



Munich Personal RePEc Archive

# **Banking crisis early warning model based on a bayesian model averaging approach**

Zaghdoudi, Taha

Université de Jendouba, Faculté des Sciences Juridiques  
Economiques et de Gestion de Jendouba, Tunisie

19 May 2014

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/69262/>

MPRA Paper No. 69262, posted 05 Feb 2016 20:06 UTC

# Modèle d'alerte des crises bancaires basé sur une approche bayésienne

Taha Zaghdoudi  
Université de Jendouba  
Faculté des Sciences Juridiques Économiques et de Gestion de Jendouba

May 2014

## Résumé

La succession des crises bancaires qui dans la plupart se sont soldés par des pertes économiques et financières énormes, ont incité plusieurs auteurs à les étudier en profondeur pour mieux y remédier. Ces auteurs ont construit des modèles d'alerte précoce pour prévenir leurs survenues. C'est dans cette même lignée que notre étude prend son inspiration. En particulier, nous avons développé un modèle d'alerte des crises bancaires basé sur une approche Bayésienne. Les résultats de cette approche nous ont permis d'identifier l'implication de la baisse de la rentabilité bancaire, la détérioration de la compétitivité de l'intermédiation traditionnelle, la concentration bancaire et la hausse du taux d'intérêt réel dans le déclenchement des crises bancaires.

**Mots clés :** Crise bancaire, bayesian model averaging

**JEL :**G01,C11

## Banking crisis early warning model based on a bayesian model averaging approach

### Abstract

The succession of banking crises in which most have resulted in huge economic and financial losses, prompted several authors to study their determinants. These authors constructed early warning models to prevent their occurring. It is in this same vein as our study takes its inspiration. In particular, we have developed a warning model of banking crises based on a Bayesian approach. The results of this approach have allowed us to identify the involvement of the decline in bank profitability, deterioration of the competitiveness of the traditional intermediation, banking concentration and higher real interest rates in triggering bank crisis.

**Keywords:** Banking crisis, bayesian model averaging

**JEL Classification:**G01,C11

## 1 Introduction

Après la survenue de la crise Mexicaine (1994-1995) et asiatique (1997-1998), la nécessité de prévenir les crises a été vivement ressentie, en particulier parmi les pays développés, émergents et les institutions financières internationales. La crise économique mondiale qui a commencé par la crise du marché hypothécaire américain, sans équivoque montre que les économies développées ne paient même pas assez d'attention aux modèles d'alerte précoce des crises bancaires. Ce pendant, ces modèles, même lorsque mis en œuvre, ne sont pas utilisés de manière adéquate. De plus, ils ne prennent pas en considération certains variables jugées responsables des mutations des comportements des banques qui adoptent des positions de plus en plus à

risque. Encore, il est à remarquer qu’au cours des décennies précédentes ces modèles sont principalement appliqués à la détection des crises de change et rarement aux crises bancaires. Par exemple, le fond monétaire internationale (FMI), utilise un système d’alerte avancée (MAA) pour contrôler les crise de changes, mais n’a pas un MAA explicite pour les crises bancaires. De même, les institutions du secteur privé se concentrent seulement sur les crises de changes. Cela reflète en partie le niveau historiquement élevé de la prévalence des crises de change; dans une étude sur 20 pays,[Kaminsky and Reinhart, 1999]ont constaté que pendant les années 1970 il y’ avait 26 crises de change et seulement 3 crises bancaires en raison de la répression financière. Mais, durant la période pots-libéralisation des années 1980 et 1990, les crises bancaires ont quadruplé. D’autant plus que d’autres crises sont à prévoir dans les pays émergents qui subissent la libéralisation financière, tandis que dans les économies développées, les marchés financiers titrisés développaient de nouveaux produits d’ingénierie financière dont le comportement n’est pas encore pris en compte.

Ce travail est composé de trois sections. Dans une première nous présentons une revue de littérature des principaux modèles d’alerte avancée antérieurs ainsi que leurs limites respectives. Puis dans une seconde section nous proposons notre méthodologie selon laquelle est développé notre modèle hybride. Ensuite dans une dernière section, présenter les résultats empiriques et comparer la capacité prédictive du nouveaux modèle avec ceux antérieurs.

## 2 Revue de Littérature

La vaste littérature empirique indique en général, l’existence de deux approches pour la conception de systèmes d’alerte précoce et qui sont les plus couramment utilisés. La première approche est une approche non-paramétrique et dite de signaux, elle compare le comportement des indicateurs économiques pour la période avant et pendant la crise. Cette approche développée par [Kaminsky, Lizondo, and Reinhart, 1998] , et [Kaminsky and Reinhart, 1999], est également connu comme la méthode KLR. La seconde approche est paramétrique, elle calcule la probabilité de survenance de la crise bancaire en utilisant des modèles à variables dépendantes discrètes, estimant généralement une régression probit ou logit ( [Demirgüç-Kunt and Detragiache, 1997]; [Eichengreen and Rose, 1998]) . Outre que ses deux approches, il y’ à celles basées sur les modèles d’intelligence artificielle et d’apprentissage automatique qui prennent le devant par leur capacité supérieure en terme de prédiction tel que les réseaux de neurones artificielles (RNA) et les machines à vecteurs supports (SVM) que nous avons testé empiriquement dans le troisième chapitre de cette thèse. Malgré leurs supériorité, ces modèles d’apprentissage automatiques ne produisent pas d’inférences statistiques interprétantes des variables explicatives d’où leur appellation de “ boîte noire ”.

