



Munich Personal RePEc Archive

# **Prediction of banking difficulties: an early warning model for moroccan banking system**

Firano, Zakaria and Filali adib, Fatine

University Mohammed 5 Rabat

8 February 2018

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/95165/>  
MPRA Paper No. 95165, posted 22 Jul 2019 03:48 UTC

# Prévision des difficultés bancaires : un modèle d'alerte précoce pour le cas du Maroc

Dr. **Firano Zakaria** (zakaria.firano@um5.ac.ma)  
Dr. **Filali A. Fatine**<sup>1</sup> (f.filali@um5s.ac.ma)

*Université Mohammed V Rabat*

17 juillet 2019

<sup>1</sup>CIRPEC

# Table des matières

1	Introduction	1
2	Système d'alerte précoce	2
3	Revue de littérature	7
4	Données utilisées	10
5	Estimation du modèle et résultats obtenus	15
6	Evaluation de la performance du modèle	21
7	Conclusion	23
	Références	24

## Résumé

Le présent papier propose un modèle d'alerte précoce susceptible de prédire les situations de vulnérabilités du système bancaire marocain. Cet outil s'inscrit dans une perspective de stabilité financière en raison de ses capacités à anticiper les fragilités bancaires. Ainsi et en s'inspirant des pratiques de grandes banques centrales notamment celles de la FED et de la BCE, un modèle logit en données de panel a été développé sur huit grandes banques marocaines représentant plus que 90% du système bancaire. Ce modèle met en relation la probabilité de détresse et plusieurs variables macroéconomiques et financières susceptibles d'anticiper les difficultés bancaires. Les résultats obtenus affirment que le ratio de levier bancaire et l'output gap sont les principaux déterminants des difficultés bancaires au Maroc. En effet, l'analyse des effets marginaux montre qu'une variation de 1% de ces deux déterminants impacte la probabilité de détresse des banques marocaines de presque 20% et 14% respectivement. En parallèle, l'examen des erreurs de type 1 et de type 2 indique que la qualité prédictive du modèle retenu ainsi que sa capacité à envoyer de bon signaux sont largement acceptables.

Mots clés : Probabilité de détresse, fragilité bancaire, risque systémique, système d'alerte précoce.

## Résumé

This paper proposes an early warning model that can predict vulnerabilities in the Moroccan banking system. This tool is part of a financial stability perspective because of its ability to anticipate banking weaknesses. Thus, and inspired by the practices of major central banks, notably those of the FED and the ECB, a logit model in panel data was developed on eight major Moroccan banks representing more than 90% of the banking system. This model relates the probability of distress and several macroeconomic and financial variables likely to anticipate banking difficulties. The results show that the bank leverage ratio and the output gap are the main determinants of banking difficulties in Morocco. Indeed, the analysis of the marginal effects shows that a 1% variation of these two determinants impacts the probability of distress of Moroccan banks by almost 20% and 14% respectively. In parallel, the examination of Type 1 and Type 2 errors indicates that the predictive quality of the chosen model and its ability to send good signals are widely acceptable.

Mots clés : Probability of distress, bank fragility, systemic risk, early warning system.

# 1 Introduction

Le système bancaire est aujourd'hui au cœur des préoccupations des autorités de régulation pour permettre une meilleure prévention contre des épisodes de crises bancaires à même d'entraîner une instabilité financière. Les enseignements tirés de la crise financière de 2008 ont souligné l'intérêt de renforcer d'une part la régulation micro prudentielle, en adoptant de nouveaux dispositifs et d'autre part d'asseoir une politique macro prudentielle en mesure de prévenir les risques systémiques, de dimensions temporelle et transversale, et garantir une meilleure allocation des ressources.

A cet égard, les banques centrales et en particulier les autorités de supervision bancaire de la plupart des pays tentent de renforcer leur politique micro prudentielle en s'alignant dans un premier temps sur les meilleures pratiques réglementaires (Bâle II et III) et ensuite de réadapter leurs dispositifs analytiques de suivi, de contrôle et de prévention des difficultés bancaires. Sur ce registre, un nombre important de banques centrales se sont dotées d'outils analytiques capables de prévoir les périodes de stress que peut connaître le système financier et qui peuvent asseoir une meilleure évaluation de la stabilité du système financier et en particulier bancaire.

Les systèmes d'alerte précoce (Early Warning Systems , EWS) sont des outils qui s'inscrivent dans cette optique et permettent d'aider à la conduite des politiques préventives de nature micro et macro prudentielles. En effet, ils sont destinés à prévoir les difficultés individuelles et systémiques des banques en se basant sur les indicateurs comptables, financiers institutionnels fondamentaux. Bien que la plupart des organes de régulation aient adoptées ce type d'approche, leur utilisation demeure limitée, en particulier dans les pays en voie de développement.

La majorité des modèles d'alerte précoce se base sur l'analyse et l'étude des indicateurs CAMEL(S). Ces derniers ont été utilisés pour la première fois par les trois autorités de supervision américaines (FDIC, OCC et la FED) durant les années 80. L'acronyme CAMEL(S) fait référence aux cinq (six) critères qui sont pris en considération lors de l'attribution, à chaque banque, d'une note. Ces six critères sont la solvabilité (capital adequacy), la qualité des actifs détenus (Asset quality), la qualité de gestion (Management quality), l'aptitude à réaliser des profits (Earning ability), la liquidité (Liquidity position) et, depuis 1997, la sensibilité au risque de marché (Sensitivity to market risk).

Les modèles EWS ont pour objectif de déterminer les meilleurs variables proxy de ces six critères où s'il y a lieu d'autres indicateurs potentiels. Chacun de ces critères est noté sur une échelle de 1 à 5 (1 étant la meilleure note) par le régulateur. Les notes obtenues sont pondérées afin d'obtenir une seule note qui synthétise l'ensemble des informations fournies par les composantes du CAMELS. Les établissements notés 4 ou 5 sont jugés en difficulté et font l'objet d'une surveillance plus intense de la part des régulateurs.

Dans le souci de s'assurer de la santé financière des banques, les autorités de contrôle bancaires de plusieurs pays ont développé des outils d'analyse spécifiques de type CAMELS. A cet égard, on peut citer le système SEER de la Federal Reserve américaine, le

système SCOR du FDIC, le système français SAAB, le système britannique TRAM, le système italien PATROL.

Bien évidemment, la définition de la stabilité financière exige la prise en compte d'évènements extrêmes qui ne peuvent se matérialiser qu'en situation rares, dont doit tenir compte ce type de dispositif en adoptant des approches destinées d'une part à suivre en continue la situation des établissements de crédit et d'autre part à mettre en avance leurs capacités à résorber des chocs extrêmes. A ce titre, les banques centrales développent des modèles de prévision des difficultés bancaires à même de faciliter l'évaluation du degré de solidité des institutions bancaire. En effet, l'utilisation de ce type de modèles d'alerte précoce dans le cadre de la prévision des difficultés bancaires est justifiée par le fait que ces derniers permettent de traduire les différents indicateurs macroéconomiques, financiers et institutionnels susceptibles d'influencer la solidité de chaque institution bancaire.

Dans ce papier et en s'inspirant des pratiques des grandes banques centrales, un modèle d'alerte précoce est développé dans le but de détecter les principaux agrégats macroéconomiques et financiers susceptibles d'influer la probabilité de détresse des banques marocaines. De même, ce modèle est destiné à prédire les difficultés bancaires sur la base des indicateurs sélectionnés. La prédiction des difficultés bancaires permettra de faciliter l'activité de régulation en mettant en place les mesures préventives nécessaires. Le reste de ce document est structuré en cinq parties. Dans la section suivante une présentation des systèmes d'alerte précoce est préconisée. Ensuite, la deuxième section présente une revue de littérature empirique des modèles en présence. La troisième section détaille les données utilisées et la démarche adoptée dans le choix des variables d'intérêt. L'avant dernière section quant à elle s'intéresse à la déclinaison des résultats des estimations du modèle logit en données de panel. Enfin, la dernière section évalue la pertinence du modèle et sa capacité à donner de bon signaux en se référant à la quantification des erreurs de type 1 et 2.

## 2 Système d'alerte précoce

La survenance régulière des crises financières (crises mexicaine (1994-95), asiatique (1997-98) et américaine (2001-2008), etc.) a stimulé des séries de travaux sur la prédiction des crises financières et l'identification des principaux facteurs permettant de prévoir les difficultés financières et économiques. Ces travaux se sont basés sur le principe fondamental, selon lequel, les crises passées peuvent fournir des informations pertinentes et des leçons utiles quant aux facteurs qui peuvent prédire les situations de tension et de stress dans le système financier et économique (Altman (1968) et Martin (1977)). Ces études ont constitué les premiers éléments qui ont pu donner lieu à ce que nous qualifions aujourd'hui comme étant des systèmes d'alerte précoce (EWS).

Ces systèmes sont destinés à prévoir la probabilité de survenance d'un certain type de crise en utilisant des indicateurs avancés relatifs à l'environnement économique, financier, réglementaire et institutionnel. L'analyse de la littérature théorique et l'examen des

travaux empiriques sur les crises financières indiquent que ces systèmes sont capables de déterminer en large mesure les facteurs susceptibles de provoquer des crises financières. Toutefois, la plupart des travaux sur les systèmes d’alerte précoce se sont intéressés aux crises de change. En effet, les premiers systèmes d’alerte précoce (par exemple ceux employés par le FMI) ont été conçus pour prédire les crises de change à l’issue des travaux fondateurs de Kaminsky et Reinhart (2000). A l’heure actuelle, plusieurs institutions financières et Banques centrales ont à leur disposition des modèles d’alerte précoce permettant de prédire des crises de change et des crises bancaires (voir le Global Financial Stability Report–March 2002).

