

Les indicateurs d’alerte précoce dans le système financier marocain

Early warning indicators in the Moroccan financial system

Latifa MOURCHID, (Doctorante en sciences économiques)

*Laboratoire d’Analyse Economique et de Modélisation
Faculté des Sciences Juridiques Economiques et Sociales. SOUISSI
Université Mohammed V. RABAT, Maroc*

Fatine FILALI ADIB, (Enseignante chercheuse)

*Laboratoire d’Analyse Economique et de Modélisation
Faculté des Sciences Juridiques Economiques et Sociales. SOUISSI
Université Mohammed V de RABAT, Maroc*

Adresse de correspondance :	Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales Avenue Mohammed Ben Abdallah Ragraoui, Al Irfane. Université Mohammed V Maroc (Rabat) BP 6430 0537671719.
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.
Déclaration de la revue	Cet article est publié sans charges de traitement
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	MOURCHID, L., & FILALI ADIB, F. (2022). Les indicateurs d’alerte précoce dans le système financier marocain. International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics, 3(5-2), 577-596. https://doi.org/10.5281/zenodo.7162217
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: August 08, 2022

Published online: October 10, 2022

Les indicateurs d'alerte précoce dans le système financier marocain

Résumé :

Les crises financières peuvent traverser les frontières et induire des répercussions négatives sur l'économie réelle même dans les pays où le système financier n'est pas très développé. De ce fait, il est judicieux de prendre en considération des techniques développées afin de garantir la résilience et la stabilité du système financier dans son ensemble, plusieurs pays poursuivent leurs efforts pour la mise en place d'une politique préventive des risques systémiques afin de réduire les coûts en cas de survenance d'une crise financière. Dès lors, le développement d'un système d'alerte précoce est primordial pour prédire l'apparition des crises financières et d'éviter leurs répercussions sur les systèmes financiers. C'est dans ce cadre que nous allons nous intéresser au développement d'un modèle d'alerte précoce en nous appuyant sur la revue de littérature existante en la matière. Pour ce faire, nous procédons en premier temps, à l'élaboration d'un indice de crise binaire BSFI (Kibricioglu 2002) qui est élaboré par trois variables financières à savoir : les dépôts de la clientèle, les crédits au secteur privé, et le passif en devise. Ensuite, nous estimons le modèle logit binaire, afin de prédire les scénarios des probabilités des crises financières qui peuvent affecter notre système financier en s'appuyant sur des variables financières et monétaires.

Mots clés : Indicateur d'alerte ; système financier ; crise financière ; modèle logit.

Classification JEL : G19 ; D53 ; G01 ; C25.

Type de l'article : Recherche empirique.

Abstract

Financial crises can cross borders and have negative repercussions on the real economy even more in countries where the financial system is very undeveloped. Therefore, considering the developed techniques is important to guarantee the resilience and the stability of the financial system as a whole. Several countries keep their efforts in terms of implementing a preventive systemic risk policy to reduce costs in the event of a financial crisis. Consequently, the development of an early warning system is essential to predict the onset of financial crises and avoid their repercussions on financial systems. It is in this context that we will focus on the development of an early warning model based on the review of existing literature on the subject. To do this, we first proceed to the development of a binary crisis index BSFI (Kibricioglu 2002) which is developed by three financial variables namely: customer deposits, loans to the private sector, and the currency liabilities. Then, we estimate the binary logit model, in order to predict the scenarios of the probabilities of financial crises that can affect our financial system based on financial and monetary variables.

keywords: early warning system, financial system, financial crisis, logit model.

JEL Classification : G19 ; D53 ; G01 ; C25.

Paper type: Empirical Research.

1. Introduction :

Les crises financières font souvent référence à des crises systémiques, qui impactent simultanément quatre marchés (Eichengreen et Portes) (1987)) à savoir : le marché du change, celui du crédit bancaire, celui de la dette obligatoire, et enfin celui des actions. Ces crises affectent tous les agents et les compartiments de l'économie et ont des conséquences économiques et sociales majeures. En conséquence, plusieurs pays émergents ont subi également des périodes des crises qui ont eu des conséquences importantes de leurs systèmes bancaires et financiers. En conséquence, les dysfonctionnements du système bancaire ont changé les comportements des agents économiques en produisant un effet psychologique des investisseurs et des déposants à l'égard des établissements des crédits. Dès lors, le développement d'un système d'alerte précoce est une nécessité primordiale pour prédire l'apparition des crises financières et d'éviter leurs répercussions sur les systèmes financiers. Les travaux théoriques qui analysent les crises se centrent essentiellement les crises bancaires et les crises de change. À cet égard, nous pouvons citer, les études empiriques de (Blanco et Garber, 1986 ; Cumby et Van Wijnbergen, 1989) qui visent à valider les modèles théoriques structurels de première génération, Blanco et Garber (1986) ont tenté de prévoir le moment et l'ampleur des dévaluations du peso mexicain survenues en 1976 et 1982 en utilisant une variante du modèle Krugmanien de 1979. Ainsi, de manière similaire, Cumby et Van Wijnbergen (1989) ont analysé les attaques spéculatives à l'encontre du peso argentin entre 1979 et 1981.

En effet, l'objectif du développement d'un modèle d'alerte précoce (EWS) est d'identifier rapidement les organisations dont la situation financière est préoccupante et nécessite une attention particulière de la part des régulateurs et des banques centrales. En outre, ce système représente un outil dont la fonction principale est de fournir des informations aux décideurs sur des situations futures anormales avec lesquelles la prise de décision sera difficile et coûteuse. Ainsi ils disposent d'un certain nombre d'indicateurs et de mécanismes de contrôle qui peuvent aider à prédire l'apparition d'une crise, ce qui a pour conséquence de dissuader la possibilité de prendre les mesures correctives nécessaires afin de d'aller au-delà des états dysfonctionnels.

C'est dans ce cadre que nous allons s'intéresser au développement d'un modèle d'alerte précoce en s'appuyant sur la revue de littérature existante en la matière. Pour ce faire, nous procédons en premier temps, à l'élaboration d'un indice de crise binaire BSFI (Kibricioglu 2002) qui est élaboré par trois variables financières à savoir : les dépôts de la clientèle, les crédits au secteur privé, et le passif en devise. Ensuite, nous estimons le modèle logit binaire, afin de prédire les scénarios et les probabilités des crises financières qui peuvent affecter notre système financier en s'appuyant sur des variables financières et monétaires qui sont utilisées au préalable par plusieurs études empiriques des indicateurs précoces.

Ce papier est structuré en deux sections. La première est consacrée à une revue de littérature autour d'indicateur d'alerte précoce ainsi que les méthodes utilisées pour construire ces systèmes, notamment la méthode des signaux, et la de régression logistique. Quant à la deuxième section sera dédiée à l'estimation de notre modèle et la discussion des résultats.

2. Les systèmes d'alerte précoce :

La nécessité de prendre en compte la vulnérabilité du système financier a été mise en évidence par les crises financières qui ont durement frappé la majorité des pays du monde. En conséquence, l'instabilité financière est devenue le Tallon d'Achille du capitalisme contemporain. À cet égard, il semble judicieux de se familiariser avec les indicateurs d'alerte.