La plupart des modèles non-paramétriques et paramétriques utilisent une représentation discrète des crises, principalement les modèles basés sur l’approche des signaux et les modèles logit et probit. Avec ces modèles à choix discret, une alarme de survenance de crise est émise quand la probabilité atteint un certain seuil. Par la suite, ces modèles à repense binaire logit ou probit appliqués à l’origine par [Berg and Pattillo, 1999] ont été remplacés par des modèles multinomiaux par Bussière et [Bussiere and Fratzscher, 2006]. Ces derniers auteurs ont étendu le choix discret de deux États (oui / non) à plusieurs, tels que crise, post-crise, et des périodes tranquilles. D’autre part, et selon l’approche de signalisation proposé par [Kaminsky et al., 1998], une alarme de crise est émise si le voyant d’avertissement atteint un certain seuil. Le seuil peut être défini en fonction du rapport signal-sur-bruit pour réduire au minimum les erreurs de type I et de type II (fausses alarmes). Ce pendant, un inconvénient de taille heurte la performance de ses modèles qu’est le caractère discret de la variable explicative. Cette dernière est souvent crée à partir d’un indice simple ou composé dans une première étape, et dans une seconde subit une transformation pour la rendre binaire. Du reste, un problème d’échelle ou de seuil suite au quel on décide du critère discret à mettre oui ou non 1 ou 0.

Récemment, des indicateurs continus des crises ont été proposées par [Rose and Spiegel, 2011] ; [Frankel and Saravelos, 2012] . Ces nouveaux indicateurs donnent au modèle d’alerte avancée la possibilité d’expliquer l’ampleur réelle des couts réels ou les mouvements nominaux sans la nécessité de décider si l’échelle est suffisamment élevée pour produire une valeur “ 1 ”. De plus ces indicateurs continus ne souffrent pas d’un manque de variation de la variable dépendante lorsque trop peu de situations de crise sont observés dans l’échantillon de données. En outre, il n’y a pas de problème avec la datation des périodes de début et de fin

exactes des crises, un problème qui est difficile à surmonter dans les approches discrètes. D'autre part, les modèles d'alertes précoces basées sur les méthodes d'intelligences artificielles et apprentissage automatique, ne permettent pas de fournir des résultats interprétables sur les variables explicatives du modèle étudié, malgré qu'elles surpassent les modèles classiques paramétriques et non paramétrique en terme de pouvoir prédictif. De plus, la performance de ses modèles est impérativement liée aux bon choix au préalable des paramètres d'apprentissages (Gamma, Cost) ainsi que la taille des données d'apprentissage et de test de faute à avoir un résultat moindre ou sur-ajuster.

### 3 Méthodologie

Comme l'a évoqué la littérature sur les modèles d'alertes avancées (MAA) dans la section 2, il existe un réel problème d'incertitude concernant le choix des bons variables qui doivent être inclus dans un MAA. Par conséquent, il est nécessaire de tenir compte systématiquement de cette incertitude du modèle. [Koop and Potter, 2003] , montre qu'en présence d'un grand nombre de variables candidates dans un modèle de régression, induit deux importants inconvénients dans l'utilisation de l'approches traditionnelles. Tout d'abord, mettre toutes les variables possibles dans une régression n'est pas souhaitable, puisque les erreurs types augmentent si les variables pertinentes sont incluses. Deuxièmement, si nous testons séquentiellement la qualité d'ajustement du modèle avec les critères d'informations AIC-BIC afin d'exclure les variables sans importance, nous pourrions nous retrouver avec des résultats trompeurs car il y'a une possibilité d'exclure la variable pertinente chaque fois que le test est effectué.

