentation du taux de chômage, des taux d'intérêt et du taux de croissance du crédit. L'étude a également observé une hausse substantielle du risque de crédit durant la crise financière récente.

(Yurdakul, 2014), s'est concentré sur les banques turques entre 1998 et 2012, examinant les relations entre le risque de crédit et des facteurs macroéconomiques comme l'inflation, les taux d'intérêt, les taux de change et le chômage. Utilisant des méthodes de modélisation à court et à long terme, Yurdakul a découvert que la croissance économique réduit le risque de crédit, tandis que l'inflation, les taux de change et les taux d'intérêt l'augmentent.

(Busch, Koziol, & Mitrovic, 2018), ont examiné les effets des changements de taux d'intérêt sur les banques allemandes, en se concentrant sur les effets de prix et de quantité sur la marge d'intérêt nette. Leur analyse, basée sur une enquête prudentielle, a révélé que les banques ajustent leur bilan en réponse aux chocs de taux d'intérêt, avec des effets convergents de prix et de quantité après cinq ans.

(Jiang, Philp, & Wu, 2018), ont développé un cadre pour les stress tests macroéconomiques en Chine, couvrant la période 2001-2012. Ils ont établi des relations entre le ratio de prêts non performants et diverses variables macroéconomiques, montrant que le système bancaire chinois est robuste face aux chocs des taux d'intérêt, mais vulnérable aux chocs du PIB et des taux de change.

(Dua & Kapur, 2017), ont appliqué des stress tests macroéconomiques aux banques indiennes, utilisant des données de panel de 1997 à 2014. Leur analyse a révélé que la qualité du crédit est procyclique et augmente en période de ralentissement économique. Ils ont souligné l'importance des politiques macroéconomiques pour améliorer la qualité du crédit.

(Trinnou, 2014), a effectué des tests de résistance macro-prudentiels pour le secteur bancaire de l'UEMOA, utilisant des scénarios basés sur des modèles VAR. Les résultats ont montré que les banques de l'UEMOA sont résilientes aux chocs macroéconomiques sévères, maintenant des ratios d'adéquation des fonds propres au-dessus des seuils réglementaires.

(Havrylchyk, 2010), a examiné les banques sud-africaines de 2001 à 2008, en utilisant des modèles de risque de crédit macroéconomiques. Il a démontré que malgré des pertes de crédit significatives dues à des chocs macroéconomiques, les banques restent suffisamment capitalisées grâce à des ratios élevés d'adéquation des fonds propres.

(Aboagye & Ahenkora, 2018), ont étudié les banques ghanéennes, évaluant leur capacité à absorber des pertes dues à des concentrations de portefeuilles de prêts. Leurs résultats indiquent que les portefeuilles de prêts bancaires sont trop concentrés, ce qui pourrait entraîner des ratios de fonds propres inférieurs aux seuils réglementaires sous des scénarios de stress modérés à sévères.

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, tout en tenant compte de l'effet de stationnarité, comme indiqué par (Johansen, 1991). Cependant, cette approche présente plusieurs insuffisances et limites qui peuvent affecter la qualité des prévisions selon (Hegde, Hegde, Marthanda, & Logu, 2023).

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 d’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 stress tests, évaluant la plausibilité des hypothèses tout en intégrant une dimension critique pour les décideurs à travers la distribution à priori.

La littérature sur les stress tests révèle leur rôle crucial dans la résilience bancaire. (Blaschke, Jones, Majnoni, & Peria, 2001), ont montré comment ces tests peuvent identifier les vulnérabilités financières. En outre, la statistique bayésienne, comme démontré par (Michael & kiefer, 2010), permet une meilleure gestion des incertitudes. Cependant, peu d'études ont exploré l'application de cette méthode aux stress tests microprudentiels, justifiant ainsi notre recherche.

Plusieurs articles de recherche ont abordé la question des distributions à 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 à priori dans la construction des scénarios de stress test 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. Méthodologie

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, et 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 Banque de Financement des Petites et Moyennes Entreprises (BFPME), il s'agit d'une banque de développement Tunisienne. Ainsi que des données macroéconomiques réparties dans le tableau suivant :

Tableau 1 : 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, 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, nous constatons que nous sommes en présence d'un modèle $VAR(2)$.