A partir des années 90, les Banques Centrales ont commencé à s’intéresser aux facteurs susceptibles de prédire les difficultés bancaires en essayant dans un premier temps de prévoir les crises bancaires<sup>1</sup> et les défauts des banques individuelles. Ces séries de travaux ont donné lieu à une autre famille de modèle d’alerte précoce s’intéressant aux fragilités et aux difficultés du système bancaire. A cet effet, la définition d’une situation de détresse s’est élargie et ne consiste plus seulement à une situation binaire, de crise ou non crise, mais inclut également des situations de fragilité financière et de défaut bancaire. Dans cette perspective, nous avons assisté à l’émergence de nouveaux systèmes d’alerte précoce adoptés par les Banques centrales et les autorités de supervision.

A l’issue des travaux pionniers de Altman (1968) et Martin (1977), plusieurs modèles de prédiction des difficultés bancaires ont été conçus et adoptés par les autorités de régulation des grandes Banques centrales. En effet, les Etats Unies ont été les premiers à adopter des systèmes d’alerte précoce afin de prévenir l’avènement de crises bancaires et suivre par la même occasion la santé de leurs institutions financières. Ces systèmes sont également destinés à identifier les institutions et les activités les plus risquées et qui nécessitent par conséquent un contrôle spécifique. Aussi, le développement des systèmes d’alerte précoce permet de hiérarchiser les activités de surveillance en permettant le classement des banques selon leurs expositions aux risques et leurs vulnérabilités. Ceci est à même de faciliter l’activité des autorités de supervision et de justifier toute action à mener vis-à-vis des institutions en difficulté.

Les systèmes d’alerte précoce diffèrent d’un pays à un autre et le choix des méthodologies à adopter dépend de plusieurs considérations. En effet, la mise en place de cette famille de modèle dépend en grande partie des spécificités du pays, des règles de régulation en place, de la fréquence des contrôles sur place, de la fiabilité des données et de leur disponibilité, ainsi que le niveau technologique en présence. Toutefois, les travaux de BIS (2000) ont permis de classer les différentes typologies de systèmes d’alerte précoce en quatre grandes familles :

- Les systèmes de notation des banques ;
- Les systèmes d’analyse des groupes homogènes ;

---

<sup>1</sup>La mise en place d’un système d’alerte précoce pour les crises bancaires nécessite la formulation d’une définition de la portée de ce système. Il est d’une importance séminale d’indiquer la finalité du EWS, s’il est destiné à prévoir le défaut d’une banque ou si il est de nature à déterminer les situations de stress et de fragilité financières. A cet effet, le système d’alerte précoce doit inclure impérativement une définition précise de la défaillance bancaire.

- Les systèmes complets d'évaluation des risques bancaires ;
- Les modèles statistiques et économétriques.

Les systèmes de notation des banques ont été les premiers systèmes d'alerte précoce conçus par les autorités de supervision afin de suivre la santé des institutions bancaire. Ce système est basé sur deux approches : la première est qualifiée d'On-site (sur place) et la seconde fait référence à un contrôle hors place. Le système de notation de banque permet de fournir une évaluation des institutions et d'identifier celles justifiant une attention particulière de la part de l'autorité de régulation. Généralement, le contrôle sur place se fait d'une manière régulière, à l'encontre du contrôle hors place qui est de nature confidentielle et à fréquence annuelle.

Les autorités de régulation aux Etats Unies (FDIC, OCC et la FED)<sup>2</sup> ont été les premières à utiliser ce type d'approche pour en généraliser l'usage aux autres pays durant les années 90. Ces systèmes de notation sont basés sur l'étude des indicateurs CAMEL(S)<sup>3</sup> qui permettent d'analyser et évaluer la situation des établissements de crédit à un instant donné. L'utilisation de ces indicateurs permet de fournir une notation sur une échelle allant de 1 à 5 pour chaque indicateur dont l'agrégation fournit une notation globale de la banque<sup>4</sup>. Les premiers systèmes de notation ont été utilisés uniquement pour décrire d'une manière statique la vulnérabilité financière des établissements de crédit, sans prétendre formuler aucune prévision ou évaluation out of sample de ces notations<sup>5</sup>.

Plusieurs systèmes de notation des banques ont été développés dans de nombreux pays. A cet égard, nous pouvons citer le système SCOR du FDIC, le système français SAAB, le système britannique TRAM, le système italien PATROL. Cependant, les autorités de régulation ne sont pas uniquement limitées à des systèmes de scoring de banques, mais également à développer des modèle de prévision des difficultés bancaires. Ainsi, la FED a réussi à mettre en place le SEER (System for Estimating Examination Ratings<sup>6</sup>) qui inclut des variables financières principales et qui est capable de produire des prévisions des situations financières des établissements de crédit (pour un approfondissement des outils de notation des autorités de régulation voir Jagtiana et al. (2003) et BIS (2000)).

En se basant également sur l'analyse des ratios financiers, les systèmes d'analyse des groupes homogènes essayent d'identifier les banques dont les données et les caractéris-

---

<sup>2</sup>FDIC : Federal Deposit Insurance Corporation ; OCC : Office of the Comptroller of the Currency ; FED : Federal Reserve.

<sup>3</sup>CAMEL(S) est l'acronyme de Capital, Asset quality, Earnings, Management, et Liquidity (sensitivity to market risk).

<sup>4</sup>Les notes obtenues sont pondérées afin d'obtenir une seule note qui synthétise l'ensemble des informations fournies par les composantes du CAMELS. Les établissements notés 4 ou 5 sont jugés en difficulté et font l'objet d'une surveillance plus intense de la part des régulateurs.

<sup>5</sup>Au Maroc, le Système d'Aide à la Notation des Etablissements de Crédit, baptisé « SANEC », permet de disposer d'éléments d'appréciation sur la situation prudentielle et financière des établissements de crédit et par là, de dimensionner l'intensité de la surveillance selon le niveau de risque associé à chaque établissement et de déclencher, le cas échéant, les actions correctrices prévues par le manuel de traitement des difficultés des établissements de crédit (Rapport sur l'Activité des Etablissements de Crédit (2006)).

<sup>6</sup>Il est composé de deux système : SEER de modèle de notation et le SEER de modèle de classification des risques.

tiques s'éloignent significativement des ratios standards et des comportements normaux des autres établissements de crédit. En effet, ces systèmes visent à effectuer des comparaisons de performance entre les différents établissements de crédit et à émettre des signaux en cas d'existence d'un dépassement des seuils envisagés par le régulateur. Généralement, les groupes sont constitués soit en terme de taille des établissements de crédit (par exemple, petites ou grandes), soit en référence à la localisation géographique et aux secteurs d'activité. Quelques banques centrales utilisent ce type d'outil pour prévenir les difficultés bancaires, à savoir : le Système d'information (Bakis) mis en place en Allemagne pour évaluer et contrôler les établissements de crédit. Il utilise les ratios financiers et l'analyse des groupes en tant que composante d'évaluation des risques au sein du système bancaire allemand. La Banque d'Angleterre dispose également d'un outil similaire, le RATE, qui constitue un cadre d'évaluation globale des risques bancaires et qui incorpore une analyse des groupes homogènes facilitant le traitement des dossiers des banques et aussi l'identification des banques les plus vulnérables.

Les systèmes complets d'analyse des risques sont basés sur une approche complète et détaillée de l'analyse du profil de risque des établissements de crédit. En effet, cette approche consiste en une désagrégation de chaque établissement bancaire en des unités d'affaire distinctes, dont chacune fait l'objet d'une évaluation en s'attardant sur l'ensemble des risques encourus par l'activité, soit en termes financier, organisationnel ou réglementaire. Parmi ces systèmes globaux d'analyse des risques bancaires, nous pouvons citer celui de la Banque d'Angleterre le RATE<sup>7</sup>.

La dernière famille des modèles d'alerte précoce est celle des modèles statistique et économétrique. Cette approche est purement quantitative et n'inclut aucun jugement humain. En effet, l'approche empirique des modèles d'alerte précoce permet de vérifier la santé des établissements bancaires et d'en prédire l'évolution à l'aide d'indicateurs financiers, économiques et fondamentaux et en utilisant des techniques économétriques développées. Le recours à la modélisation pour la mise en place des systèmes d'alerte précoce s'est largement étendu en raison de l'accroissement des crises bancaires et des faillites des établissements bancaires dans de nombreux pays durant les années 80 et 90. En effet, les coûts associés aux processus de liquidation des banques sont généralement très élevés et leurs conséquences sur le développement économique le sont également. Hoggart et Saporta (2001), estiment que les pertes pour les pays de l'OCDE voisinent à peu près 23.8 % du PIB, tandis que pour les marchés émergents cette perte est aux alentours de 13.9% du PIB en cas de survenance de crises jumelles. Par ailleurs, 5.6% du PIB est le niveau de pertes enregistré au niveau des pays émergents en raison de la survenance des crises bancaires.