Le modèle Bayésien (BMA) tient compte de l'incertitude de modèle en passant par toutes les combinaisons du modèle qui peuvent survenir dans un ensemble donné de variables. Nous sollicitons le modèle BMA pour détecter les indicateurs d'alertes précoce les plus robustes parmi un panel de 25 variables potentiels. Nous considérons le modèle de régression linéaire suivante:

$$y = \alpha_i + X_i \beta_i + \varepsilon \text{ où } \varepsilon \sim (0, \sigma^2 I) \quad (3.1)$$

où  $y$  représente la variable de crise binaire,  $\alpha_i$  la constante,  $\beta_i$  le vecteur des coefficients et  $\varepsilon$  le terme d'erreur bruit-blanc.  $X_i$ , désigne un sous-ensemble de toutes les variables explicatives pertinentes disponibles. Dans notre cas d'étude ils représentent les indicateurs potentiels d'alerte avancée. le nombre  $k$  de variables explicatives potentielles donne  $2^k$  modèles potentiels. L'indice  $i$  est utilisé pour se référer à un modèle spécifique de ces  $2^k$  modèles. L'information provenant des modèles est ensuite répartie moyennement à l'aide des probabilités postérieure du modèle qui sont données par le théorème de Bayes:

$$p(M_i | y, X) \propto p(y | M_i, X) p(M_i) \quad (3.2)$$

avec  $p(M_i | y, X)$  est la probabilité postérieure du modèle, qui est proportionnelle à la probabilité marginale du modèle  $p(y | M_i, X)$  multipliée par la probabilité a priori du modèle  $p(M_i)$ .

La robustesse d'une variable dans l'explication de la variable dépendante peut être capturé par la probabilité qu'une variable donnée est incluse dans la régression. Pour ce faire nous calculons la probabilité postérieure d'inclusion (PIP), qui est donnée par:

$$PIP = p(\beta_i \neq 0 | y) = \sum_{\beta_i} p(M_i | y)$$

Le PIP capte la mesure par laquelle nous pouvons évaluer la robustesse de la relation d'une variable explicative potentielle avec la variable dépendante. Les variables ayant une grande PIP peuvent être considérées comme des déterminants robustes de la variable dépendante, tandis que les variables ayant une faible PIP sont réputées ne pas être liées avec robustesse à la variable dépendante.

Par ailleurs, il serait impossible de passer par tous les modèles possibles si on a un nombre très élevé de variables explicatives potentielles. Pour cela, nous utilisons la méthode de comparaison des modèle par la chaine de Markov Monte Carlo (MC<sup>3</sup>) développée par Madigan et York (1995). La méthode MC<sup>3</sup> est capable de se concentrer sur les régions du modèle où il y a une forte probabilité de modèle postérieur et est donc en mesure de se rapprocher de la probabilité à postériori exacte d'une manière plus efficace.

## 4 Données et variables

### 4.1 Les Données

Les données utilisés dans cette étude sont collectés à partir de quatre bases de données relativement, celles de la banque mondiale 2012-2013, le fond monétaire internationale, Bankscope et celle de Thorsten Beck, Asli Demirgüç-Kunt and Ross Levine, (2011). Ces données sont relatifs à un panel de 22 pays qui ont subi une crise bancaire entre 1990 et 2011: Argentine, Colombie, France, Allemagne, Grèce, Indonésie, Irlande, Italie, Japon, Corée du Sude, Malaisie, Mexique, Philippines, Pologne, Portugal, Espagne, Thaïlande, Tunisie, Turquie, Grande Bretagne, Les Etats Unis d'Amérique et l'Uruguay.

### 4.2 Variable dépendante

Pour identifier les épisodes de crises bancaires, ils existent deux principales méthodes couramment utilisées dans la littérature. La première, se réfère principalement aux dates des crises en accordant une valeur " 1 " à l'année de la crise et " 0 " lorsqu'il n'y a pas de crise. Mais cette méthode fixe ne reflète pas la réalité de la crise qui peut se prolonger sur plusieurs années. La seconde méthode se base sur la construction d'indice de crise. Cette dernière présente un réel problème qu'est le choix du seuil à partir du quel on transforme la variable continue en une réponse binaire " 1 " pour crise et " 0 " sinon. Pour notre analyse empirique, la variable dépendante utilisée dans le modèle bayésien est l'indice (IXCR) donné par:

$$IXCR_i = \frac{(NPL_i - \bar{NPL})}{\sigma_{NPL}} \quad (3.3)$$

Cet indice est construit à partir de la variable relative au crédits non performant pour mesurer le niveau de prise de risque des banques. L'hypothèse est que durant la phase précédant une crise bancaire des comportement de prise excessive de risque élevée sont à enregistrer.

Par la suite l'identification d'une crise bancaire ne peut pas revêtir l'aspect binaire puisqu'elle n'est pas le résultat d'une naissance instantané mais plutôt le résultat d'un cumule d'évènements suspects précédant. C'est pourquoi dans ce qui suit et contrairement à la plupart des études précédentes sur les modèles d'alertes précoce des crises bancaire, nous allons utilisé une variable continue au lieux d'une binaire.

### 4.3 Variables indépendantes

Multiplés sont les indicateurs candidats pour la construction d'un système d'alerte des crises bancaires. On ce qui concerne notre présente étude nous sollicitons les principales variables macroéconomiques, microéconomiques et de prises de risques des banques, données par le Tableau 2.