3. Modélisation

3.1. Estimation du modèle VECM

D'après les résultats du test de Johansen, notre modèle $VAR(2)$ présente une seule relation d'équilibre à long terme, représentée par l'équation suivante :

$$\varepsilon_{t-1} = NPL_{t-1} + 2.41ROA_{t-1} - 7.42PCC_{t-1} + 160.74IPC_{t-1} - 368.55IPI_{t-1} - 5.33TMM_{t-1} - 88.61USD_{t-1} \quad (1)$$

En se basant sur les résultats d'estimation, nous pouvons dériver l'équation du modèle VECM comme suit :

$$NPL_t = -17.838 + 0.665\, NPL_{t-1} + 0.059\, ROA_{t-1} + 0.443\, PCC_{t-1} - 3.509\, IPC_{t-1} - 5.066\, IPI_{t-1} + 0.406\, TMM_{t-1} - 2.239\, USD_{t-1} + 0.071\, NPL_{t-2} - 0.230ROA_{t-2} + 0.363\, PCC_{t-2} - 4.832\, IPC_{t-2} - 2.758\, IPI_{t-2} + 0.165\, TMM_{t-2} - 1.974\, USD_{t-2} + \varepsilon_t \quad (2)$$

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 homoscédasticité 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, 1969), afin de spécifier les relations de causalité entre les variables. 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 :

$$(\boldsymbol{NPL} \quad \boldsymbol{ROA} \quad \boldsymbol{PCC} \quad \boldsymbol{IPC} \quad \boldsymbol{IPI} \quad \boldsymbol{TMM} \quad \boldsymbol{USD})$$

$$\mathrm{A}_0 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

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).

$\boldsymbol{\lambda_0}$ **:** 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].
$\boldsymbol{\lambda_1}$ **:** 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].
$\boldsymbol{\lambda_3}$ **:** Contrôle le taux de décroissance de la variance des données compte tenu de l'augmentation du retard avec $\lambda_3 \geq 0$.
$\boldsymbol{\lambda_4}$ **:** 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.
$\boldsymbol{\lambda_5}$ **:** L'écart type autour des coefficients des variables exogènes.
$\boldsymbol{\mu_5 = \mu_6 = 1}$ **:** 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.

Pour déterminer la meilleure distribution à priori, nous simulons plusieurs scénarios en faisant varier les hyperparamètres. 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 2 : Simulations pour le choix de la distribution à 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 du modèle VECM et en introduisant la matrice des restrictions ainsi que la distribution à priori, nous déterminons les distributions à posteriori de chaque paramètre du modèle BSVAR grâce à l'algorithme de Sims et Zha sous R.

3.3. Comparaison entre les modèles

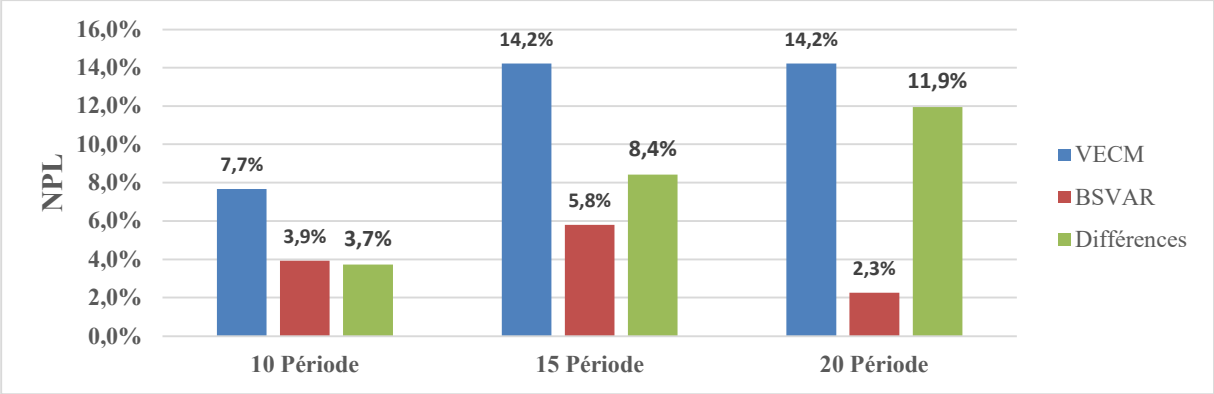
Pour la comparaison entre les deux modèles, nous retirons successivement 10, 15 et 20 périodes de notre base de données. Ensuite, nous effectuons des estimations et des prévisions pour évaluer les erreurs de prévision par période et par variable.