Cette dernière idée a été décrite par B.G. Hermosillo (1999) comme étant des signes qui peuvent prédire des irrégularités et la survenance des crises financières. Une telle définition peut manquer d'approfondissement. Dans ce cas, il est d'une importance primordiale de rendre lumineuses les diverses facettes de la définition. A.R. Ghosh, J.D. Ostry et N. Tamirisa considèrent les indicateurs d'alerte comme étant une panoplie d'outils visant à signaler les facteurs de déclenchement et les vulnérabilités naissantes d'un système financier. Suivant cette lignée, les différents facteurs de telle vulnérabilité renvoient souvent à la constitution d'une bulle du crédit ou du prix des actifs, une asymétrie de bilan (trop d'emprunts en devises, à des échéances trop courtes, ou avec une capitalisation insuffisante), mais le déclencheur peut prendre aussi la forme de n'importe quel évènement exogène comme le cas d'une agitation politique, choc des termes de l'échange, contagion, ou, plus récemment, effondrement du marché financier.

Les systèmes d'alerte précoce permettent d'identifier rapidement les difficultés dans l'économie, à l'aide des indicateurs qui émettent des signaux, facilitant l'adoption rapide de mesures de prévention des crises. Ils peuvent être décrits comme « un ensemble de processus, de procédés, de modèles, d'indicateurs, etc., qui synthétisent les informations et les données nécessaires pour identifier les institutions financières à risque et les risques qui les affectent, leurs clients, d'autres institutions et les institutions financières et le système financier dans son ensemble, et qui permettent d'anticiper l'apparition d'une crise future » (Lutton, 2006).

Ainsi, les systèmes d'alerte précoce (SAP), sont basés sur des indicateurs clés qui sont sélectionnés en fonction de leur pouvoir prédictif pour prévoir la probabilité qu'une crise financière se produise. Ils sont initialement utilisés pour prévoir les crises de change (Calvo et al. 1993), et leur application s'est élargie à toutes les composantes du système financier. Afin d'identifier les vulnérabilités financières, les chercheurs de la Banque de régulation internationale (BRI) suggèrent par exemple de contrôler quelques indicateurs simples comme le ratio crédit/produit intérieur brut (PIB), ainsi que son évolution d'une période à l'autre ou d'un écart par rapport à une norme historique. Certes, les SAP sont un outil crucial d'analyse de la stabilité financière, mais ils ne permettent pas un diagnostic précis des vulnérabilités du système financier.

En outre, ces indicateurs précoces sont généralement utilisés pour leur capacité à prédire la survenance d'une crise, mais ils peuvent également avoir un autre objectif. Afin d'identifier les banques les plus vulnérables, les régulateurs utilisent également ces techniques. Dans ce cas, il existe des processus internes d'évaluation du modèle bancaire qui ont lieu sur place, ainsi que des processus externes (off-site) pour synthétiser les informations et des données. Une telle approche combine les caractéristiques d'une analyse discriminante (identification des banques fragiles selon certains critères) avec des éléments de stress test (évaluation des modèles internes et l'incidence de chocs).

En raison de la capacité prédictive des indicateurs d'alerte précoce, plusieurs banques d'investissement utilisent ces techniques (Abiad, 2003). En d'autres termes, les institutions individuelles peuvent également utiliser ces techniques. Bien que le secteur privé utilise un horizon temporel plus court et que ses hypothèses soient légèrement différentes, il est néanmoins important de prendre en compte ces résultats lors de l'analyse de la vulnérabilité du système financier (Berg et al. 2005).

Dans plusieurs études, les systèmes d'alerte précoce sont utilisés pour analyser les vulnérabilités systémiques et évaluer la probabilité de survenance d'une crise financière. La théorie reconnaît deux catégories d'EWS, (Early Warning Systems) qui sont une composante de cette approche : la méthode des signaux (approche basée sur le signal) et les modèles logit ou probit (variable dépendante limitée). La majorité des études examinent les deux approches afin de comparer leurs résultats. La possibilité d'utiliser les résultats de la première méthode

pour améliorer la précision des résultats de la seconde méthode est une autre raison pour laquelle les deux procédures sont étudiées ensemble. Ces systèmes sont également conçus pour identifier les organisations et les activités les plus risquées, qui nécessitent un type de contrôle particulier. De plus, développer des systèmes d'alerte permet de classer les banques en fonction de leur exposition au risque et de leur vulnérabilité, en hiérarchisant les activités de surveillance. Cela permet également aux autorités de contrôle de faire leur travail plus facilement et de prendre toute action nécessaire vis-à-vis les organisations en difficulté.¹

3. Revue de littérature sur les méthodologies utilisées pour construire un système d'alerte précoce :

Cette section a pour objectif de présenter les méthodologies utilisées dans la littérature pour construire un système d'alerte précoce, ainsi que les travaux qui ont été effectués dans ce sens. Les premières études empiriques (Blanco et Garber, 1986 ; Cumby et Van Wijnbergen, 1989) visaient à valider les modèles théoriques structurels de première génération. Blanco et Garber (1986) ont tenté de prévoir le moment et l'ampleur des dévaluations du peso mexicain survenues en 1976 et 1982 en utilisant une variante du modèle de Krugman de 1979. De manière similaire, Cumby et Van Wijnbergen (1989) ont analysé les attaques spéculatives à l'encontre du peso argentin en 1979 et 1981. Il existe deux approches qui sont plus couramment utilisées dans la littérature et qui sont plus dominantes : Les régressions non linéaires logit/probit et l'approche des signaux. La présente section vise à résumer ces deux méthodologies par l'intermédiaire des études empiriques fondatrices.

3.1. La méthode des signaux :

Cette approche, qui a été développée par Kaminsky et al. (1998) et Kaminsky & Reinhart (1999), se concentre principalement sur le suivi de l'évolution d'un groupe d'indicateurs économiques et financiers qui se comportent différemment avant les épisodes de crise. Toutefois, cette approche diffère de la première (events) en identifiant pour chaque indicateur les valeurs seuils X_{tj} au-delà desquelles un indicateur X_{tj} donne un signal d'alerte indiquant qu'une crise de change peut se produire au cours d'une période de temps spécifique (appelé signalling horizon) qui est généralement de douze, vingt-huit ou vingt-quatre mois. Dans ce sens, l'indicateur X_{tj} est transformé en un signal binaire j .

S_t prenant la valeur unitaire lorsque la variable X_t^j dépasse le seuil défini X_t^j et la valeur nulle dans le cas contraire.

$$S_t^j = \begin{cases} 1 & \text{si } |X_t^j| > |\bar{X}_t^j| \\ 0 & \text{si } |X_t^j| \leq |\bar{X}_t^j| \end{cases}$$

Les conditions dans l'équation (X) sont exprimées en termes de valeurs absolues des variables et de leurs seuils, car pour certaines variables (par exemple, les exportations) une diminution au-dessus du seuil, et pour d'autres (par exemple, les importations) une augmentation au-dessus du seuil indique la hausse de la probabilité de crises (Kaminsky, 1999). Un signal S_t^j qui est suivi par une crise dans les douze à vingt-quatre mois est considéré comme un « bon signal », et dans le cas contraire comme un « faux signal » ou « bruit ». Afin d'être plus explicite, Kaminsky et al. (1998) utilisent une matrice qui évalue la performance de chaque indicateur.