En effet, la faiblesse du taux de croissance économique (GPIB) est susceptible de refléter des chocs macroéconomiques défavorables qui nuisent aux banques par des taux plus élevés de prêts non-performants ([Demirguc-Kunt and Detragiache, 1997]). Mais, dans une période de croissance économique assez favorable, les gestionnaires de crédits ont tendance au laxisme en accordant plus de crédits sans pour autant avoir des informations sur la capacité de solvabilité au préalable de leurs clients. De tels comportements augmentent le risque de crédit et accroît la probabilité de survenance d'une crise bancaire.

Par ailleurs, l'augmentation à court terme du taux d'intérêt réel (TIR) peut être un facteur nuisible aux banques lorsque celles-ci se trouvent incapables de répercuter cette hausse sur ses clients. Cependant, la baisse du taux d'intérêt réel peut attirer les investisseurs ainsi que les emprunteurs risqués. Ces derniers, malgré les faibles taux empruntent aujourd'hui tout en croyant réaliser des gains plu-tard, mais si ce n'est pas le cas ils deviennent insolubles et augmentent alors le taux des crédits non-performants des banques ainsi que la probabilité de faillite puis d'un effondrement systémique. En outre, et selon l'hypothèse de [Reinhart and Rogoff, 2013], un taux élevé d'inflation (INF) signifie d'une part, l'imminence d'une mauvaise gestion macroéconomique et d'autre part, la création d'une bulle des prix.

D'un autre coté, le ratio relatif à la masse monétaire par rapport aux réserves de changes de la banque centrale (M2R) nous permet de détecter une possible sortie soudaine des capitaux étrangers ainsi que la

vulnérabilité des pays aux problèmes de balance de paiement. Ainsi, un ratio élevé de M2 à des réserves de change est supposée augmenter la probabilité d'une crise bancaire.

La croissance du taux des crédits accordés au secteur privé (Crp) et son volume par rapport aux avoirs en dépôts (TCTD, CrpTD), implique une augmentation du risque de sélection adverse ainsi qu'une hausse du volume des créances douteuses. En effet, le volume des prêts accordés par les banques témoigne souvent de la présence d'asymétrie d'information et d'une baisse considérable du contrôle sur les prêts. L'expansion des crédits reflète, d'une part, l'amélioration de la situation économique du pays dans une période de croissance économique qui est favorable, et d'autre part, la défaillance de gestion bancaire des prêts exposant les banques à des risques de contre partie et de crédit permettant la survenance de crise. C'est pourquoi l'étude du volume des prêt est nécessaire dans la mesure où elle nous permet d'évaluer le degré d'exposition des banque aux risques y afférents. Toutefois, le risque d'illiquidité est souvent mis en premier rang des risques qui peuvent nuire à la santé d'un système bancaire tout entier. L'illiquidité est fréquemment responsable de plusieurs crises bancaires auparavant (l'Argentine, Mexique...) provoquées par une course effrénée aux guichets de la part des déposants pour retirer leurs avoirs en banque. Cet assèchement, dans tous les cas peut être estompé par le recours à l'aide des autorités monétaires et financières (PDR). Le prêteur en dernier ressort comme son nom l'indique, prête aux établissements de crédits des prêts pour financer les crédits de leurs clients à fin d'éviter une éventuelle fuite entraînant un mouvement de retrait de masse et de panique bancaire qui peut affecter tout le système bancaire.