Figure 1 : 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.

Figure 2 : 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 dans la plupart des cas. Ainsi que 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 dans la distribution à priori, nous simulons différents scénarios en ajustant les hyperparamètres. Nous choisissons ensuite la combinaison d'hyperparamètres générant le choc le plus important, en se basant sur la distribution présentant le plus grand RMSE et MAE. En cas d'égalité entre ces critères, nous privilégions la distribution ayant la plus faible densité marginale.

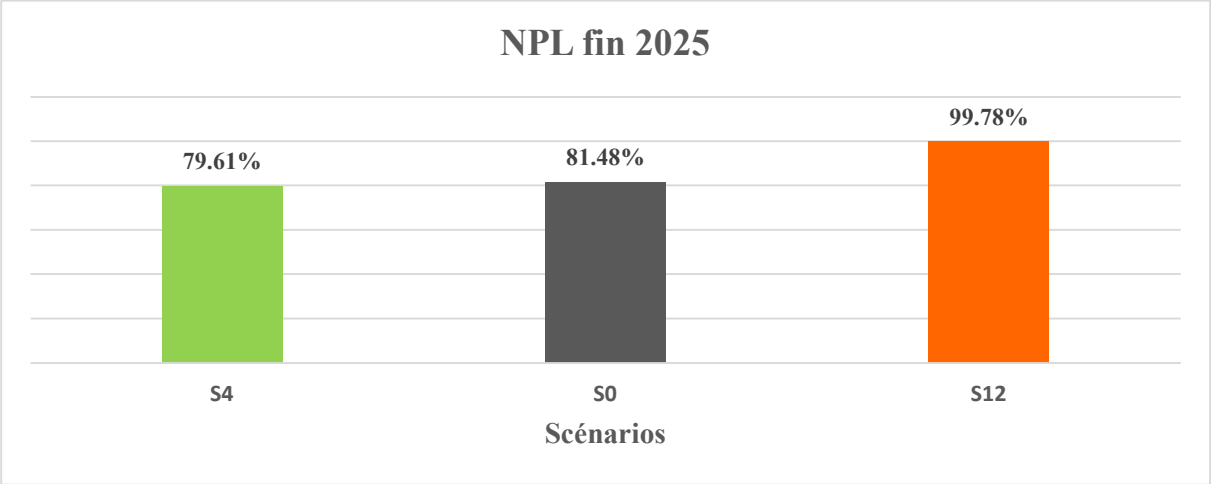
Tableau 3 : Simulations des scénarios du stress

	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

À chaque scénario, nous procédons à 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 3 : 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 structurelle 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.

Cependant, il est important de noter que ces conclusions sont basées sur des estimations et doivent être interprétées avec prudence. Toute chose étant égale par ailleurs, l'approche bayésienne montre un potentiel significatif pour améliorer la résilience des banques face aux chocs économiques. Néanmoins, il existe de nombreux autres facteurs, tels que les interventions gouvernementales, les politiques économiques, et les conditions spécifiques du marché, qui peuvent influencer la capacité des banques à éviter la faillite. Ces éléments extérieurs, souvent imprévisibles, peuvent atténuer ou amplifier l'efficacité des stress tests bayésiens.

Ce travail offre des perspectives d'extension intéressantes en explorant les potentialités de l'approche bayésienne. Une direction future consisterait à appliquer des chocs combinés par les banques, intégrant la distribution à priori et la perturbation des indicateurs macroéconomiques. De plus, il serait opportun d'élaborer une cartographie des risques visant à guider les décisions des responsables. Cette cartographie permettrait de mieux visualiser et anticiper les divers scénarios de risque, en tenant compte des interactions complexes entre les différents facteurs économiques et financiers.

Enfin, il convient de souligner que l'approche bayésienne, bien que prometteuse, doit être continuellement validée et ajustée en fonction des nouvelles données et des évolutions économiques. La collaboration entre les chercheurs, les régulateurs et les professionnels du secteur bancaire est essentielle pour affiner ces modèles et s'assurer qu'ils restent pertinents et efficaces dans des contextes variés. En intégrant ces considérations, nous pouvons espérer développer des outils de gestion du risque de crédit plus robustes et adaptés aux défis du 21^{éme} siècle.