L'approche économétrique diffère des autres approches sur plusieurs plans. Tout d'abord, les modèles économétriques sont destinés à identifier les facteurs de risque susceptibles de se traduire en des situations de stress des institutions bancaires. Ceci est en contradiction avec les objectifs des autres approches, qui décrivent uniquement la situation des établissements bancaires à un instant bien défini. Ensuite, cette approche est basée sur un examen des relations statistiques entre les variables d'intérêt et les situations de fragilité,

---

<sup>7</sup>Risk Assessment, Tools (of supervision) and Evaluation développé par Financial Services Authority en 1998.

de stress ou de défaut. A cet effet, des relations de causalité sont testées et une sélection de variables clés et des sens de causalité sont déterminés afin de permettre une meilleure prédiction des situations de stress. Dans ce sens, le choix des facteurs à même d'expliquer les situations de vulnérabilité demeure à raison quantitative et néglige les aspects qualitatifs et le jugement humain, à l'encontre des trois autres approches qui intègrent, en plus des techniques quantitatives, le jugement des experts.

Dans ce cadre, les techniques utilisées et les méthodes d'estimation ont été multipliées. Ces méthodes peuvent être regroupées en quatre grandes familles : les modèles de prévision des notations (downgrade model), les modèles de défaut, les modèles de pertes espérées et les autres types de modèles.

La prévision de la notation des banques ou celle de la dégradation de la notation a été utilisée par les autorités de supervision pour prévoir le passage d'une notation à une autre pour chaque établissement<sup>8</sup>. Cette pratique vise d'une part à valider les notations compilées à travers l'utilisation des modèles de scoring et d'autre part afin de pouvoir formuler des actions préventives en cas de survenance de situation extrêmes au niveau d'un établissement particulier. Par ailleurs, les modèles de prévision des défauts bancaires, essayent d'identifier les corrélations entre certaines variables financières et économiques et les vulnérabilités bancaires. Ainsi, ces modèles sont utilisés sur des échantillons de banques qui ont vécu des situations de défaut ou de stress afin d'extraire les déterminants majeurs pouvant prévoir des situations semblables. En effet, pour mettre en œuvre cette typologie de modèle, il est nécessaire de disposer d'un historique de défaut bancaire. Dans le cas contraire, il est souvent admis d'utiliser des données décrivant les vulnérabilités financières. Dans ce sens, une définition précise de la situation de stress et de fragilité est à émettre.

Les modèles des pertes espérées, quant à eux, ont été développés afin de contourner les limites des modèles de prévision des défauts en raison de l'indisponibilité de l'historique sur les défauts bancaires et l'insuffisance des définitions de situation de stress. Ces modèles se basent sur l'estimation des pertes futures que peut subir une institution bancaire. Le système français SAABA<sup>9</sup> utilise cette conception en adoptant une modélisation complète du risque de crédit, considéré comme la principale source de vulnérabilité. Ensuite, le système utilise une équivalence comptable pour parvenir à identifier l'impact des pertes dues au risque de crédit sur la solvabilité des institutions bancaires françaises. Finalement, il existe une autre famille de modèle économétrique d'alerte précoce qui suggère l'utilisation de modèle capable de détecter le caractère pro cyclique des institutions bancaires. Ces modèles visent à mettre en avance le cycle de vie des établissements bancaires et d'en déterminer les phases de croissance rapide. Cette dernière permet d'identifier les banques dont la croissance est en dessus de la moyenne nécessitant ainsi une supervision attentive et sur mesure. Sur le plan empirique, il est souvent constaté que les banques en période de croissance commencent à avoir des comportements plus ou moins risqués.

Dans ce papier, un modèle d'alerte précoce est proposé. Ce dernier est capable de prédire les situations de vulnérabilité des banques marocaines. Cet outil s'inscrit dans une

---

<sup>8</sup>Deux autorités de régulation aux États Unies utilisent ce type de modèle, il s'agit notamment de la FED et de la FDIC.

<sup>9</sup>Support System for Banking Analysis

perspective de stabilité financière en raison de ses capacités à prévoir les fragilités bancaires. En effet, la mise en place de ce modèle devrait permettre de détecter les principaux déterminants financiers et économiques à même d'expliquer la probabilité d'instabilité financière. Cependant, plusieurs questions sont à soulever afin de mettre en place ce type d'outil pour le cas du Maroc. Tout d'abord, le système bancaire marocain est caractérisé par une rareté des crises bancaires<sup>10</sup> et des défauts des établissements bancaires. Ensuite et en raison de l'absence d'épisode de crises, une autre problématique a trait à la définition de la situation de stress pour le système bancaire marocain. En effet, la plupart des modèles d'alerte précoce utilisent une définition binaire de la situation de stress à prévoir, ceci est presque impossible pour le cas du Maroc, ce qui induit l'utilisation d'une définition plus large de ce concept.

### 3 Revue de littérature

Les travaux empiriques sur les systèmes d'alerte précoce sont nombreux et les méthodologies utilisées sont diverses. Les premiers travaux se sont intéressés à la mise en place de système d'alerte précoce en vue de prédire et d'analyser les crises de change et les crises bancaires. Toutefois, les approches utilisées dans ce type de travaux ont été repris dans le développement de modèles d'alerte précoce s'intéressant aux fragilités des établissements bancaires. Sinkey (1975), dans un travail précurseur, a utilisé une analyse discriminante multivariée (ADM) sur un échantillon de 220 banques commerciales américaines dont 110 ont enregistré un défaut durant la période 1969-1972. Il a affirmé que la variable la plus discriminante est la qualité des actifs bancaires.

Altman et al. (1977) appliquent une méthodologie similaire sur un échantillon de 212 banques américaines de dépôts sur la période 1966-1973. Ils divisent cette population en trois groupes : les banques en défaut (56), les banques fragiles (ayant des difficultés temporaires) (49) et les banques saines (107). Sur 32 ratios financiers utilisés, sept sont significatifs. Ils arrivent à conclure que la variable discriminante la plus significative est le résultat d'exploitation, ainsi que, son évolution. Martin(1977) a été le premier à utiliser une approche logistique pour détecter d'une manière précoce les difficultés bancaires. Il analyse un échantillon de 5642 banques saines et 58 banques en faillite sur la période 1970-1976. Il teste 25 ratios dont deux sont significatifs, à savoir : le ratio de solvabilité et la part des crédits dans le total des actifs bancaires.

Avery et Hanweck (1984), Barth et al. (1985) et Benston (1985) ont également appliqué la modélisation logistique sur les banques américaines (1290 banques). Ils concluent que sept ratios, décrivant la composition des bilans bancaires, la qualité des actifs, le ratio de solvabilité et les revenus, sont significatifs et permettent de prédire les difficultés bancaires.

Sur la base d'un modèle d'alerte précoce utilisant la régression logistique Pantalone et

---

<sup>10</sup>Dans l'histoire des crises bancaires, la seule crise bancaire au Maroc remonte au début des années 80 (voir Caprio et al. (2003).

Platt (1987) incluent un ensemble de ratios représentant les cinq composantes CAMEL<sup>11</sup> pour 113 banques défaillantes et 226 non défaillantes. Les résultats obtenus confirment que la cause principale de la défaillance bancaire est altérée à la mauvaise qualité de management. Barr et Siems (1994) proposent un modèle de détection précoce des difficultés bancaires en utilisant les indicateurs CAMEL. La spécificité de leur approche est relative à l'introduction d'un facteur d'efficience comme étant un des déterminants des vulnérabilités bancaires. En effet, les auteurs proposent d'adopter la méthodologie DEA (Data Envelopment Analysis) afin d'approximer l'efficience productive des banques et par conséquent la qualité de management.

Eichengreen et Rose (1998) ont analysé les crises bancaires sur les marchés émergents en utilisant un modèle probit multivarié afin d'estimer la probabilité de défaillance bancaire. Les résultats mettent en avance l'importance de l'évolution des conditions étrangères sur l'émergence de crises bancaires dans les pays en développement. En effet, une surévaluation du taux de change et une dette extérieure élevée sont considérées comme les causes principales des problèmes financiers. Par ailleurs, les variables approximant la politique fiscale, la nature du régime de change, ne contribuent pas à l'explication de la probabilité de survenance de crise bancaire.

Demirgüç and Detragiache (1998a, 1998b) ont étudié les déterminants des crises bancaires des pays développés et ceux en voie de développement. Ainsi, ils ont eu recours à un modèle logit multivarié pour un panel de 45 pays ayant vécu au moins une seule crise systémique durant la période de 1984-1994. L'ensemble des variables explicatives est composé d'indicateurs financiers, variables macroéconomiques et des variables approximant le niveau de développement institutionnel. Les résultats indiquent que l'environnement macroéconomique est très déterminant en faveur de la fragilité du système bancaire. En effet, la probabilité augmente avec une faible croissance, une inflation élevée et un cadre institutionnel faible. Les auteurs ont aussi souligné qu'une libéralisation du marché financier non accompagnée d'une régulation prudentielle risque d'amplifier le risque de défaillance bancaire. En outre, le rajout d'une variable muette indiquant la présence d'un organe d'assurance de dépôts induit un effet contrintuitif en augmentant la probabilité de crise bancaire au lieu de l'atténuer.

Hardy et Pazarbasioglu (1999) ont estimé un modèle logit multivarié (ordonné) pour prévoir les crises bancaires. Les variables explicatives ont été incluses avec des retards permettant une analyse encore plus dynamique de leurs effets sur la vulnérabilité financière, en particulier lors d'un boom ou d'une récession.