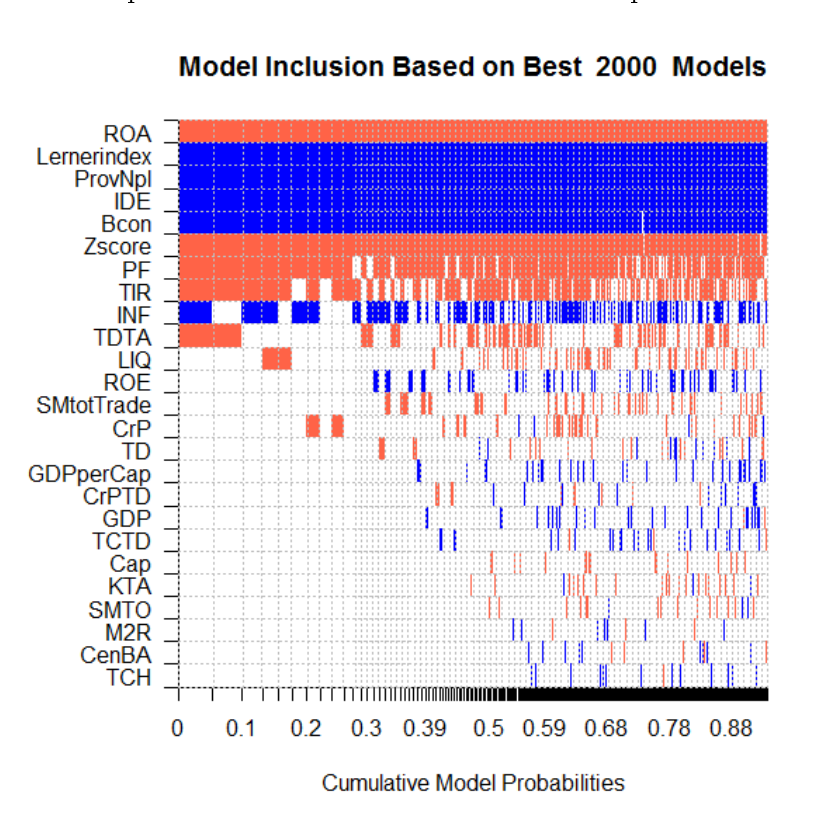
Le recours au prêteur en dernier ressort fréquemment, peut nous renseigner sur la santé des banques. Un système bancaire qui présente des carences en liquidité devrait se tourner vers la banque centrale pour financer ses crédits. Les banques en difficulté vont alors afficher une fréquence de recours au PDR un peut élevée que les autres banques, et pour mesurer cette fréquence, nous avons utilisé la variable (CenBa) qui devrait être élevée pour un système bancaire fragile. Dans la phase qui précède une crise bancaire et après une ouverture de la finance, survient une période de croissance et de rentabilité forte. Les variables mesurant la rentabilité bancaire (ROE, ROA, PF), illustre l'hypothèse que les banques qui spéculent et qui se trouvent en difficulté au moment de la crise sont celles qui étaient les plus rentables avant la crise. De plus, les banques qui présentent une forte rentabilité sont les banques les plus liquides. Avant la survenue de la crise, les banques qui étaient à l'abri d'une panique bancaire, peuvent se trouver en manque de liquidité. Les banques qui spéculaient sont les plus rentables avant la crise mais présentaient une carence en liquidité après. Aussi, les banques qui prennent de plus en plus de risque dans la recherche du profit sont les banques qui spéculent, principalement, celles qui accordent plus d'intérêt aux activités de hors bilan (PF, SMTOT, SMTOTTrade). De plus, les banques qui s'activent hors bilan sont généralement celles qui sont concurrencées par les marchés de capitaux en termes de financement de l'économie et elles deviennent de moins en moins compétitives (LernerIndex).

## 5 Résultats

### 5.1 Sélection des indicateurs d'alerte par la méthode Bayésienne

La figure 1 affiche les 2000 meilleurs modèles découlant de l'application du modèle bayésien. Les modèles sont classés en fonction de leurs probabilités des modèles postérieure, par la suite les meilleurs modèles sont affichés sur la gauche. La couleur grise indique un coefficient estimé positif, alors que la couleur noire indique un coefficient négatif et la couleur blanche indique que la variable n'est pas incluse dans le modèle respectif. D'après la figure 1 on remarque que la majeure partie de la masse du modèle comprend des variables qui ont une probabilité postérieure d'inclusion (PIP) supérieur à 0,5.

Figure 1 – Probabilités postérieures d’inclusion des indicateurs potentiels des crises bancaires



Source: Calcul de l’auteur. Sortie du logiciel R 3.0.2.

Note : Lignes = Indicateurs d’alerte potentiels. Colonnes= Meilleurs modèle selon la vraisemblance marginale, alignés à gauche. Cellules pleines= Variables incluses dans le modèle. Bleu= signe positif. Rouge= Signe négatif.

Le Tableau 1 affiche les résultats de l’estimation du modèle bayésien, principalement la probabilité postérieure incluse pour chaque indicateur, la moyenne postérieure, l’écart-type standardisé et le signe conditionnel postérieur.

Table 1 – Résultat du Modèle BMA

Variabiles	PIP	Post Mean	Post SD	Cond.Pos.Sign	Idx
ROA	1.00000	-3.253830e-02	4.244807e-03	0.00000000	7
Lernerindex	1.00000	8.938866e-02	8.089334e-03	1.00000000	10
ProvNpl	1.00000	2.585490e-03	3.530887e-04	1.00000000	14
IDE	0.99413	2.127322e-02	5.440216e-03	1.00000000	25
Bcon	0.98858	2.993573e-03	7.809058e-04	1.00000000	9
Zscore	0.97686	-5.835223e-03	1.813897e-03	0.00000000	13
PF	0.86456	-2.802481e-03	1.456647e-03	0.00000000	23
TIR	0.71439	-2.598068e-03	1.964629e-03	0.00000000	22
INF	0.55294	2.013983e-04	2.083543e-04	1.00000000	20
TDTA	0.33889	-3.397488e-04	5.552591e-04	0.00008852	3
LIQ	0.16748	-1.791282e-04	5.745501e-04	0.00173155	5
SMtotTrade	0.16615	-1.668090e-14	4.509113e-14	0.00018056	16
ROE	0.15197	9.210689e-05	2.580281e-04	1.00000000	8
CrP	0.14192	-9.468734e-05	3.656530e-04	0.09653326	1
TD	0.08377	2.151552e-05	4.536223e-04	0.34284350	4
GDPperCap	0.08115	1.529442e-05	7.245582e-05	1.00000000	19
CrPTD	0.07556	6.180793e-06	2.198685e-04	0.50833774	6
GDP	0.06708	8.889442e-06	6.276395e-05	0.92695289	18
Cap	0.06269	-2.316322e-05	1.545825e-04	0.05088531	15
TCTD	0.06122	2.549382e-05	1.702665e-04	0.86899706	12
KTA	0.05342	-2.756236e-04	1.848696e-03	0.07431674	11
M2R	0.05015	2.357611e-06	7.811999e-05	0.63030907	21
SMT0	0.04315	-4.139284e-15	4.716505e-14	0.17589803	17
CenBA	0.03859	2.506692e-05	6.435114e-04	0.73050013	2
TCH	0.03239	1.053832e-05	1.808915e-04	0.83389935	24