¹ Dr. Firano Zakaria Dr. Filali A. Fatine, Prévision des difficultés bancaires : un modèle d'alerte précoce pour le cas du Maroc, juillet 2019

Figure 1: matrice d'évaluation de la performance des indicateurs

	Crise (dans les 12 à 24 mois)	Non crise (dans les 12 à 24 mois)
Signal émis si $ X_t^i > \bar{X}_t^i $	A	B
Non signal émis si $ X_t^i < \bar{X}_t^i $	C	D

Source : Kaminsky et al, (1998, p.28)

Ici, A et D représentent les cas où un indicateur émet un bon signal (crise signalée et survenue ou pas de crise signalée et pas de crise survenue, respectivement). Or B et C représentent les cas où un indicateur émet un faux signal (crise signalée, mais pas de crise survenue ou pas de crise signalée, mais crise survenue, respectivement). Un Indicateur parfait ne devrait fournir que de bons signaux : A et $D > 0$ et B et $C = 0$. Ce qui n'est pas le cas en pratique. Partant, l'objectif est de déterminer des valeurs seuils optimales pour chaque indicateur de manière à ce qu'il donne le moindre de faux signaux possibles et ne manque pas non plus les épisodes de crises.

L'approche des signaux a été appliquée par Kaminsky et al. (1998) à un groupe de dix pays en développement et cinq pays développés sur les années 1970-1995. Ils utilisent un indice ISP pour définir la crise, qui consiste en des variations mensuelles du taux de change par rapport au dollar américain et des avoirs de réserve du gouvernement exprimés en monnaie locale, chacun étant pondéré par l'inverse de son écart-type respectif. En ce sens, une crise est détectée lorsque l'indice dépasse de trois écarts-types sa période moyenne. Ils divisent leur échantillon en deux sous-périodes en fonction du niveau d'inflation afin d'éviter de considérer les périodes d'hyperinflation comme des épisodes de crise et de s'assurer que ces périodes ne faussent pas la moyenne et la variance de l'indice. Ils définissent ensuite une période d'hyperinflation comme une période au cours de laquelle le taux d'inflation moyen des six derniers mois était supérieur à 150 %. Après avoir passé en revue plus de cent variables explicatives utilisées dans des recherches empiriques antérieures, ils choisissent ensuite dix indicateurs. Ils évaluent le comportement des variables avant les périodes de crise par rapport à leur niveau pendant les périodes calmes (groupe de contrôle). Pour chaque variable, ils calculent un seuil qui, s'il est dépassé, envoie un signal d'alerte indiquant qu'une crise pourrait éclater dans les vingt-quatre mois à venir.

Selon Kaminsky et Reinhart (1999), ces auteurs pensent qu'il existe des raisons communes aux crises bancaires et monétaires. Ils utilisent l'indice de crise de change de Kaminsky et al. (1998) et définissent un indice de crise bancaire comme des événements qui représentent « la fermeture, la fusion, le sauvetage ou la nationalisation d'une ou de plusieurs banques nationales ». Ils calculent la probabilité conditionnelle des crises de change sur la base des crises bancaires qui se sont produites au cours des 24 mois précédents, et vice versa, puis la comparent à la probabilité conditionnelle des crises de change et des crises bancaires. Ils montrent que dans une économie financièrement libéralisée, les crises bancaires précèdent généralement les crises de change (46% de probabilité qu'une crise de change suive une crise bancaire).

Par conséquent, Kaminsky et Reinhart (1999) ont trouvé que les indicateurs du compte de capital (les réserves internationales et le différentiel de taux d'intérêt réel) et de la libéralisation financière (le multiplicateur M2, le ratio du crédit domestique au PIB, le taux d'intérêt réel et le ratio des prêts aux dépôts) sont les plus significatifs parce qu'ils indiquent quand la libéralisation financière a lieu. Étant donné que cet indicateur a été éliminé parce que son ratio faux signaux/bons signaux était supérieur à 1, la différence entre ce travail et

celui de Kaminsky et al. (1998) est la signification de la différence entre les ratios des taux d'intérêt sur les prêts et les dépôts. Le travail de Kaminsky et al a été répliqué par Kaminsky (1999).

La première différence entre Kaminsky (1999) et les études précédentes est que Kaminsky (1999) ajoute cinq indicateurs supplémentaires en raison de la crise financière asiatique, pour laquelle les indicateurs économiques traditionnels sont encore insuffisants (variable de libéralisation financière, taux d'intérêt réel américain, dette extérieure, sorties de capitaux et dette à court terme). En plus de la variable muette financière, selon Kaminsky (1999), de nouveaux indicateurs sont significatifs dans la prédiction des crises de change. Sa deuxième contribution consiste à conceptualiser la fragilité d'une économie avant les périodes de crise en estimant un indice de fragilité en fonction du nombre d'indicateurs qui dépassent leurs seuils arbitrairement bas et génèrent ainsi des signaux d'alerte. Ses conclusions soutiennent l'idée que les déséquilibres économiques augmentent à l'approche des crises.

La troisième et la plus importante contribution de Kaminsky (1999) concerne la création d'indicateurs composites de crise, qui sont définis comme la somme d'indicateurs individuels (la totalité ou un sous-ensemble des variables explicatives précédentes). L'objectif de la construction d'indicateurs composites est de mettre en évidence l'inconvénient de la nature univariée de cette approche par rapport à d'autres méthodes économiques multivariées (comme les modèles de la distribution logit/probit, par exemple).

Goldstein, Kaminsky et Reinhart (2000) et Edison ont amélioré et développé l'approche des signaux (2003). Une évaluation approfondie de l'approche des signaux est fournie par Edison (2003), qui apporte également un certain nombre de modifications, notamment l'élargissement de l'échantillon de pays et l'inclusion de variables explicatives, un examen des différences régionales, l'application de l'approche à un seul pays (le Mexique) avec des seuils qui dépendent des données spécifiques du pays, et la mise en œuvre d'une série de tests de sensibilité pour évaluer la validité de ses résultats.

3.2. La méthode des régressions non linéaires (modèles logit ou probit) :

La méthode logit/ probit est la plus fréquemment utilisée dans la littérature empirique sur les crises financières (Klein et Marion, 1994, Eichengreen et al, 1994, 1996, Frankel et Rose, 1996, Kamin et al. 2001, Caramazza et al, 2004, Ari et Dagtekin, 2007, 2008, entre autres). Cette méthode mesure l'impact d'un certain nombre de variables économiques et financières indépendantes sur une variable indépendante de crise. Les modèles logit/probit évaluent la probabilité conditionnelle d'une crise en utilisant des d'indicateurs explicatifs qui sont généralement inclus dans l'analyse plutôt que d'être convertis en variables muettes comme dans l'approche des signaux. La méthode prévoit la création d'une variable de crise muette qu'est une variable binaire endogène C_t avec une valeur de 1 en cas de crise et 0 dans le scénario inverse. Dans les modèles logit/probit à choix discret, un épisode de crise est défini comme les moments où l'indice de crise dépasse un seuil prédéterminé. L'équation suivante est estimée par des modèles logit/probit :

$$\text{Prob}(C_t = 1 | \Omega_t) = \Phi F(X_t, \beta) = \int_{-\infty}^{x_t} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} X_t^2\right) dX_t$$

Ces deux modèles fournissent des résultats assez similaires, car leurs fonctions de distribution cumulative ne diffèrent légèrement que dans les queues de leurs distributions respectives. En effet, la queue de distribution est plus épaisse dans la fonction logistique. Dans la plupart des cas, la seule différence réelle entre les deux fonctions réside dans

l'estimation du vecteur de paramètres β . La distribution logistique a une variance de $\pi^2/3$, alors que la variance de la distribution normale est égale à l'unité. Les estimations logit tendent alors à être supérieures aux estimations probit. Il faut donc multiplier les estimations de β obtenues du modèle logit par $3^{1/2}/\pi$ afin de pouvoir les comparer avec les estimations de β obtenues à partir du modèle probit (Maddala, 1983).²

En effet, les modèles logit/probit possèdent un certain nombre d'avantages par rapport aux deux méthodes précédentes. En premier lieu, étant donné que le résultat anticipé des modèles logit/probit est toujours limité entre 1 et 0, il peut facilement être interprété en tant que mesure de probabilité estimée de l'occurrence d'une crise. En second lieu, la méthode considère la significativité simultanée d'un ensemble de variables dans un cadre multivarié, ainsi la contribution marginale de nouvelles variables incluses dans l'analyse est aisément observée. En troisième lieu, une fois l'estimation du modèle opérée, le signe de la relation (autrement dit le signe des coefficients des indicateurs) entre l'indice de crise et chaque indicateur permet de saisir si les hypothèses théoriques sous-jacentes sont vérifiées (Arias, 2004).