Références bibliographiques

Aboagye, A., & Ahenkora, E. (2018). Stress Testing Exposure of Banks to Sectors of the Ghanaian Economy. *Journal of African Business, 19*, 27-38. doi:https://doi.org/10.1080/15228916.2017.1342180

Basel Committee on Banking Supervision. (2018). *Stress testing principles*. Récupéré sur https://www.bis.org/bcbs/publ/d450.pdf

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). doi:10.22158/ijafs.v1n1p10

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. Récupéré sur https://api.semanticscholar.org/CorpusID:168114087

Brendan, K. (2024). Classical p-values and Bayesian posterior probability that the hypothesis is approximately true. *Journal of Econometrics, 240*(1). doi:https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2024.105677

Busch, R., Koziol, P., & Mitrovic, M. (2018). Many a Little Makes a Mickle: Macro Portfolio Stress Test for Small and Medium-Sized German Banks. *The Quarterly Review of Economics and Finance, 68*, 237-253. doi:https://doi.org/10.1016/j.qref.2017.08.001.

Cabrera, W., Gutiérrez Rueda, J., & Mendoza, J. (2012). Credit Risk Stress Testing: An Exercise for Colombian Banks. *Temas de Estabilidad Financiera*. Récupéré sur https://api.semanticscholar.org/CorpusID:169077037

Castro, V. (2013). Macroeconomic Determinants of the Credit Risk in the Banking System : The Case of the Gipsi. *Economic Modelling, 31*, 672-683. doi:https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.01.027.

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. doi:https://doi.org/10.2307/1392185

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

Drehmann, M., Patton, A., & Sorensen, S. (2006). Corporate Defaults and Macroeconomic Shocks: Non-Linearities and Uncertainty. (mimeo, Éd.) *Bank of England*.

Dua, P., & Kapur, H. (2017). Macro Stress Testing of Indian Bank Groups. *The Journal of Applied Economic Research, 11*, 375-403. doi:https://doi.org/10.1177/0973801017722267

Gael, M., David, T., Worapree, M., Rubén, L., Florian, H., Gary, K., . . . Anastasios, P. (2024). Bayesian forecasting in economics and finance : A modern review. *International Journal of Forecasting, 40*(2), 811-839. doi:https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2023.05.002.

Granger, C. (1969). Investigating causal relations by econometrics models and cross spectral methods. *Econometrica, 37*(3), 424–438.

Harvey, D., Leybourne, S., & Newbold, P. (1998). Testing the equality of prediction mean squared errors. *International Journal of Forecasting, 13*(2), 281-291. doi:https://doi.org/10.1016/S0169-2070(96)00719-4.

Havrylchyk, O. (2010). A Macroeconomic Credit Risk Model for Stress Testing the South African Banking Sector. *MPRA Paper, 21639*.

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. doi:https://doi.org/10.1109/ICCMC56507.2023.10083580

Jiang, B., Philp, B., & Wu, Z. (2018). Macro Stress Testing in the Banking System of China. *Journal of Banking Regulation, 19*, 287–298. doi:https://doi.org/10.1057/s41261-017-0057-9

Johansen, S. (1991, Nov). Estimation and Hypothesis Testing of Cointegration Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models », , , vol.59, n°6, pp.. *Econometrica, 59*(6), 1551-1580. doi: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, 5*(22), 961–967. doi:10.1017/S0266466606000442

Makri, V., Tsagkanos, A., & Bellas, A. (2014). Determinants of Non-Performing Loans: The Case of Eurozone. *Panoeconomicus, 2*(61), 193-206.

Michael, J., & kiefer, N. (2010). The Bayesian Approach to Default Risk: A Guide. *CAE Working Paper*.

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. *Communication 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. doi:https://doi.org/10.2307/2527347

Trinnou, M. (2014). Implementation Du Stress Test Macroéconomique Du Risque De Crédit Bancaire Dans L'union Economique Et Monétaire Ouest Africaine. *Uemoa*.

Waggoner, D., & Zha, T. (2003). a gibbs sampler for structural vector autoregressions. *Journal of Economic Dynamics and Control, 28*(2), 349–366. doi:https://doi.org/10.1016/S0165-1889(02)00168-9.