Source: Calcul de l'auteur. Sortie du logiciel R 3.0.2

Sur les 25 variables explicatives, 9 ont une probabilité postérieure d'inclusion supérieure à 0.5, ce sont les indicateurs les plus importants. Ces indicateurs potentiels sont la rentabilité net des actifs (ROA), la compétitivité de l'intermédiation bancaire (LernerIndex), les provisions sur les créances douteuses (ProvNpl), les investissements directs étrangers (IDE), la concentration bancaire (Bcon), la stabilité financière des banques (Zscore), les produits nets financiers (PF), le taux d'intérêt réel (TIR) et l'inflation (INF).

Les résultats de l'estimation du modèle BMA, montre que la plus haute probabilité postérieure d'inclusion est enregistrée par la rentabilité net des actifs (ROA). Cette dernière affiche un signe négatif donc si elle augmente, elle diminue la probabilité de survenance d'une crise bancaire. Principalement, les banques les plus rentables sont capables d'une part de colmater les trous financiers qui peuvent être créés par d'éventuels non remboursements et d'autre part d'honorer leurs engagements envers leurs clients et fournir à temps la liquidité demandée. De plus, l'indicateur exprimant les produits financiers net (PF) agit négativement sur la variable crise, puisque la plupart des banques utilisent les nouvelles méthodes issues de l'ingénierie financière tel que la titrisation pour faire disparaître les créances à risques de leurs bilans tout en réalisant des profits. Ceci confirme la bonne distance par rapport au défaut des banques, enregistrée par les Zscores d'Altman [Altman, 1968]. Plus les Zscores sont élevées plus est la stabilité bancaire et donc moins est la probabilité de survenance d'une crise bancaire.

Par ailleurs, notre résultat confirme l'opinion commune que la détérioration de la compétitivité de l'intermédiation bancaire face aux marchés financiers mesurée par la variable LernerIndex joue un rôle important comme étant un indicateur d'alerte précoce des crises bancaires. L'augmentation de l'index de Lerner implique une baisse de la compétitivité bancaire en tant que financiers traditionnels de l'économie. Les investisseurs financent leurs projets d'investissement directement sur les marchés de capitaux, cette démarche incite les banquiers à prendre plus de risque en offrant plus de crédits à leurs clients de sorte à les retenir.



Cette manœuvre et plutôt périlleuse puisque la probabilité de faire une sélection adverse des demandeurs de crédits sera élevée, principalement les investisseurs à risque seront les plus attirés par l'offre bancaire. Ce résultat s'aligne avec celui de [Saurina Salas et al., 2007] qui montrent dans leur étude sur l'impacte de la compétition sur la prise de risque des banques qu'une augmentation de la compétitivité s'accouple généralement par une augmentation des crédits non performants et accroît ainsi le risque de crédit fragilisant les banques.

Outre, la compétitivité, les résultats de l'estimation montre que la concentration bancaire augmente la probabilité de survenance d'une crise bancaire. Ce résultat rejoint le camp des opposants à la thèse selon laquelle la concentration bancaire est synonyme de stabilité. [Boyd and De Nicolo, 2005] démontrent que l'argument classique de la vision "concentration-stabilité", celle qui établit que la puissance de marché génère des profits plus élevés et, par conséquent, une plus grande stabilité, est au moins incomplète, et probablement fautive, parce qu'elle néglige les effets de pouvoir de marché et des coûts des prêts sur le comportement de l'emprunteur. Selon ces auteurs, les taux d'intérêt élevés pratiqués par les banques incitent les entreprises qui prennent des prêts à assumer les risques plus élevés, ce qui finirait par augmenter le risque systémique. Par ailleurs, et selon [Mishkin, 1999], en faisant une comparaison avec les systèmes moins concentrés, les structures plus concentrées reçoivent davantage de subventions publiques, ce qui pourrait créer un problème d'aléa moral en encourageant les banques d'une plus grande importance à assumer des risques plus élevés, ce qui augmente la fragilité du système.