Divers tests utilisés (z-statistiques analogues aux t-statistiques de Student ou tests de Wald) viennent ensuite mesurer la significativité statistique des variables explicatives. Les modèles logit/probit ne sont, néanmoins, pas sans défaut. Premièrement, ils ne permettent pas d'estimer l'impact d'un indicateur individuel sur l'occurrence d'une crise. Les indicateurs ne peuvent donc pas être classés en fonction de leur capacité prédictive comme dans l'approche des signaux. Deuxièmement, la relation non linéaire entre variables dépendante et indépendantes rend plus difficile l'interprétation des coefficients des variables explicatives par rapport aux régressions linéaires standards (Kaminsky et al, 1998).

Dans ce cadre, l'étude de Frankel et Rose (1996) est l'une des premières à utiliser un modèle probit pour tenter d'identifier les facteurs qui contribuent aux crises de change dans les pays en développement en utilisant des données annuelles de 1971 à 1992. Selon eux, la probabilité de crises de change augmente lorsque la production industrielle et le niveau des réserves de change sont faibles, que le crédit intérieur est facilement disponible, que les taux d'intérêt étrangers sont élevés et que le taux de change est surévalué. Contrairement aux modèles théoriques, le compte courant et le solde budgétaire restent insignifiants dans le déclenchement des crises.

Berg et Pattillo (1999a) reproduisent, dans un premier temps, le modèle de Frankel et Rose (1996) en utilisant des données actualisées et en modifiant le calcul de surévaluation du taux de change. Ils démontrent que le modèle modifié de Frankel et Rose est plus performant que le modèle original pour prédire les périodes de crise et de non-crise à des niveaux de prédiction de 50% et 25%. Selon ce modèle modifié de Frankel et Rose, la surévaluation du taux de change, la faible croissance économique des pays industrialisés, le faible niveau des réserves et la croissance rapide du crédit intérieur sont les indicateurs significatifs qui conduisent à l'apparition d'une crise de change dans les pays en développement. Berg et Pattillo (1999), prolongent, dans un second temps, la période de l'expérience jusqu'en 1996 afin d'évaluer la capacité du modèle à prédire la crise financière asiatique.

Ils affirment que les résultats du modèle sont toujours incohérents et que ses capacités de prédiction des crises sont faibles. Enfin, les auteurs actualisent le modèle de Frankel et Rose (1996) en excluant les petits pays (comme le Cap Vert, etc.) pour une période allant de 1970 à 1996. Ils montrent que malgré une légère amélioration, la capacité de prédiction du modèle reste faible. Le modèle prédit qu'un niveau élevé de dette publique, un déficit important du

² Amemiya (1981) propose de multiplier les estimations logit par 0,625 au lieu de $3^{1/2}/\pi$ affirmant que cette transformation produit une meilleure approximation entre les distributions logistique et normale.

compte courant, une croissance excessive du crédit intérieur, une monnaie surévaluée, des taux d'intérêt mondiaux élevés et un faible rapport entre réserves et masse monétaire augmentent la probabilité d'une crise.

Esquivel et Larrain (2000) utilisent un modèle probit à effets aléatoires pour analyser les causes des crises de change dans un échantillon de trente pays développés et en développement au cours des années 1975 à 1996. Le nombre d'indicateurs est limité à sept variables explicatives en données annuelles. Ils définissent donc la crise comme une dépréciation significative et sévère du taux de change réel. Une fenêtre d'exclusion de six mois est également spécifiée, ce qui signifie qu'un pays ne peut connaître que deux crises par an. La contribution d'Esquivel et Larrain (2000) vient de leur tentative de démontrer l'importance des modèles théoriques dans l'émergence des crises. Par conséquent, les variables explicatives sont conçues pour refléter fidèlement les générations de crises de change. Ils estiment que les concepts développés dans les modèles de deuxième génération expliquent pleinement les modèles de première génération.

Bussière et Fratzscher (2002) ont développé un modèle logit multinomial qui a ajouté une troisième étape, appelée " période de post-crise ", en plus des périodes de crise et de non-crise dans le modèle logit binomial, à la lumière des résultats négatifs des études de Berg et Pattillo (1999a, 1999b) sur la faible capacité prédictive des indicateurs du système d'alerte. Ils affirment qu'il est nécessaire de faire la distinction entre les périodes de stabilité où les fondamentaux économiques sont largement sains et celles de post-crise ou de reprise où les fondamentaux subissent un ajustement avant d'atteindre un niveau durablement élevé. Ce que les modèles à deux étapes économiques ne parviennent pas à faire.

4. Méthodologie adoptée :

Il existe trois méthodes dans la littérature pour la construction des systèmes d'indicateurs d'alerte des crises de change et des défaillances bancaires, ainsi il y a deux qui sont plus utilisés à savoir : l'approche des signaux et la méthode de régressions non linéaires (modèles logit/probit). Un modèle de type logit/probit nous semble plus adapté à la construction d'un système d'alerte précoce puisqu'il a l'avantage majeur de la flexibilité et permet aussi de conduire un certain nombre de tests statistiques formels. C'est pourquoi, dans le cadre de ce travail, notre choix se penche vers le modèle logit qui mesure l'influence d'un ensemble de variables économiques et financières indépendantes sur une variable dépendante de crise et aussi la facilité du calcul de la fonction logistique. Ce modèle a la capacité d'évaluer directement la probabilité conditionnelle d'occurrence d'une crise à travers un ensemble d'indicateurs explicatifs, inclus dans l'analyse de façon linéaire.

4.1. Construction de la variable dépendante :

Dans la majorité des études empiriques sur la détection des difficultés bancaires et financières on trouve plusieurs méthodes de construction d'un indice binaire pour l'identification des épisodes des crises financières la plupart des travaux empiriques retiennent les définitions issues des travaux de capio et klingebl (1996, 2003), lindgren et al (1996), kaminsky et reinhart (1999) et de demirguc-kunt et detragiache(1998). Dans la présente étude, nous allons adopter une méthodologie qui est inspiré des travaux de Kibricioglu 2002. L'indice BSFI binaire est élaboré par trois variables financières qui sont : les dépôts de la clientèle "DP" (risque de liquidité et bank run), les crédits au secteur privé "CSP" (lending boom) et le passif en devise "PD" (risque de change). Les crises bancaires et financières sont dues en majorité à une matérialisation de ces risques. Ainsi, cet indicateur assurera un monitoring efficace du système bancaire et décrira les changements affectant son degré de fragilité. L'indice BSFI est de la forme suivante :

$$BSFI_t = \frac{\left(\frac{CCSP_t - m_{ccsp}}{\sigma_{ccsp}}\right) + \left(\frac{CDP_t - m_{cdp}}{\sigma_{cdp}}\right) + \left(\frac{CPD_t - m_{cpd}}{\sigma_{cpd}}\right)}{3}$$

où

$$CCSP_t = \left(\frac{CSP_t - CSP_{t-4}}{CSP_{t-4}}\right)$$

$$CDP_t = \left(\frac{DP_t - DP_{t-4}}{DP_{t-4}}\right)$$

$$CPD_t = \left(\frac{PD_t - PD_{t-4}}{PD_{t-4}}\right)$$

Avec :