Alexis et al. (2004), ont développé un modèle pour prévoir les notations bancaires et par conséquent les vulnérabilités bancaires. Ainsi, leur apport consiste à identifier les déterminants des notations de long terme de S&P et ceux du CAMELS élaborés par la Banque Centrale de la République Tchèque. En effet, à travers le modèle logit ordonné en données de panel, ils arrivent à confirmer que le spread des taux, le ratio des fonds propres et le total des prêts sur le total des actifs sont les principaux déterminants des notations bancaires issues de S&P et permettent d'en prédire l'évolution un mois en avance. Par

---

<sup>11</sup>La rentabilité, l'efficacité du management, le levier, la diversification et l'environnement économique.

ailleurs, les indicateurs de la valeur à risque, le ratio des fonds propres et la part des crédits dans l'actif bancaire sont les principaux déterminants des notations internes de la Banque Centrale Tchèque.

Ahumada and Budnevich (2001) ont développé un système d'alerte précoce pour le système bancaire chilien. En l'absence de données pertinentes sur les défauts bancaires, les auteurs ont privilégié l'utilisation du ratio des créances en souffrance et le spread des taux d'intérêt comme des indicateurs de fragilité bancaire. Comme variables explicatives, le taux d'intérêt et le taux de change réel et les variables spécifiques aux banques (capital, efficacité, liquidité, rentabilité, croissance des crédits) ont été utilisées. Les résultats de l'estimation montrent que les variables spécifiques aux banques sont des déterminants importants dans la fragilité du risque crédit, les variables macroéconomiques et les variables « marché » jouent un rôle important dans l'explication du risque de liquidité. En effet, le capital, la liquidité et l'efficacité réduisent les NPL, et le taux de marché et la croissance des crédits augmentent la fragilité du système bancaire.

Rojas-Suarez (2001) remet en question l'utilisation des variables CAMEL pour prédire les difficultés des institutions financières dans les pays en développement. En effet, ce type d'approche est conçu pour les institutions financières des pays développés et il est peu performant dans la détection des problèmes dans les marchés émergents en raison de carence de données comptables, du cadre de surveillance et du manque de liquidité sur le marché des capitaux. Elle propose donc un ensemble d'indicateurs alternatifs permettant de mieux détecter les problèmes financiers, à savoir : le taux créateur, le spread du taux d'intérêt, le taux de croissance des crédits et le taux de croissance de l'endettement interbancaire. Elle a testé la performance de ces indicateurs pour quatre épisodes de crises bancaires : Mexique 1994-95, Venezuela 1994, Colombia 1982-86 et l'Asie 1997. Elle conclue que ces indicateurs surperforment les indicateurs traditionnels.

David G Mayes et Hanno Stremmel (2012) ont essayé de vérifier, sur une base composée de l'ensemble des banques américaines opérant entre la période 1992 et 2012, si les déterminants de défauts bancaires dans la crise récente de 2008 sont similaires à ceux ayant induit les crises d'auparavant. A cet effet, ils ont utilisé les indicateurs CAMELS augmentés de deux autres à savoir ; le ratio de levier et le ratio de transformation. Les résultats obtenus de confirmer que ces deux derniers indicateurs sont les meilleurs prédicteurs des difficultés bancaires.

D'autres approches ont été également utilisées pour prédire les vulnérabilités bancaires en utilisant la méthodologie d'extraction des signaux. Kaminsky et Reinhart (1995) ont été les premiers à utiliser cette approche afin de prédire les crises jumelles. Les principaux résultats obtenus affirment que (i) les crises sont une conséquence du processus de libéralisation financière ; (ii) les crises bancaires précèdent et contribuent à expliquer les crises de change, (iii) qui à leur tour aggravent les crises bancaires ; (iv) par ailleurs les deux types de crises semblent avoir des causes communes, notamment, une croissance faible, un coût élevé du crédit, et les chocs étrangers.

Davis et Karim (2007), utilisent un modèle logistique multinomial afin de prédire les difficultés bancaires en utilisant une définition plus large de la crise bancaire. Ainsi, ils

n'adoptent pas une conception binaire mais propose une classification des situations de fragilité sur la base de plusieurs critères entre autre la survenance de crise. Les résultats obtenus confirment d'une part que la croissance du PIB réel, le taux d'intérêt réel, le ratio « M2/total réserves », la croissance des crédits en % du PIB s'avèrent les plus significatifs pour l'appréhension de la dynamique des crises systémiques, et d'autre part que la régression logistique est plus adaptée que la méthode des signaux. Sur le même registre, Kolari et al(2000) ont comparé la régression logistique et la méthode TRA. Ils ont conclu que les deux modèles sont performants pour prédire la défaillance d'une banque, en utilisant les informations d'un an avant les crises avec une surperformance de la méthode TRA lorsque les informations sont relatives à deux ans avant l'avènement d'une crise.

## 4 Données utilisées

La mise en place d'un système d'alerte précoce repose sur une définition exacte de l'objectif escompté ; s'agit-il d'un modèle de prédiction de crise ou d'un dispositif à même de prévoir les difficultés bancaires ? La situation de crise bancaire est relative à un défaut d'un ou de plusieurs établissements bancaires, qui peut se traduire en crise systémique (panique bancaire). Cependant, la situation de stress ou de détresse peut avoir un caractère transitoire et affecter uniquement une institution. Certes, les problèmes individuelles peuvent se traduire en crise systémique en raison des interconnexions entre les différentes institutions financiers, toutefois, les modèles d'alerte précoce en développement chez les autorités de supervision s'attardent plus sur la prédiction des situations de difficultés individuelles au détriment de celle de crises financières et bancaires, pour deux raisons essentielles : tout d'abord, les superviseurs ont tendance à privilégier les approches micro prudentielles pour réguler et suivre attentivement la santé de chaque institution bancaire. Ensuite, le développement de modèle d'alerte précoce des difficultés bancaires permet de réduire la probabilité de survenance de crises financières en agissant activement sur les institutions les plus vulnérables, ce qui permet d'assurer la stabilité financière.

D'un point de vue pratique, le problème le plus souvent énoncé dans les modèles d'alerte précoce, développés jusqu'à nos jours, réside dans le manque de cohérence dans la définition de la variable dépendante, qui est nécessairement définie avec un degré de subjectivité (Davis et Karim (2008)). Puisqu'il n'existe pas une variable proxy unique décrivant une crise (stress) bancaire, les premiers travaux d'élaboration des systèmes d'alerte précoce (Caprio et Klingebiel (1996), Demirguc-kunt et Detragiache (1998), Kaminshy et Reinhart (1999)) ont représenté la variable d'occurrence de crise par une variable binaire et se sont basés sur l'historique des crises. Dans ce type de modèle l'objectif est de déterminer les principaux facteurs capables de prédire la probabilité de survenance de crise bancaire, sous l'hypothèse qu'il existe bien évidemment un historique de crise à exploiter.

Bien que la plupart des pays développés disposent d'un historique de crises bancaires, les pays en voie développement sont caractérisés par une rareté, limitant ainsi la possibilité de retenir une définition orthodoxe de la crise bancaire. Ceci à inciter un bon nombre d'auteur à choisir une autre approche pour définir la variable binaire à utiliser au sein

d'un modèle d'alerte précoce. Ainsi et en raison de la rareté des épisodes de crise plusieurs indicateurs ont été retenus. Selon Caprio et Klingebiel (1996, 2003), une crise est à prévoir si le ratio des créances en souffrance est entre 5% et 10%. Ceci a été jugé sur la base d'une analyse des données financières avant et après l'avènement de crises bancaires. Par ailleurs, Demirguc-kunt et Detragiache (1998) considèrent qu'une crise bancaire peut être définie selon un des quatre critères suivants :

- Le ratio des créances en souffrance dépasse 10% ;
- Le coût du plan de sauvetage dépasse 2% du PIB ;
- La nationalisation d'un grand nombre de banques ;
- L'intervention du gouvernement est concrète.

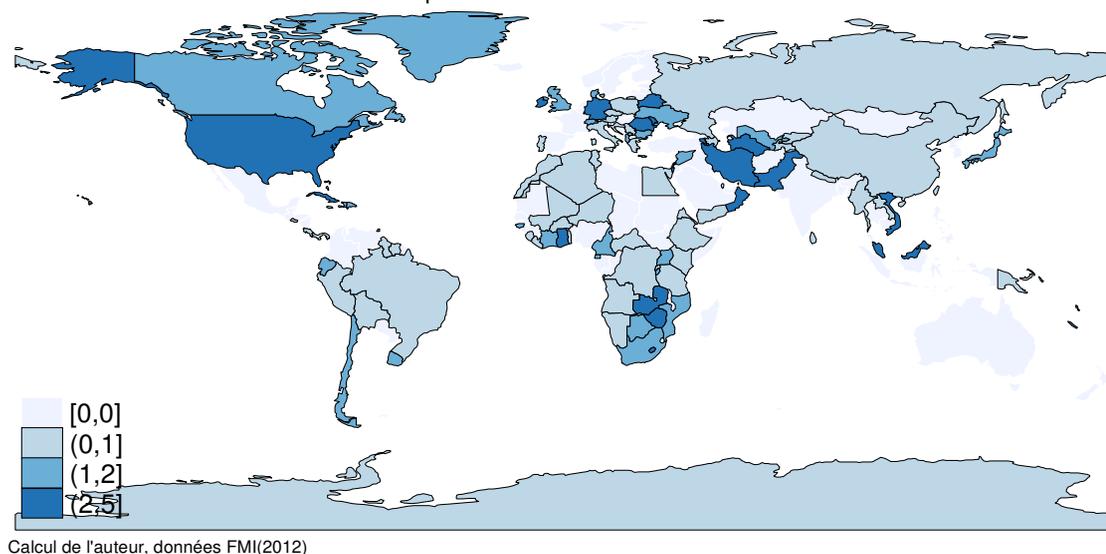
D'autres études récentes s'attardent sur le développement d'indice de vulnérabilité financière pour les systèmes bancaires (Illing et Liu (2003 et 2006), Hanschel et Monnin (2005)). Ainsi, la variable indiquant le stress bancaire est une variable continue dont les valeurs extrêmes constituent des situations de forte vulnérabilité. A l'aide de ces indices, des auteurs ont défini la variable binaire à utiliser pour prédire les situations de stress en référence à ses valeurs extrêmes.