Toutefois, la variable relative à l'investissement direct étranger (IDE) est paradoxalement significativement positive. C'est à dire que les IDE impactent positivement la probabilité de survenance d'une crise bancaire. Cela peut être expliqué par le fait que lorsque les IDE augmentent, l'activité économique ainsi que celle de crédit augmentent aussi, mais avec le passage du temps, la confiance des investisseurs s'atténue, ou ils anticipent une potentielle dépréciation des taux d'intérêt après une entrée massive de monnaies étrangères ou ils prévoient la survenue d'une crise financière dans le pays ce qui les pousse à retirer leurs avoirs en banque créant un reflux les rendant illiquides. Aussi, le ralentissement du rythme des activités économiques dans le pays, peut se traduire par l'incapacité des emprunteurs à rembourser les prêts. Du reste, et en raison de l'augmentation des IDE, les prêts domestiques augmentent plus que le revenu des ménages et des entreprises ce qui explique les résultats de la croissance des créances douteuses par le retrait soudain des investissements étrangers. Ce pendant notre résultat s'aligne avec celui dégagé par [Calvo and Mendoza, 2000] et [Festić et al., 2011] .

D'autre part, on remarque que l'augmentation du taux d'inflation et la baisse du taux d'intérêt réel impactent positivement la probabilité de survenance d'une crise bancaire. En effet, la crise financière et bancaire aux États-Unis en 2007 a été précédée par une baisse du taux d'intérêt réel favorisant l'augmentation des crédits immobiliers et la formation d'une bulle immobilière qui a fini par s'éclater créant par la suite la crise mondialement reconnue par ses dégâts financiers et économiques. Au premier abord, un effet de substitution vers des actifs plus risqués est produit après une période de faibles taux d'intérêt. En effet, le premier canal de prise de risque suppose que pendant une période de baisse du taux d'intérêt réel, les banques deviennent moins averses au risque et leur appétit pour le risque augmente. Cela se traduit par une multitude de changements dans le comportement des banques dont, l'augmentation des investissements dans les actifs risqués. Selon [Rajan, 2005] des taux d'intérêt sur les placements sans risque pourraient pousser les banques à investir davantage dans l'investissement à rendement plus élevé qui sont aussi plus risqués.

D'un autre côté, le canal de la prise de risque met l'accent sur la relation entre les incitations des banques à sélectionner les emprunteurs et le niveau des taux. Plus précisément, il a été avancé que les banques deviennent de plus en plus laxistes vis-à-vis de l'offre de crédit en diminuant les processus de suivi et de contrôle pendant la période où les taux d'intérêts sont bas. [De Nicolò et al., 2010] affirment que la présence d'assouplissement monétaire produit une réduction du taux d'intérêt sur les prêts bancaires, la banque voit son retour de paiement sur les prêts se réduire, ce qui à son tour diminue les incitations au contrôle de la Banque. Ces revendications suggèrent que parce que la surveillance est une action coûteuse, les banques sont confrontées à une réduction de retour de paiement des prêts suite à une politique monétaire accommodante, décident de réduire leurs coûts en réduisant les processus de suivi et de contrôle. La conséquence est que le risque de portefeuille bancaire tend à augmenter. [Ioannidou et al., 2009] , montrent empiriquement qu'à

des taux d'intérêts bas, les banques accorde plus de crédit à des profils d'emprunteurs à risque, sans pour autant avoir une idée sur leurs historiques.

Du reste, par le dépistage et le tri des candidats emprunteurs qui ne respectent pas les normes de prêt satisfaisants, les banques jouent un rôle important pour limiter les problèmes de sélection adverse dans l'économie. Le défaut de remplir cette fonction conduit à des portefeuilles plus risqués et des bilans les plus vulnérables, avec des conséquences potentiellement négatives pour la stabilité du marché du crédit. Ce-ci affaiblit considérablement les banques et les rend de plus en plus exposées à la survenue d'une crise bancaire.

## 6 Conclusion

Dans cette étude nous avons développé un modèle d'alerte avancée des crises bancaires en combinant deux méthodes BMA. L'objectif est de déterminer les indicateurs potentiels qui sont capable de prédire la survenance d'une crise bancaire.

Les résultats du modèle, nous ont permis d'identifier 9 indicateurs d'alerte des crises bancaires. Nous citons, principalement, la baisse de la rentabilité des actifs (ROA) qui a précédé la survenue d'une crise bancaire, la détérioration de la compétitivité de l'intermédiation bancaire (LernerIndex), la hausse des provisions sur les créances douteuses et l'augmentation des investissements directs étrangers (IDE). Nous soutenons aussi que la concentration (Bcon), la stabilité bancaire (Zscore), l'inflation (INF) et le taux d'intérêt réel (TIR) sont également des indicateurs d'alerte des crises bancaires.