$CCSP_t$: Taux de croissance en glissement annuel des crédits au secteur privé,

CDP_t : Taux de croissance en glissement annuel des dépôts bancaires,

CPD_t : Taux de croissance en glissement annuel du passif en devise,

Les variables qui rentrent dans la construction de l'indice ont été standardisées. Ainsi, toute déviation à la hausse peut s'interpréter comme étant une prise de risque excessive de la part du système bancaire et qui peut entraîner, en cas de choc, une crise bancaire qui se matérialise par une baisse rapide du BSFI. Toutefois, il est à noter qu'une baisse de cet indice ne signifie pas nécessairement que le système bancaire est en période de récession ou de crise financière, il est fort probable que ce dernier enregistre uniquement une fragilité moyenne. En effet, deux phases de fragilité peuvent donc être identifiées à travers l'analyse de cet indice :

- Si $-0.5 < BSFI < 0$: présence d'une fragilité moyenne ;
- Si $BSFI \leq -0.5$: le système bancaire est trop fragile.

Phase 1 : est caractérisée par une prise de risque excessive qui peut entraîner une crise systémique. Cette situation est due essentiellement à l'interprétation optimiste des perspectives de croissance qui sont souvent associées à un surendettement massif des agents économiques.

Phase 2 : durant cette phase, les banques ont un comportement moins risqué et attentif aux évolutions économiques. La baisse de l'indicateur montre que la fragilité du système bancaire a tendance à augmenter et la probabilité de survenance d'une panique bancaire est assez élevée.

Phase 3 : cette situation reflète une fragilité moyenne du système bancaire puisque l'indicateur est négatif, ce qui signifie que le système est au bord d'une crise systémique.

Phase 4 : en dessous de -0.5 l'indicateur renseigne sur une forte fragilité financière et la probabilité d'une crise financière est plus importante.

Phase 5 : le système bancaire sort d'une période de stress et l'aversion aux risques diminue. Après avoir la définition de notre indicateur de crise nous procédons alors à la transformation des valeurs prises par l'indice BFSI en réponse binaire de la façon suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } BFSI \leq -0,5 \text{ y prend } 1 \\ \text{Si } BFSI > -0,5 \text{ y prend } 0 \end{array} \right.$$

4.2. Choix des variables explicatives d'une crise financière :

Les indicateurs de crises choisis découlent à la fois de la littérature empirique, et aussi à la disponibilité des données. Dans la présente étude, nous appuyons sur des variables macroéconomiques et financières issues de la base de données de la banque mondiale et le fonds monétaire internationales (FMI). ces indicateurs sont : le taux de croissance du PIB(CROISSPIB), les termes de l'échange, (TE), l'inflation (INF), le taux de change effectif réel (TEEL), le ratio masse monétaire M2 rapporté au réserves international (M2/RESV), les réserves international (RESV), la part des crédits accordés au secteur privé en pourcentage du PIB (CP), le taux du croissance du crédits bancaires, (CCB), les exportations rapportés aux importations (EXP/IMP), l'indice de concentration (IC), l'indice boursier MASI. Les variables en question sont présentées dans le tableau suivant :

Tableau N° 1: Définition des variables

Variables	Impact attendu
L'inflation	Un taux d'inflation élevé qui reflète une mauvaise gestion macroéconomique entraîne la hausse des taux d'intérêt nominaux domestiques, ce qui crée des impacts négatifs sur les secteurs réel et financier. Une hausse de ce taux devrait donc augmenter la probabilité de crise. (Source : les théories de crises de première et deuxième générations)
Croissance des crédits bancaires	La plupart des crises ont été précédées par des booms de crédit.
Crédit au secteur privé/PIB	L'impact de la libéralisation
Taux de change effectif réel	La volatilité du taux de change peut constituer une source importante de la fragilité du cadre macroéconomique et financier.
Indice de concentration	Les effets de la concurrence sur la fragilité du système bancaire.
Investissements direct étrangers	la hausse des IDE assurerait la compensation du déficit du Compte courant par des capitaux bien moins volatils, diminuant ainsi la probabilité de crise.
Les termes de l'échange	La croissance des taux de change renforce la position de la balance des paiements du pays, ce qui réduit la probabilité d'une crise. En outre, un pays fortement ouvert au commerce extérieur est plus sensible à une détérioration de ses termes de l'échange. (Source : les théories de crises de première et deuxième générations)
M2/Réserves internationales	Étant donné que les investisseurs se ruent sur les guichets en cas d'instabilité monétaire ou de panique bancaire pour échanger leurs actifs contre des devises étrangères, ce ratio peut être utilisé pour évaluer la capacité d'une banque centrale à résister à une attaque en forme spéculative. Lorsque le rapport entre la masse monétaire et le stock de réserve est élevé, une économie est plus sensible à une crise. (Source : les théories de crises de première en troisième générations)

L'indice boursier (MASI)	L'effondrement de l'indice boursier qui démontre le retrait massif des capitaux peut être perçu comme un signe avant-coureur de la crise. (Source : les théories de crises de deuxième et troisième générations)
Les réserves internationales	Les réserves de changes sont des avoirs en devises étrangères et en or détenus par la banque centrale.
Exportation/importation	Le déficit de la balance commerciale est un indicateur important des déséquilibres de la balance des paiements

Source : Cartapanis et al. (1998), Kamin et al. (2001), Abiad (2003), Lestano et al. (2003), Ari et Dagtekin (2007, 2008) et complétée par l'auteur.

4.3. Présentation théorique du model logit :

Par modèle dichotomique, on entend un modèle statistique dans lequel la variable expliquée ne peut prendre que deux modalités (variable dichotomique). Il s'agit alors généralement d'expliquer la survenance ou le non survenu d'un événement.

Hypothèse : On considère un échantillon de N individus indicés $i = 1, \dots, N$. Pour chaque individu, on observe si un certain événement s'est réalisé et l'on note y_i la variable codée associée à l'évènement. On pose, $\forall i \in [1, N]$:

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{L'évènement s'est réalisé pour l'individu } i \\ 0 & \text{L'évènement ne s'est pas réalisé pour l'individu } i \end{cases}$$

Le modèle dichotomique probit et logit admettent pour variable expliquée, non pas un codage quantitatif associé à la réalisation d'un événement (comme dans le cas de la spécification linéaire), mais la probabilité d'apparition de cet événement, conditionnellement aux variables exogènes. Ainsi, on considère le modèle suivant :

$$P_i = \text{Prob}(y_i = 1 | x_i) = F(x_i \beta) \quad (1.1)$$

Où la fonction $F(\cdot)$ désigne une fonction de répartition. Le choix de la fonction de répartition $F(\cdot)$ est a priori non contraint. Toutefois, on utilise généralement deux types de fonction : la fonction de répartition de la loi logistique et la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite. A chacune de ces fonctions correspond un nom attribué au modèle ainsi obtenu : Modèle logit et modèle probit.