Estrella et al. (2000) ont comparé la performance du ratio du capital (fonds propres/total actifs) et le ratio de solvabilité dans la distinction des banques saines des banques en difficulté. En effet, bien que le ratio de solvabilité intègre la qualité des actifs et le profil de risque, les auteurs démontrent qu'il n'est pas efficace dans l'identification des détresses bancaires sur un horizon de court terme, contrairement au ratio de capital simple dont le seuil optimal est arrêté à 6%. Sur le même registre, Kolari et All (2000) ont démontré que le ratio du capital à un niveau optimal de 5.5% est un bon proxy des fragilités bancaires et peut être utilisé comme variable indicatrice des fragilités bancaires. Abdenour et al. (2008) ont considéré, également, qu'un niveau de 5.5% du tier 1 est le seuil au-delà duquel une banque est considérée en situation de détresse. De même, Ahumada et al (2001) ont proposé un système d'alerte précoce pour le Chili, dont la fréquence de défaut bancaire est très faible, en utilisant les seuils extrêmes du ratio des créances en souffrance et du spread des taux d'intérêt comme étant des indicateurs de situation de fragilité.

La définition de la variable dépendante, décrivant la situation de stress, dépend dans une large mesure des spécificités du pays et également de l'historique de crise ayant été enregistré. Pour ce qui concerne les pays ayant accusé des crises bancaires et des défauts, il est encore plus facile de calibrer la variable binaire. Par contre, en ce qui concerne les pays avec une rareté de crise, les travaux théoriques et empiriques proposent d'adopter les seuils de variables permettant de décrire les situations de stress.

Pour le cas du Maroc, les crises bancaires sont très rares en raison de la solidité des institutions financières et leur aversion au risque, toutefois, durant le début des années 80 et selon les travaux de Caprio et Klingebiel (2003), le Maroc a enregistré une crise bancaire (voir figure ci-après). Sur la base de l'analyse de la situation du système bancaire durant cette période on serait amené à définir la variable à calibrer pour décrire les situations de stress. En ce sens, ces travaux soulignent que le système bancaire marocain a été confronté à une crise bancaire durant le début des années 80 en raison des effets conjugués du premier

## Nombre de crises bancaires dans le monde Historique des crises bancaires en 2012



choc pétrolier et de l'avènement des années de sécheresse.

Pays	Date de début	Date fin	Perte en % du PIB	Niveau de liquidité	Soutien en liquidité	Hausse dette publique en % du PIB	Expansion monétaire
Maroc	1980	1984	21.9	22.1	8.6	35.6	-1.0

Source : WEO, IFS, les rapports des services du FMI, Laeven et Valence (2008), et le calcul des auteurs

Les pertes sont calculées comme le rapport entre la somme cumulée des différences entre le PIB réel et sa tendance au cours de la période  $[T, T + 3]$ , et la tendance du PIB réel, avec T l'année de début de la crise.

La liquidité est mesurée par le ratio des créances de la banque centrale sur les banques de dépôts (ligne 12 dans IFS/IMF) et le soutien de liquidité du Trésor par rapport au total des dépôts et des dettes auprès des non-résidents. Le total des dépôts sont calculés comme la somme des dépôts à vue (ligne 24 de l'IFS), les autres dépôts (ligne 25 de l'IFS), et engagements envers les non-résidents (ligne 26 de l'IFS).

L'augmentation de la dette publique est mesurée sur  $[T-1, T + 3]$ , où T est l'année de début de la crise. (En pourcentage du PIB)

D'après l'analyse de la crise des années 80, il ressort que la crise du système bancaire a été en grande partie due aux répercussions négatives de la conjoncture mondiale sur l'économie marocaine et aussi à la faible contribution du secteur agricole durant cette période. De ce fait, la solvabilité du système bancaire marocain s'est fléchi et le recours aux avances de la banque centrale s'est accentué afin de résorber les problèmes de liquidité (voir les rapports de BAM durant la période 80-83).

Sur ce registre, comme variable binaire permettant de décrire les situations de stress du système bancaire marocain, il est proposé de considérer que les banques sont en détresse si :

- le ratio des créances en souffrance est supérieur ou égal au seuil de 10% ;

- le ratio de capital est inférieur à 6%.

A l'encontre de la variable endogène, les déterminants de la fragilité bancaire ont été largement analysés dans la littérature empirique et un consensus s'est établi sur les variables pouvant expliquer la transition d'un état stable à une situation de fragilité bancaire. En effet, en plus des facteurs endogènes à l'activité des banques, d'autres facteurs de nature exogène ont prouvé leur capacité à prédire à l'avance les états de vulnérabilité des banques et par conséquent du système bancaire<sup>12</sup>.

Les premiers travaux sur les modèles (systèmes) d'alerte précoce se sont intéressés aux variables à caractère bancaire et précisément les indicateurs CAMELS. La pertinence des variables CAMELS réside dans leur capacité à transcrire l'ensemble des dimensions des risques pouvant contraindre la continuité des activités bancaires. Cependant, les développements qu'ont accusés les pays en termes de restructuration et de réformes structurelles ont donné de l'importance à d'autres types de variables.

Dans ce cadre, plusieurs études ont montré que la libéralisation financière contribue significativement à l'accroissement de la probabilité de survenance de crise bancaire en présence d'un cadre réglementaire assez faible (Dermirguc-Kunt et Detragiache (1998)<sup>13</sup>, Eichengreen (2002)), en raison de l'accroissement de la prise de risque par les banques. Plusieurs auteurs proposent d'utiliser le taux d'intérêt ou le rapport du crédit au secteur privé par rapport au PIB comme des approximations des réformes visant à libéraliser le système financier (Pradhan et al.(1995), Kaminsky et Reinhart (1996)). D'autres auteurs affirment également que le processus de libéralisation, s'il n'est pas bien organisé, a des effets pervers sur la stabilité des institutions bancaires (Mehrez et Kaufmann (1999), Glick et Hutchison (2001), Arteta et Eichengreen (2002), et de Noy (2004)).

Sur le même registre, des études avancent que la probabilité de survenance de crise bancaire est très élevée dans des périodes de récession économique. En effet, le système bancaire est plus fragile lorsque la croissance est en baisse et le taux d'inflation et les taux d'intérêt s'accroissent (Dermirguc-Kunt et Detragiache (1998), Eichengreen (2002)). Pour capter les effets des conditions économiques sur la fragilité bancaire, l'output gap, les taux d'intérêt de court terme et le taux d'inflation ont été retenus. De plus, la croissance réelle des crédits bancaires a été intégrée pour décrire l'impact d'une croissance dégénérée des crédits précédant souvent les crises bancaires.

Par ailleurs, Eichengreen et Rose (1998) montrent que les chocs extérieurs impactent également la probabilité de survenance de crise bancaire. Ainsi, ils vérifient empiriquement que le taux d'intérêt étrangers et la croissance des pays avancés ont des effets significatifs sur la fragilité des systèmes bancaires des pays en développement. Cependant, l'impact des chocs exogènes sur le secteur bancaire serait hétérogène selon la nature du régime de change adopté par le pays. Mundel (1961) avance que le taux de change flexible favorise

---

<sup>12</sup>Les variables choisies dans les systèmes d'alerte précoce développés dans plusieurs études sont regroupées en annexe, tiré du document « Early warning systems for systemic banking risk : critical review and modeling implications » de Dieter Gramlich, Gavin L. Miller, Mikhail V. Oet et Stephen J. Ong (2010).

<sup>13</sup>Voir annexe 2 pour plus de détails sur les variables choisies.

la stabilité du système financier puisqu'il absorbe les chocs externes défavorables. Eichengreen et Hausmann (1999) rajoutent qu'en régime de change flexible, les banques sont moins averses au risque et préfèrent ne pas s'aventurer à s'emprunter en devises étrangères pour financer leurs opérations. Par opposition Martinez Peria et al. (2003) montrent que le régime de change fixe minimise la probabilité d'occurrence d'une crise bancaire dans les pays en développement sans pour autant minimiser son coût économique au cas où elle survienne. Dans ce sens, plusieurs auteurs suggèrent d'utiliser l'évolution de taux de change effectif réel et le rapport de M2 par rapport aux réserves de change pour pouvoir capter les effets d'une vulnérabilité de la balance des paiements sur l'équilibre du système bancaire.

De même, le déficit budgétaire constitue une variable déterminante dans la prédiction des difficultés bancaires pour deux raisons. Tout d'abord, l'existence d'un déficit structurel peut contrecarrer les efforts de libéralisation (Mackinnon (1996)). Ensuite, l'existence d'un déficit important peut envoyer un signal négatif aux déposants, en ce qui concerne l'utilisation de leurs fonds, augmentant ainsi la probabilité de survenance d'un défaut bancaire.

Sur un autre registre, La Porta, Lopez-De-Silanes, et le Shleifer (2002), et le Barth, le Caprio, et le Levine (2001), constatent que la composition de l'actionnariat des banques a également un effet significatif sur l'accroissement de la probabilité de survenance de crise bancaire. En effet, la dominance des banques publiques réduit la concurrence et l'efficacité productive du système bancaire et par conséquent augmentent la fragilité des banques. En outre, Caprio et Martinez-Peria (2000) affirment également que les crises bancaires des années 80 et 90 ont émergées dans les systèmes bancaires caractérisés par une structure actionnariale dominée par le capital public.