Yamout, N. (2023). Securitization of subprime credit and the propagation of housing shocks. *Journal of Economics and Business*, 106-127. doi:https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2023.106127

Yurdakul, F. (2014). Macroeconomic Modelling of Credit Risk for Banks. *Procedia-Socialand behavioral sciences, 109*, 784-793. doi:https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.12.544.

Annexes

Annexe 1 : Les résultats du 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

	Valeurs du test	Valeurs Critiques		
H0	Lag = 2	90%	95%	99%
$\boldsymbol{r = 0}$	48.69	42.06	44.91	51.30
$\boldsymbol{r <= 1}$	33.93	36.25	39.43	44.59
$\boldsymbol{r <= 2}$	25.07	30.84	33.32	38.78
$\boldsymbol{r <= 3}$	15.36	24.78	27.14	32.14
$\boldsymbol{r <= 4}$	12.62	18.90	21.07	24.75
$\boldsymbol{r <= 5}$	9.92	12.91	14.90	19.19
$\boldsymbol{r <= 6}$	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*	
IPC ne cause pas NPL	2.8398	0.0116**	Présence de causalité
IPI ne cause pas NPL	1.6057	0.1484	
TMM ne cause pas NPL	3.8432	0.0271**	Présence de causalité
USD ne cause pas NPL	2.8862	0.0105**	Absence de causalité

			Présence de causalité
			Présence de causalité
NPL ne cause pas ROA	7.3922	0.0621*	Présence de causalité
PCC ne cause pas ROA	17.872	0.0179**	
IPC ne cause pas ROA	7.2888	0.0633*	Présence de causalité
IPI ne cause pas ROA	2.0403	0.0605*	
TMM ne cause pas ROA	1.1727	0.5185	Présence de causalité
USD ne cause pas ROA	2.2921	0.0358**	
			Présence de causalité
			Absence de causalité
			Présence de causalité
NPL ne cause pas PCC	1.1063	0.3864	Absence de causalité
ROA ne cause pas PCC	0.1105	0.9996	
IPC ne cause pas PCC	2.3877	0.0294**	Absence de causalité
IPI ne cause pas PCC	2.1047	0.0529*	
TMM ne cause pas PCC	0.7339	0.6877	Présence de causalité
USD ne cause pas PCC	2.5389	0.0878*	
			Présence de causalité
			Absence de causalité
			Présence de causalité
NPL ne cause pas IPC	1.0793	0.4051	Absence de causalité
ROA ne cause pas IPC	0.4268	0.9230	
PCC ne cause pas IPC	0.1878	0.8293	Absence de causalité
IPI ne cause pas IPC	1.154	0.3550	
TMM ne cause pas IPC	1.8866	0.0833*	Absence de causalité
USD ne cause pas IPC	4.1253	0.0212**	
			Absence de causalité
			Présence de causalité
			Présence de causalité
NPL ne cause pas IPI	1.1165	0.3795	Absence de causalité
ROA ne cause pas IPI	0.5768	0.8208	
PCC ne cause pas IPI	1.5184	0.1768	Absence de causalité
IPC ne cause pas IPI	2.1539	0.0533*	
TMM ne cause pas IPI	2.3861	0.0295**	Absence de causalité
USD ne cause pas IPI	0.7471	0.6761	
			Présence de causalité
			Présence de causalité

			Absence de causalité
NPL ne cause pas TMM	1.2731 0.022	0.2850 0.9782	Absence de causalité
ROA ne cause pas TMM	1.0099 52.123	0.4559 0.0037***	Absence de causalité
PCC ne cause pas TMM	4.2481 0.6448	0.0190** 0.7650	Absence de causalité
IPC ne cause pas TMM			Présence de causalité
IPI ne cause pas TMM			Présence de causalité
USD ne cause pas TMM			Absence de causalité
NPL ne cause pas USD	0.4278 0.587	0.9224 0.8127	Absence de causalité
ROA ne cause pas USD	1.402 0.7544	0.2225 0.6697	Absence de causalité
PCC ne cause pas USD	2.4226 2.6292	0.0977* 0.0808*	Absence de causalité
IPC ne cause pas USD			Absence de causalité
IPI ne cause pas USD			Présence de causalité
TMM ne cause pas USD			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 résultats de l'indice EQMP

	EQMP		Différence BSVAR	VECM
	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	1.447
	IPC	0.062	0.097	-0.035
	IPI	0.057	0.122	-0.065
	TMM	2.435	2.392	0.043
	USD	0.259	0.492	-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