Définition 1 : On considère le modèle dichotomique suivant :

$$P_i = \text{Prob}(y_i = 1 | x_i) = F(x_i \beta) \quad \forall i = 1 \dots N \quad (1.2)$$

Dans le cas du modèle logit, la fonction de répartition $F(\cdot)$ correspond à la fonction logistique $\forall \omega \in \mathbb{R} : F(\omega) =$

$$F(\omega) = \frac{e^\omega}{1+e^\omega} = \frac{e}{1+e^{-\omega}} = \Lambda(\omega) \quad (1.3)$$

Dans le cas du modèle probit, la fonction de répartition $F(\cdot)$ correspond à la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite $\forall \omega \in \mathbb{R} :$

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\omega} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} dz = \Phi(\omega) \quad (1.4)$$

Ainsi, pour une valeur donnée du vecteur des exogènes et du vecteur des paramètres β , on peut définir les deux modèles d'une façon équivalente :

Le modèle logit définit la probabilité associée à l'événement $y_i = 1$,

Comme la valeur de la fonction de répartition de la loi logistique considérée au point $x_i\beta$:

$$\text{Modèle logit : } p_i = \Lambda(x_i\beta) = \frac{1}{1 + e^{-x_i\beta}} \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (1.5)$$

Dans le cas du modèle probit, cette probabilité est définie comme la valeur de la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite $N(0, 1)$ considérée au point $x_i\beta$:

$$\text{Modèle probit : } p_i = \Phi(x_i\beta) = \int_{-\infty}^{x_i\beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} dz \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (1.6)$$

Dans le cas du modèle dichotomique univarié, la construction de la vraisemblance est extrêmement simple. En effet, à l'événement $y_i = 1$ est associée la probabilité $p_i = F(x_i\beta)$ et à l'événement $y_i = 0$ correspond la probabilité $1 - p_i = 1 - F(x_i\beta)$. Ceci permet de considérer les valeurs observées y_i comme les réalisations d'un processus binomial avec une probabilité de $F(x_i\beta)$. La vraisemblance des échantillons associés aux modèles dichotomiques s'écrit donc comme la vraisemblance d'échantillons associés à des modèles binomiaux. La seule particularité étant que les probabilités p_i varient avec l'individu puisqu'elles dépendent des caractéristiques x_i . Ainsi la vraisemblance associée à l'observation y_i s'écrit sous la forme :

$$L(y_i, \beta) = p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1 - y_i}$$

Dès lors, la vraisemblance associée à l'échantillon de taille N , noté $y = (y_1, \dots, y_N)$ s'écrit de la façon suivante.

$$L(y, \beta) = \prod_{i=1}^N p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1 - y_i} = \prod_{i=1}^N [F(x_i\beta)]^{y_i} [1 - F(x_i\beta)]^{1 - y_i}$$

Contrairement aux modèles linéaires estimés par la méthode des moindres carrés ordinaires pour lesquels les coefficients ont des interprétations économiques immédiates en termes de propension marginale, les valeurs des coefficients des modèles ne sont pas directement interprétables. Seuls les signes des coefficients indiquent si la variable agit positivement ou négativement sur la probabilité P_i . Cependant, il est possible de calculer les effets marginaux afin de connaître la sensibilité de la variation d'une variable explicative sur la probabilité P_i . La significativité des coefficients est appréciée à l'aide des ratios appelés « z -Statistique » car la distribution des rapports du coefficient sur son écart type ne suit pas une loi de Student, comme dans le modèle linéaire général, mais une loi normale. Cette z -Statistique s'interprète de manière classique à partir des probabilités critiques et permet la tenue de tous les tests de significativité concernant les coefficients. Afin de tester l'hypothèse : $H_0 : a_1 = a_2 = a_3 = \dots = a_k = 0$, Nous utilisons le ratio du Log vraisemblance. Soit la statistique suivante :

$LR = -2 (\ln(LR) - \ln(LU))$ avec LR = valeur de la fonction du Log vraisemblance contrainte sous H_0 et LU = valeur de la fonction du Log vraisemblance non contrainte.

LR suit, sous l'hypothèse nulle H0, une distribution d'un χ^2 à k degrés de liberté. Si la statistique LR est supérieure au χ^2 lu dans la table pour un seuil déterminé, généralement de 5%, alors nous refusons l'hypothèse H0, le modèle estimé comporte au moins une variable explicative de significative. Compte tenu de la caractéristique de la variable à expliquer codée en 0 ou 1, le coefficient de détermination R^2 n'est pas interprétable en termes d'ajustement du modèle, c'est pourquoi on utilise une statistique appelée le pseudo- R^2 donnée par : $R^2 = 1 - \frac{\log(Lu)}{\log(Lr)}$

5. Résultats et discussions :

L'estimation a été effectuée sur la base des données de la banque mondiale de 1980 à 2020 en fréquence annuelles. Les résultats obtenus par le logiciel Eviews sont présentés ci-après :

Tableau N° 2 : Estimation des variables

Dependent Variable: CRISE				
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)				
Date: 02/14/22 Time: 14:24				
Sample: 1980 2020				
Included observations: 41				
Convergence achieved after 6 iterations				
Coefficient covariance computed using observed Hessian				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
CP	0.081505	0.035062	2.324604	0.0201
CROISSPIB	-1.409830	0.529369	-2.663226	0.0077
M2_RESV	0.398839	0.199871	1.995481	0.0460
RÉSRV	-2.38E-10	1.18E-10	-2.011728	0.0442
INF	-0.473079	0.311493	-1.518747	0.1288
C	9.372110	5.016416	1.868288	0.0617
McFadden R-squared	0.519691	Mean dependent var	0.439024	
S.D. dependent var	0.502433	S.E. of regression	0.350246	
Akaike info criterion	0.951371	Sum squared resid	4.293528	
Schwarz criterion	1.202138	Log likelihood	-13.50311	
Hannan-Quinn criter.	1.042687	Deviance	27.00622	
Restr. deviance	56.22679	Restr. log likelihood	-28.11340	
LR statistic	29.22057	Avg. log likelihood	-0.329344	
Prob(LR statistic)	0.000021			
Obs with Dep=0	23	Total obs	41	

Source : Auteur

5.1. Interprétation statistique :

À la lecture des résultats, nous observons que toutes les variables incluent dans le modèle sont significatifs au seuil de 5%, y compris la constante C. par contre, la variable INF (l'inflation) semble n'est pas significatif, sa probabilité est supérieure à 5%. Ainsi, La statistique de la Log vraisemblance est égale à LR = 29,22 que l'on compare à un χ^2 lu dans la table à un seuil de 0,95 % et à 4 degrés de liberté, $\chi^2_{2, 0,95} = 9,28 < 52,35$, donc rejet de H0. Le pseudo- R^2 est égale : $R^2 = 1 - \frac{\log(Lu)}{\log(Lr)} = 1 - \left(\frac{-13,503}{-28,12}\right) = 1 - 0,483 = 0,52 = 52\%$ Avec : LU = Log likelihood ; LR = Restr. Log likelihood ; LR = LR statistic, on peut dire que notre modèle est validé sur le plan statistique.

5.2. Le test de Hosmer-Lemeshow :

La vérification de la qualité du modèle logit estimé ou la bonté de l'ajustement par le teste de Hosmer-lemshow : Les hypothèses du test de Hosmer-lemshow sont :

- H_0 : L'ajustement est bon/ Goodness of fit (proba > 5%)
- H_1 : L'ajustement n'est pas bon (proba < 5 %).