En parallèle aux facteurs macroéconomiques et financiers, les variables institutionnelles impactent significativement le degré de solidité des banques. Demirguc-kunt et Detragiache (1998) ont souligné l'importance des dispositifs institutionnels dans l'émergence des crises bancaires. En effet, ils sont arrivés à affirmer que la probabilité de survenance de crise bancaire est largement altérée à un faible cadre institutionnelle approximé par le PIB par habitant et l'indice de la loi et de l'ordre. De plus, Mehrez et Kaufmann (1999) avancent que le niveau de transparence dans les systèmes bancaires libéralisés est un facteur important dans la prédiction des difficultés bancaires. Ainsi, un système bancaire à transparence faible est plus exposé à la crise et vice versa. Un autre facteur institutionnel qui peut influencer la probabilité de survenance de crise est relatif à l'existence d'assurance dépôts. Bien que cet organe soit conçu pour maintenir la stabilité du système bancaire et du système financier dans son ensemble, les travaux empiriques de Demirgüç-Kunt et Detragiache (2002) affirment que sa mise en place est associée à une plus grande probabilité de crise bancaire en raison des effets de l'aléa moral et de prises de risque excessives.

Variables	Description et impact
Output gap	Une récession économique accroît la probabilité de survenance de crise bancaire
Taux d'intérêt réel de court terme	Des taux d'intérêt assez élevé à court terme présentent des difficultés pour les banques lorsqu'elles ne peuvent aménager leurs actifs rapidement
Taux d'inflation	Les tensions inflationnistes peuvent influencer le comportement économique de diverses manières. En tout cas la déflation et la forte inflation peuvent induire des difficultés bancaires
Croissance des crédits bancaires	La plupart des crises ont été précédées par des booms de crédit.
M2/réserve de change	Tension sur la liquidité bancaire
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.
Output gap des pays partenaires	La baisse de la croissance étrangère peut réduire la demande étrangère et par conséquent l'activité domestique.
Exportations/Importations	Le déficit de la balance commerciale est un indicateur important des déséquilibres de la balance des paiements
Crédit/dépôts	C'est un indicateur décrivant les tensions sur les ressources bancaires et l'effet de seuil atteint par quelques composantes du système bancaire.
Indice de concentration	Les effets de la concurrence sur la fragilité du système bancaire.
Ratio de levier	Décrit l'ampleur de l'activité bancaire et la prise de risque
Déficit budgétaire	Un accroissement est à même d'accroître la fragilité financière

## 5 Estimation du modèle et résultats obtenus

Le modèle d'alerte précoce est basé sur une estimation de la probabilité de transition d'un état de résilience à un état de fragilité financière. La variable binaire qui a été retenue est relative à un seuil extrême que peuvent atteindre le taux des créances en souffrance et le ratio de capital.

$$\left\{ \begin{array}{l} P = 1 \text{ en cas de difficulté} \\ P = 0 \text{ en cas contraire} \end{array} \right\} \quad (5.1)$$

L'existence d'une forme binaire comme variable endogène exige le recours à une estimation en adoptant une modélisation à variables qualitatives. En effet, le recours à une estimation linéaire du modèle entraîne une estimation fallacieuse dans laquelle la valeur de la probabilité de stress peut admettre des valeurs supérieures à 1 et inférieure à 0, d'où le recours à une spécification non linéaire.

Généralement dans l'économétrie des variables qualitatives, les modèles logit et probit sont souvent utilisés afin d'approximer la fonction de densité à utiliser. Bien que ces fonctions soient presque identiques, plusieurs auteurs préfèrent utiliser une spécification logistique en raison de sa simplicité (Stock and Watson (2006)) et la possibilité de l'utiliser en présence de données de panel.

Pour le cas du Maroc, le modèle d'alerte précoce est conçu pour les huit grandes banques marocaines détenant plus de 90% des actifs bancaires, sous formes de données de panel. Le recours à ce type de modélisation pour le cas où la variable endogène est qualitative laisse présager plusieurs difficultés. D'abord, l'estimation des données de panel pour des modèles discrets ne peut se faire d'une manière usuelle à l'aide du maximum de vraisemblance (méthode souvent utilisée pour les modèles probit et logit) en raison de l'existence des effets spécifiques qui impact la valeur des estimateurs. Ensuite, la spécification des effets spécifiques détermine en grande partie le modèle à utiliser. En effet, en cas d'effets fixes, seul le modèle logit est à appliquer, tandis que le modèle probit est indisponible en raison de la complexité du calcul et la non consistance de l'estimateur obtenu. Cependant, le recours à un effet aléatoire donne plus d'avantage au modèle probit en raison notamment à la flexibilité de la distribution normale. Ainsi, le choix de la nature des effets spécifiques (aléatoire ou fixe) est déterminant dans la spécification du modèle à estimer (Maddala (1987)).

Afin de choisir entre les effets spécifiques individuels fixes et aléatoires, le test de Hausman a été utilisé afin de comparer l'estimation à effet fixe et celle à effet aléatoire. Il est à noter que l'estimation à l'aide de l'effet fixe se fait par le recours au maximum de vraisemblance conditionnel tandis que celle à effet aléatoire exige l'utilisation de maximum de vraisemblance usuel. Sur ce registre, le test de Hausman compare les deux estimateurs afin de parvenir à vérifier la nature des effets spécifiques.

<b>Test de Hausman</b>	
Statistique de Khi-deux	28.89 (0.00)

Les résultats obtenus à l'aide de ce test affirment qu'on est en présence d'effets spécifiques corrélés avec les variables exogènes<sup>14</sup>. En effet, l'estimation à l'aide du maximum de

<sup>14</sup>En présence d'un effet fixe, l'estimation des coefficients à l'aide de la méthode usuel est biaisée en raison de la corrélation qui peut exister entre les effets spécifiques et les régresseurs

vraisemblance conditionnelle est plus efficace que celle relative à la méthode de vraisemblance classique en raison de l'élimination des effets spécifiques individuels. Dans cette perspective, ces effets impactent l'estimation des paramètres d'intérêt d'où la nécessité de recourir à une approche en effets fixes.

L'utilisation de l'effet fixe dans la modélisation logistique en données de panel nécessite le recours au maximum de vraisemblance conditionnelle afin d'éliminer les effets spécifiques. L'approche de vraisemblance conditionnelle a été suggérée initialement par Chamberlain (1980) en raison de l'impossibilité d'appliquer une différence par rapport à la moyenne individuelle telle qu'utilisée dans les modèles linéaires<sup>15</sup>. Le recours aux effets fixes impose l'utilisation de la fonction logistique au détriment de la distribution normale dont les estimations sont non constantes (voir Hsiao (2003) et Maddala (1987)).

En général, la spécification logistique en données de panel s'écrit de la forme suivante :

$$P_{(i,t)}(y_{(i,t)} = 1|x_{(i,t)}) = F(y_{(i,t)}) = \frac{e^{y_{(i,t)}}}{(1 + e^{y_{(i,t)}})} \quad (5.2)$$

avec  $y$  la variable binaire prenant les valeurs 0 et 1.

Les variables exogènes intégrées dans le modèle sont celle décrites dans la section précédente. A ce titre, nous pouvons écrire que :

$$P(i, t) = \frac{e^{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T \beta x_{(i,t)} + \mu_i + \varepsilon_{(i,t)}}}{1 + e^{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T \beta x_{(i,t)} + \mu_i + \varepsilon_{(i,t)}}} \quad (5.3)$$

Le recours à un modèle non linéaire exige l'utilisation de méthode d'estimation spécifique autre que les moindres carrés ordinaire et notamment la méthode de maximum de vraisemblance. Cependant, l'utilisation d'une spécification en données de panel, rend cette dernière inconsistante en présence d'effet spécifique, d'où le recours à la méthode de vraisemblance conditionnelle qui permet d'éliminer ces effets afin d'aboutir à des estimations des paramètres d'intérêt sans aboutir à des estimations biaisées (Maddala (1987)).

$$L_c(\beta) = \prod_{i=1}^N Pr \left[ y_{i,1}, \dots, y_{i,T} \mid \sum_{t=1}^T y_{i,t}, X \right] \quad (5.4)$$

( $\text{plim}_{N \rightarrow \infty} \hat{\beta} = 2\beta$ ). Dans ce sens et afin d'éliminer l'effet spécifique nous utilisons souvent le maximum de vraisemblance conditionnelle (par rapport aux effets spécifiques). Dans ce sens, le test de Hausman permet de comparer entre les deux types d'estimateurs et valider par la suite le problème d'exogénéité faible qui peut surgir en raison de la présence des effets spécifiques.

<sup>15</sup>Les modèles logit et probit sont non linéaires donc il est impossible d'éliminer l'effet spécifique à l'aide uniquement d'une simple différence.