## References

- Edward I Altman. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4):589–609, 1968.
- Andrew Berg and Catherine Pattillo. Predicting currency crises:: The indicators approach and an alternative. *Journal of International Money and Finance*, 18(4):561–586, 1999.
- John H Boyd and Gianni De Nicolo. The theory of bank risk taking and competition revisited. *The Journal of finance*, 60(3):1329–1343, 2005.
- Matthieu Bussiere and Marcel Fratzscher. Towards a new early warning system of financial crises. *journal of International Money and Finance*, 25(6):953–973, 2006.
- Guillermo A Calvo and Enrique G Mendoza. Rational contagion and the globalization of securities markets. *Journal of international economics*, 51(1):79–113, 2000.
- Gianni De Nicolò, Giovanni Dell'Araccia, Luc Laeven, and Fabian Valencia. Monetary policy and bank risk taking. *Available at SSRN 1654582*, 2010.
- Asli Demirguc-Kunt and Enrica Detragiache. The determinants of banking crises: evidence from industrial and developing countries. Technical report, The World Bank, 1997.
- Asli Demirgüç-Kunt and Enrica Detragiache. The determinants of banking crises: evidence from industrial and developing countries. *World Bank policy research working paper*, (1828), 1997.
- Barry Eichengreen and Andrew K Rose. Staying afloat when the wind shifts: External factors and emerging-market banking crises. Technical report, National Bureau of Economic Research, 1998.
- Mejra Festić, Alenka Kavkler, and Sebastijan Repina. The macroeconomic sources of systemic risk in the banking sectors of five new eu member states. *Journal of Banking & Finance*, 35(2):310–322, 2011.
- Jeffrey Frankel and George Saravelos. Can leading indicators assess country vulnerability? evidence from the 2008–09 global financial crisis. *Journal of International Economics*, 87(2):216–231, 2012.

- Vasso Ioannidou, Steven Ongena, and José Luis Peydró. Monetary policy and subprime lending: a tall tale of low federal funds rates, hazardous loans and reduced loan spreads. *European banking centre discussion paper*, 45, 2009.
- Graciela Kaminsky, Saul Lizondo, and Carmen M Reinhart. Leading indicators of currency crises. *Staff Papers-International Monetary Fund*, pages 1–48, 1998.
- Graciela L Kaminsky and Carmen M Reinhart. The twin crises: the causes of banking and balance-of-payments problems. *American economic review*, pages 473–500, 1999.
- Gary Koop and Simon Potter. Forecasting in large macroeconomic panels using bayesian model averaging. 2003.
- Frederic S Mishkin. Financial consolidation: Dangers and opportunities. *Journal of Banking & Finance*, 23(2):675–691, 1999.
- Raghuram G Rajan. Has financial development made the world riskier? Technical report, National Bureau of economic Research, 2005.
- Carmen M Reinhart and Kenneth S Rogoff. Banking crises: an equal opportunity menace. *Journal of Banking & Finance*, 37(11):4557–4573, 2013.
- Andrew K Rose and Mark M Spiegel. Cross-country causes and consequences of the crisis: An update. *European Economic Review*, 55(3):309–324, 2011.
- Jesus Saurina Salas, Gabriel Jiménez, and Jose A Lopez. How does competition impact bank risk taking? In *EFA 2007 Ljubljana Meetings Paper*, 2007.

Table 2 – Variables du Modèle Baysien

Indicateurs	Definition	Sources
GPIB	Taux de la croissance économique	World Bank
CAP	Capitalisation boursière	World Bank
INF	Taux d'inflation	World Bank
TIR	Taux d'intérêt réel	World Bank
M2R	Masse monétaire 2 sur réserves en devises	World Bank
SMT0	Rendement du marché des capitaux	Thorsten Beck, Asli Demirgüç-Kunt and Ross Levine database
LernerIndex	Compétitivité de l'intermédiation bancaire	Thorsten Beck, Asli Demirgüç-Kunt and Ross Levine database
PF	Produit net financier	IMF
SMtotTrade	Valeur totale des actions échangées sur le marché financier	Thorsten Beck, Asli Demirgüç-Kunt and Ross Levine database
ROA	Rentabilité des actifs nets	Bankscope
ROE	Rentabilité des capitaux propres	Bankscope
ProvNpl	Les provisions sur les créances douteuses	Bankscope
Zscore	La stabilité financière des banques	Bankscope
TCH	Le taux de change	World Bank
TCTD	Total crédits sur total des dépôts	Bankscope
LIQ	La liquidité bancaire	World Bank
KTA	Capitaux propres sur total actif bancaire	Bankscope
TD	Total dépôts	Bankscope
TDTA	Total dépôts sur total actif	Bankscope
Crp	Crédits accordés au secteur privé	Bankscope
CrPTD	Le volume des crédits accordés au secteur privé sur total dépôts	Thorsten Beck, Asli Demirgüç-Kunt and Ross Levine database
GDPperKa	PIB sur la capitalisation boursière	World Bank
IDE	Investissements directs étrangers	World Bank
CenBa	Crédits accordés par la banque centrale	World Bank
Bcon	Concentration bancaire	World Bank

Source: L'auteur