Dans notre cas, le test Hosmer-lemeschow s'est opéré par le logiciel Eviews, ainsi, nous présentons le résultat comme suit :

Tableau N°3 : test de Hosmer-Lemeshow

Goodness-of-Fit Evaluation for Binary Specification								
Andrews and Hosmer-Lemeshow Tests								
Equation: EQ01								
Date: 02/14/22 Time: 14:40								
Grouping based upon predicted risk (randomize ties)								
	Quantile of Risk		Dep=0		Dep=1		Total Obs	H-L Value
	Low	High	Actual	Expect	Actual	Expect		
1	0.0073	0.0212	4	3.94332	0	0.05668	4	0.05749
2	0.0215	0.0479	4	3.86719	0	0.13281	4	0.13737
3	0.0514	0.0724	3	3.75955	1	0.24045	4	2.55278
4	0.0880	0.1778	4	3.48665	0	0.51335	4	0.58893
5	0.2384	0.3028	3	2.96449	1	1.03551	4	0.00164
6	0.3052	0.4216	2	2.52289	2	1.47711	4	0.29347
7	0.5339	0.6927	3	1.57149	1	2.42851	4	2.13882
8	0.7052	0.9169	0	0.68528	4	3.31472	4	0.82696
9	0.9631	0.9676	0	0.13682	4	3.86318	4	0.14167
10	0.9799	0.9945	0	0.06231	5	4.93769	5	0.06310
Total			23	23.0000	18	18.0000	41	6.80223
H-L Statistic			6.8022		Prob. Chi-Sq(8)		0.5581	
Andrews Statistic			25.4414		Prob. Chi-Sq(10)		0.0046	

Source : Auteur

La probabilité associée à la statistique de Hosmer-Lemeshow /HL Statistic calculée étant >5% (soit, prob=0.5581), il y a lieu considérer que l'ajustement est bon.

5.3. La qualité de prévision :

Le logiciel Eviews, propose une table permettant d'appréhender les qualités prévisionnelles du modèle sur l'échantillon en comparant la probabilité estimée pour un individu i d'être $y_i = 1$ ($P(\text{Dep} = 1)$) au seuil arbitraire de 50 % à la valeur observée des $y_i = 0$ ou 1.

Tableau N°4 : Qualité des prévisions

Date: 02/14/22 Time: 20:16 Success cutoff: C = 0.5						
	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)≤C	20	4	24	23	18	41
P(Dep=1)>C	3	14	17	0	0	0
Total	23	18	41	23	18	41
Correct	20	14	34	23	0	23
% Correct	86.96	77.78	82.93	100.00	0.00	56.10
% Incorrect	13.04	22.22	17.07	0.00	100.00	43.90
Total Gain*	-13.04	77.78	26.83			
Percent Gai...	NA	77.78	61.11			

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	18.75	4.25	23.00	12.90	10.10	23.00
E(# of Dep=1)	4.25	13.75	18.00	10.10	7.90	18.00
Total	23.00	18.00	41.00	23.00	18.00	41.00
Correct	18.75	13.75	32.49	12.90	7.90	20.80
% Correct	81.50	76.36	79.24	56.10	43.90	50.74
% Incorrect	18.50	23.64	20.76	43.90	56.10	49.26
Total Gain*	25.40	32.46	28.50			
Percent Gai...	57.86	57.86	57.86			

Source : Auteur

Ici, pour les individus (23) pour lesquels $y_i = 0$, le modèle indique que 20 individus ont une probabilité estimée de réussite inférieure à 50 %. Dans 86,96 % des cas, les échecs sont donc correctement prévus. Pour les individus (18) pour lesquels $y_i = 1$, le modèle indique que 14 individus ont une probabilité estimée supérieure à 50 %. Dans 77,78 % des cas, les réussites sont correctement prévues. Ceci veut dire, le taux d'erreur est donc faible.

5.4. Interprétations économiques :

Le modèle logit estimé permet de prédire l'occurrence de la survenue d'une crise à crédit au secteur privé, la croissance du PIB, le ratio M2/ réserve et les réserves internationales. Le model s'écrit de la manière suivante :

Crise = f (crédit aux secteurs privé ; la croissance du PIB ; M2/réserves ; les réserves internationales)

$$\text{Log}\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = 0,0081*CP - 1,4098*CROISSPIB + 0,3988*M2/RESV - 2,38*RESV + 9,3721 + e_i$$

$$e^{0,0081*CP - 1,4098*CROISSPIB + 0,3988*M2/RSRV - 38*RESV + 9,3721 + e_i}$$

Avec $\pi_i = \frac{e^{0,0081*CP - 1,4098*CROISSPIB + 0,3988*M2/RSRV - 38*RESV + 9,3721 + e_i}}{1 + e^{0,0081*CP - 1,4098*CROISSPIB + 0,3988*M2/RSRV - 38*RESV + 9,3721 + e_i}}$

e_i = Résidu d'estimation

Les crédits accordés aux secteurs privés agissent positivement sur l'indice de crise, ceci dire que, l'augmentation des crédits accordés aux secteurs privés peut augmenter la probabilité de la survenance d'une crise. De même, la variable, M2/Réserves agit positivement sur l'indice de crise, ce qui revient à dire que la hausse de ce ratio peut augmenter la probabilité de crise. Ainsi, une croissance positive du ratio de M2 par rapport aux réserves de change se traduit par un accroissement de la probabilité de détresse en raison essentiellement à la hausse des tensions sur les liquidités bancaires. Par ailleurs, Les réserves internationales nettes agissent négativement sur la probabilité de survenance de la crise, donc la diminution de réserves

détenues par la banque centrale peut conduire à l'augmentation de la probabilité de crise. En fin la croissance du PIB est un facteur négatif de crise, c'est-à-dire que la baisse du taux de croissance peut conduire à l'augmentation de la probabilité de crise. Une hausse de la croissance économique se traduit par une amélioration des conditions économiques et financières des banques. Donc notre modèle semble être valide sur le plan économique.

Enfin nous pouvons calculer la probabilité de la survenance d'une crise financière à travers le calcul de l'odds-ratio :

$$\text{Chance réussir} = \frac{\text{probabilité réussir}}{\text{probabilité ne pas réussir}} = \text{Odds ratio}$$

L'odds-ratio ou le ratio de chance :

Prenant les caractéristiques suivantes : croissance du PIB CROISSPIB= -3,1214 ; M2/RESV= 3,3363 ; les crédits privés (CP)= 46,47 et les réserves internationales = 2,863 Mrs

$$\text{Log}\left(\frac{Pi}{1-Pi}\right) = 0,0081*CP - 1,4098*CROISSPIB + 0,3988*M2/RESV - 2,38*RESV + 9,3721 + ei$$

$$e^{0,0081*46,47 - 1,4098*-3,1214 + 0,3988*3,3363 - 2,38*2,863 + 9,3721}$$

Avec pi = $\frac{1 + e^{0,0081*46,47 - 1,4098*-3,1214 + 0,3988*3,3363 - 2,38*2,863 + 9,3721}}{1 + e^{0,0081*46,47 - 1,4098*-3,1214 + 0,3988*3,3363 - 2,38*2,863 + 9,3721}}$

$$\text{Log}\left(\frac{Pi}{1-Pi}\right) = -0,70$$

$$\left(\frac{Pi}{1-Pi}\right) = e^{-0,70}$$

$$\left(\frac{Pi}{1-Pi}\right) = 0,49 \text{ donc } Pi = \frac{0,49}{1+0,49} = 0,33$$

On peut dire ici que, si le taux de croissance du PIB atteint -3,1214, les crédits accordés au secteur privé 45,47 et si le ratio M2/RSRV atteint 3,3363 et les réserves internationales atteignent 2,863 Mrs la probabilité de la survenance de la crise et égale 30%.