L'ensemble des variables explicatives présentées dans la section précédente ont été testées afin d'aboutir à celles qui peuvent être retenues dans le modèle d'alerte précoce. Sur ce registre, la spécification retenue est de la forme suivante :

$$F(y_{(i,t)}) = \frac{e^{((m\_aen_t + credit\_bq_{(i,t)} + levier_{(i,t)} + output\_gap_t + cr\_depot_{(i,t)} + deficit\_sa_t + \mu_i + \varepsilon_{(i,t)})}}{1 + e^{((m\_aen_t + credit\_bq_{(i,t)} + levier_{(i,t)} + output\_gap_t + cr\_depot_{(i,t)} + deficit\_sa_t + \mu_i + \varepsilon_{(i,t)})}} \quad (5.5)$$

avec

$m\_aen$  : le rapport entre M2 et les avoirs extérieurs nets ;

$credit\_bq$  : la croissance des crédits par banque ;

$levier$  : le rapport entre les fonds propres et les dettes de chaque banque ;

$output\_gap$  : output-gap du PIB ;

$cr\_depot$  : le ratio crédit par rapport aux dépôts de chaque banque ;

$deficit\_sa$  : le déficit par rapport au PIB (en moyenne mobile) ;

$\mu$  : effet spécifique ;

$\varepsilon$  : erreur du modèle.

L'estimation a été effectuée sur la base des données bancaires et économiques allant de 2000 à 2012 en fréquence trimestrielle. L'ensemble des variables exogènes ont été retardées afin de vérifier leur caractère préventif. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant :

<b>Variables exogènes</b>	<b>Coefficients</b>
$m\_aen$ (-3)	4.05 (0.00)
$credit\_bq$ (-3)	-4.58 (0.00)
$levier$ (-4)	-46.44 (0.00)
$output\_gap$ (-3)	-23.29 (0.00)
$cr\_dépôts$ (-1)	-1.94 (0.03)
Déficit $\_sa$ (-4)	4.87 (0.2)
Pseudo $R^{216}$	0.4784
BIC	319.17
AIC	297.21

(.) probabilité critique.

Estimation en utilisant le maximum de vraisemblance conditionnel

<sup>16</sup>Il est calculé sur la base de la relation 1-LL0/LLF où LL0 est le log de vraisemblance du modèle avec uniquement la constante et LLF est relatif au log de vraisemblance du modèle avec

Les résultats des estimations montrent que la plupart des variables incluses dans le modèle sont significatives sauf le déficit budgétaire. 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, le levier (fonds propres sur dettes) impact négativement la probabilité de détresse. En effet, la croissance des capitaux des banques réduit la vulnérabilité des banques et permet une meilleure stabilité. En ce qui concerne la croissance économique (output gap), elle est négativement corrélée avec la probabilité de stress des banques marocaines. Une hausse de la croissance économique se traduit par une amélioration des conditions économiques et financières des banques. A cet effet, la vulnérabilité des banques marocaines a tendance à se rétrécir. De même, la hausse des crédits bancaires indiquent une amélioration des conditions financières des banques et permet donc de réduire la probabilité de détresse. Par ailleurs, le déficit budgétaire est positivement corrélé à la probabilité de détresse des banques indiquant ainsi une vulnérabilité accrue des banques lorsque le niveau du déficit tend à croître.

Les analyses des effets marginaux des variables macroéconomiques et bancaires font prévaloir la prépondérance du ratio de levier et de la croissance économique dans la prédiction des difficultés bancaires. Ainsi, toute variation à la hausse (baisse) du ratio de levier et de la croissance se traduit par une baisse (hausse) de la probabilité de détresses de 29% et 14 % respectivement.

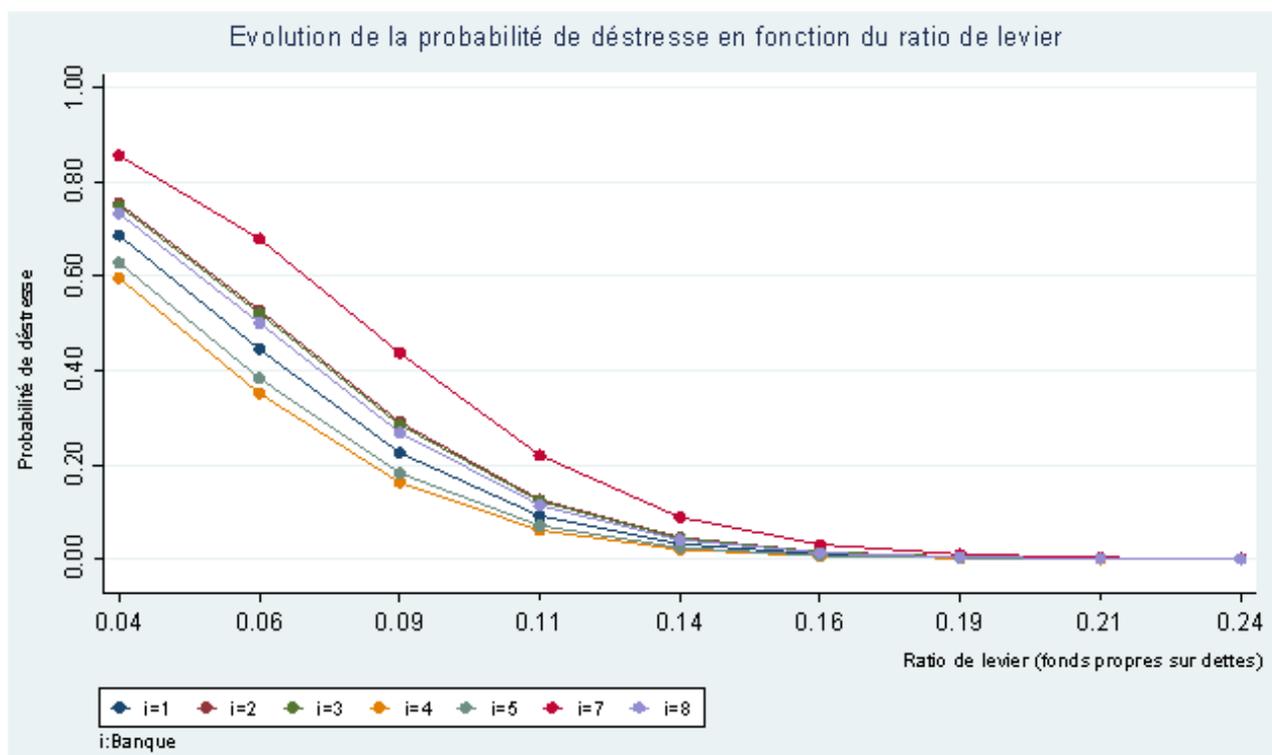
<b>Variabiles exogènes</b>	<b>Effet marginal</b>
M2 sur les réserves de change (-3)	0.02
Croissance des crédits (-3)	-0.02
Levier financier (-4)	-0.29
output_gap (-3)	-0.14
Coefficient d'emplois (-1)	-0.01
Déficit publique (-4)	0.03

La hausse du levier financier (fonds propres sur dettes) accroît la résilience des banques marocaines et permet de maintenir à la hausse leur ratio de solvabilité. Sur le même registre, une amélioration des conditions économiques (hausse du outputgap) se traduit par une appréciation des crédits bancaires et permet donc une amélioration des profits des banques et de renforcer la qualité de leurs actifs.

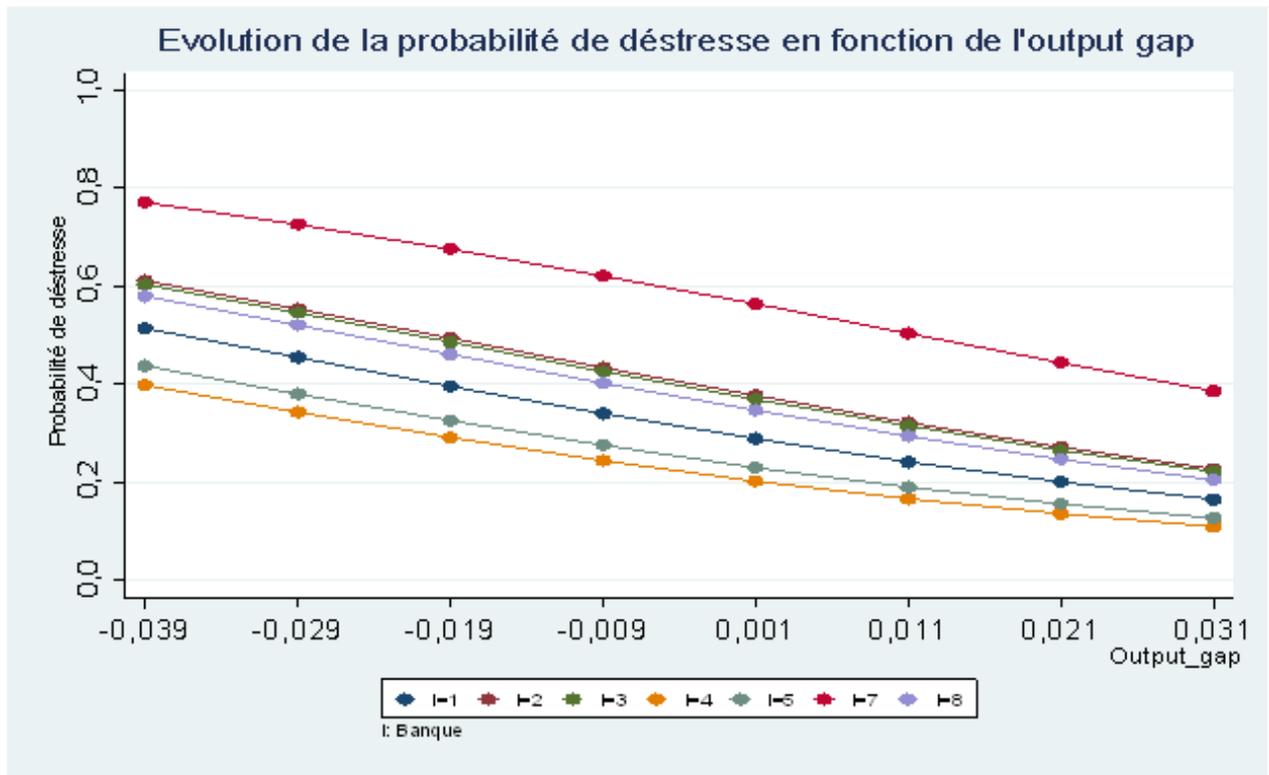
Le ratio de levier des banques marocaines constitue le principal déterminant des difficultés bancaires. En effet, lorsque ce dernier baisse significativement, au-delà de 6 %, la probabilité de détresse augmente significativement pour atteindre plus de 60% en moyenne. Par contre, en cas de hausse des fonds propres pour représenter plus de 20% des engagements la probabilité de détresse baisse pour atteindre des niveaux très satisfaisants. Sur le plan individuel, il ressort que la banque 7 ( $i=7$ ) est la plus vulnérable aux évolution du ratio de levier. En effet, dans le cas où le ratio de levier atteint un niveau de 4% la probabilité de détresse de cette banque dépasse les 80%.