Matrices de confusion :

Il est judicieux de construire ce que l'on appelle une matrice de confusion. Elle confronte toujours les valeurs observées de la variable dépendante avec celles qui sont prédites, puis comptabilise les bonnes et les mauvaises prédictions. Son intérêt est qu'elle permet à la fois d'appréhender la quantité de l'erreur (le taux d'erreur) et de rendre compte de la structure de l'erreur (la manière de se tromper du modèle).

Tableau N° 5: Matrice de confusion

Y*Ŷ	Crise prévue par le modèle	Absence de crise prévue par le modèle	Total
Crises observées	a=14	b=3	a+b=17
Absence de crises	c=4	d=20	c+d=24
	a+c	c+d	n=a+b+c+d=41

Source : Auteurs

De multiples indicateurs peuvent être déduits de la forme générique de la matrice de confusion, afin de rendre compte de la concordance entre les valeurs observées et prédites. Nous nous concentrons sur les ratios suivants : en d'autres termes, ce sont les vrais positifs.

Les observations positives qui le reflètent réellement sont celles qui ont été classées comme telles. b sont les faux positifs, ou les observations qui sont classées positivement, mais qui sont en fait négatives. De la même manière que b sont les faux négatifs et d les vrais négatifs. Le pourcentage d'erreurs est égal au nombre de classifications incorrectes divisé par l'effet totales. Il estime la probabilité que le modèle ait une mauvaise classification.

$$\begin{aligned}\epsilon &= \frac{b+c}{n} = 1 - \frac{a+d}{n} \\ &= 1 - \frac{14+20}{41} \\ &= 0,17 = 17\%\end{aligned}$$

Ici on peut dire, que le taux d'erreur est donc faible. De même, on peut calculer le taux de succès correspond à la probabilité de bon classement du modèle, c'est le complémentaire à 1 du taux d'erreur, il s'écrit comme suit :

$$\begin{aligned}\Theta &= \frac{a+d}{n} = 1 - \epsilon \\ &= 1 - 0,17 \\ &= 0,83 = 83\%\end{aligned}$$

A travers le résultat de ce calcul, on constate que le taux de succès est élevé. Ainsi on a la sensibilité (ou le rappel, ou encore le taux de vrais positifs [TVP]) indique la capacité du modèle à retrouver les positifs, qui est sous la forme suivante :

$$\begin{aligned}\text{Se} = \text{Sensibilité} = \text{TVP} = \text{rappel} &= \frac{a}{a+b} \\ &= \frac{14}{14+3} = 0,82 = 82\%\end{aligned}$$

6. Conclusion

Même dans les pays où le système financier n'est pas très développé, les crises financières peuvent traverser les frontières internationales et avoir un impact négatif sur l'économie réelle. Dans ce contexte, il est judicieux de prendre en compte les méthodes développées pour assurer la résilience et la stabilité du système financier dans son ensemble. Plusieurs pays continuent de travailler à la mise en œuvre d'une politique de prévention des risques systémiques afin de réduire les coûts en cas de survenance d'une crise financière.

C'est ainsi que nous avons jugé très utile que les institutions et les autorités de régulation financière doivent se doter d'une politique de prévention pour faire face et d'atténuer les effets des crises financières, dont le développement des indicateurs d'alerte précoce peuvent constituer un outil efficace pour la résilience du système financier et consolider les politiques préventives des institutions financières.

En effet, les indicateurs d'alerte précoce sont des outils qui ont un caractère préventif dans la mesure où ils peuvent prédire à l'avance les vulnérabilités d'un système financier et la survenance des crises. Ils permettent également d'identifier les principaux facteurs macroéconomiques et financiers qui peuvent influencer la probabilité d'apparition d'une crise financière.

L'objectif principal de ce papier, était de développer un système d'alerte précoce relatif au système financier marocain, tout en prenant en considération les divers travaux de recherche réalisés dans ce sens. Les résultats de notre modèle logit nous a permis d'estimer la probabilité de survenance d'une crise financière. Pour ce faire, plusieurs variables macroéconomiques et financières ont été utilisées dans la modélisation, mais la plupart n'ont pas été significatives dans l'explication des crises. C'est pourquoi nous avons retenu seulement celles qui ont un impact sur la probabilité de crises.

Le résultat du modèle économétrique logit nous a permis de tirer les conclusions suivantes : l'augmentation de la part des crédits accordés aux secteurs privés est associée à une augmentation de la probabilité d'une détresse financière. Ainsi que, la baisse du taux de

croissance peut conduire à l'augmentation de la probabilité de la survenance d'une crise, parallèlement, une hausse de la croissance économique se traduit par une amélioration des conditions économiques et financières des banques. En outre, une croissance positive du ratio de M2 par rapport aux réserves de change se traduit par un accroissement de la probabilité de détresse qui est due essentiellement à la hausse des tensions sur les liquidités bancaires. Toutefois, la diminution de réserves détenues par la banque centrale peut rendre la probabilité de la survenance d'une crise financière élevée.

Références

- (1) Firano Zakaria, Filali A. Fatine, Prédiction des difficultés bancaires : un modèle d'alerte précoce pour le cas du Maroc, juillet 2019,
- (2) Zaghdoudi, Taha, Banking crisis detection model based on a panel logistic approach, May 2015, MPRA Paper, p 4.
- (3) Alain Angora, Amine Tarazi, Crises bancaires dans les pays de l'UEMOA : Un système d'alerte avancée fondé sur une approche logit multinomiale, Submitted on 5 Feb 2013.
- (4) Ali Ari. Globalisation financière et fragilité économique et bancaire : une modélisation d'un système d'indicateur d'alerte pour l'économie turque, 26 Mai 2010.
- (5) E Philip Davis and Dilruba Karim, COMPARING EARLY WARNING SYSTEMS FOR BANKING CRISES, Brunel University and NIESR West London
- (6) Bourbonnais, R (2015), Econométrie : cours et exercices corrigés, 9^e édition, ED, DUNOD, Paris P.392.
- (7) Hosmer, Jr, D W. Lemeshow, S. Sturdivant, R, X (2013) applied logistic regression (VOL. 938, John Wiley, Sons.
- (8) Identifying early warning indicators for real estate-related banking crises, Ferrari, Stijn; Pirovano, Mara; Cornacchia, Wanda.
- (9) Banking crises recessions: what can leading indicators tell us? Matthew Corder and Martin Weale, September 2001.
- (10) stabilité financière : définitions, fondements théoriques et politique macro prudentielle, ROUIESSI Imane, document de travail de banque AL-MAGHRIB, juillet 2016.
- (11) Blanco H. et Garber P.M. (1986), « Recurrent devaluation and speculative attacks on the Mexican peso », Journal of Political Economy, 94, pp.148-166.
- (12) Cumby R.E. et Van Wijnbergen S. (1989), « Financial policy and speculative runs with a crawling peg: Argentina 1979-1981 », Journal of International Economics, 27, pp.111-127.
- (13) Kaminsky G.L. et Reinhart C.M. (1999), « The twin crises: The causes of banking and balance-of-payments problems », American Economic Review, 89-3, pp.473-500.
- (14) Arias G. (2004), « Crises de change et système d'alerte : Une application aux pays émergents asiatiques », Thèse de Doctorat, Université de la Méditerranée Aix Marseille II.
- (15) Delphine Lahet (2003), « les crises financières, mécanismes de déclenchement et de contagion, page 6.

- (16) Faouzi Abdenmour, Siham Houhou, Septembre 2008, .un modèle d'alerte précoce de difficultés bancaires pour les pays émergents. *Economie Internationale* 114, P 69-92.