---

l'ensemble des variables explicatives retenues



De même, les évolutions de la croissance économique détermine également la probabilité de détresse. Ainsi, une amélioration des conditions économiques est à même de réduire les vulnérabilités du système bancaire. En effet, lorsque l'output gap est positif la probabilité de détresse a tendance à se rétrécir, par contre, lorsque ce dernier devient négatif cette probabilité peut atteindre en moyenne plus que 50%.



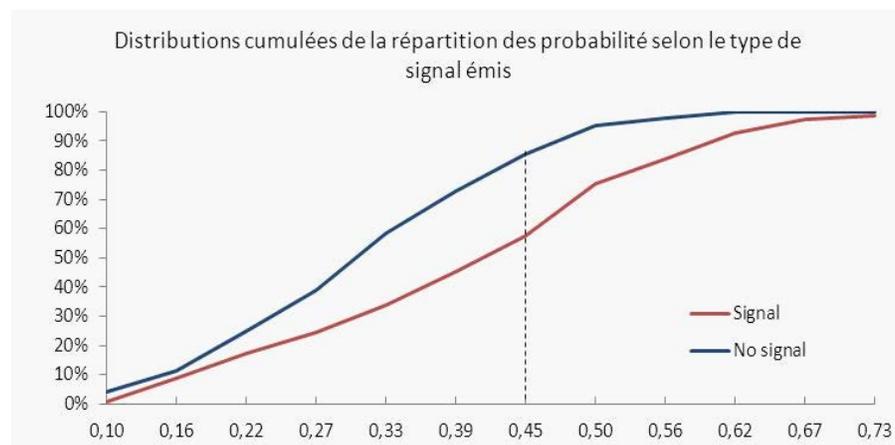
## 6 Evaluation de la performance du modèle

Les résultats obtenus confirment que les facteurs macroéconomiques et bancaires sont des déterminants des difficultés bancaires. Cependant, pour valider les résultats obtenus il faut examiner le niveau des erreurs de type 1 et de type 2. Selon la méthode du signal de Kaminsky et Reinhart, (1998), Dermiguç-Kunt et Detragiache, (2000, 1998) et Bussière et Fratscher, (2006), une meilleure prédiction des difficultés bancaires est celle permettant de minimiser les deux types d'erreurs.

Une erreur de type 1 est relative à une incapacité du modèle à émettre un signal en cas de crise effective ou de difficultés bancaires. Par contre, une erreur de type 2 est liée à un faux signal où la difficulté bancaire est absente et le modèle indique une situation de détresse.

Matrice des erreurs	Aucun signal	Signal
<b>Banque saine</b>	Situation favorable (A)	Situation défavorable : faux signal (B) « erreur type2 »
<b>Banque en difficulté</b>	Situation défavorable : aucun signal émis (C) « erreur type 1 »	Situation favorable (D)

Ainsi pour avoir un meilleur modèle de prédiction des difficultés bancaire, il est nécessaire que ce dernier est à même de minimiser les erreurs de type 1 et de type 2. Dans ce cadre afin de parvenir à valider la pertinence du modèle et selon la démarche de Kaminsky et Reinhart, (1998), un seuil de probabilité critique de 45% suivant une approche graphique a été retenu<sup>17</sup>.



Sur la base de ce seuil extrême de probabilité, les probabilités de survenance des erreurs de type 1 et de type 2 seront calculées.

Calcul des probabilités d'erreur de type 1 et 2		
	Description	Probabilité
Erreur Type 2	Probabilité de faux signaux	0,42342342
Erreur Type 1	Probabilité de ne pas signaler une difficulté	0,39672131
$A/(A+B)$	Probabilité d'avoir une banque saine et de ne pas avoir de faux signaux	0,57657658
$D/(C+D)$	Probabilité d'avoir de bons signaux (banque vulnérable et un signal positif)	0,60327869

Sur la base de cette analyse les deux erreurs (1 et 2) sont assez faibles, ce qui veut dire que la probabilité de ne pas signaler une difficulté bancaire et de parvenir à un faux signal sont minimales. De même, un examen des deux situations durant lesquelles, de bons signaux sont obtenus indique que le modèle est de performance acceptable en raison de la supériorité des rapports  $D/(C+D)$  et  $A/(A+B)$ .

<sup>17</sup>Le maximum d'écart entre les deux distributions cumulées constitue le seuil extrême décrivant la survenance de détresse dans le système bancaire.

## 7 Conclusion

Le développement d'un modèle d'alerte précoce pour le système bancaire est d'une utilité grandissante pour les autorités de régulation en charge de la stabilité financière. En effet, ce dispositif permet de déterminer les facteurs macroéconomiques et financiers clés susceptibles d'influencer la probabilité de détresse des banques et du système bancaire dans son ensemble. Plusieurs banques centrales et autorités de supervision utilisent déjà ces modèles pour prédire les difficultés bancaires afin d'assurer une politique préventive plus réactive. Bien que les techniques et les approches utilisées pour la mise en place des systèmes d'alerte précoce sont diverses, toutefois, leur utilité en matière de stabilité financière est vérifiée. Tout d'abord, ce dispositif permet aux banques centrales d'assurer un suivi continu de la santé du système bancaire à travers l'analyse de l'évolution de la probabilité de détresse, ensuite et en s'intéressant aux banques individuelles, ces modèles permettent de cibler les banques en difficulté dont la probabilité de détresse est importante. Enfin, ces outils d'alerte ont un caractère préventif dans la mesure où ils sont capables de prédire d'avance les vulnérabilités bancaires.

Généralement, les systèmes d'alerte précoce sont développés dans des pays ayant déjà vécu des crises bancaires et de change leur permettant de définir convenablement les situations de détresse. Pour le cas du Maroc et des pays dont l'historique de crise est restreint, d'autres approches de définition des situations de crises sont adoptées. En effet, il s'agit de considérer une définition encore plus large de la crise bancaire sur la base de ratios bancaires ou d'indicateurs de risque notamment en fixant un seuil extrême pour le taux des créances en souffrance ou pour le ratio de capital.

Dans cette perspective et en s'inspirant des pratiques des banques centrales et également des travaux du Fonds Monétaire International, ce papier propose un nouveau modèle d'alerte précoce pour les huit grandes banques marocaines. Ainsi, un modèle logit en données de panel a été développé afin de modéliser la probabilité de détresse des institutions de dépôts, définie sur la base des indicateurs à risque retenu par Demirguc-kunt et Detragiache (1998). Sur ce registre, plusieurs variables macroéconomiques et financières ont été retenus et le ratio de levier ainsi que l'output gap constituent les principaux déterminants des difficultés bancaires. En effet, une hausse de l'output gap et du ratio de levier se traduit par une baisse de la probabilité de détresse et un renforcement du degré de résilience des banques. D'autres facteurs affectent également la probabilité de détresse, notamment, le déficit budgétaire, la croissance des crédits et le ratio de transformation.

## Références

- [1] Alejandro Gaytán Christian A. Johnson, October 2002, “a review of the literature on early warning systems for banking crises”, Working Paper No. 183, (Central Bank of Chile).
- [2] Andrew Berg, Eduardo Borensztein, Catherine Pattillo, March 2004, “Assessing Early Warning Systems : How Have They Worked in Practice?” Working Paper No. 04/52 (IMF).
- [3] Arturo Estrella, Sangkyun Park, Stavros Peristiani, July 2000, “Capital ratios as predictors of bank failure”, FRBNY Economic Policy Review.
- [4] Asli Demirgüç-Kunt, Enrica Detragiache, March 1998, “the determinants of banking crisis in developing and developed countries”, IMF Staff Paper Vol. 45, No 1.
- [5] Asli Demirgüç-Kunt, Enrica Detragiache, May 2005, “cross-country empirical studies of systemic bank distress : A survey” Working Paper No 05/96 (IMF).
- [6] Avery Robert B., Hanweck Gerald A., 1984, “A Dynamic Analysis of Bank Failures”, Federal Reserve System.
- [7] Chamberlain G. January 1980, "Analysis of covariance with qualitative data", Review of Economic Studies, Vol.47.
- [8] Cheeng Hsiao, 2003, “Analysis of Panel Data”, 2e edition, Cambridge University Press.
- [9] David G Mayes, Hanno Stremmel, November 2012, “the effectiveness of capital adequacy measures in predicting bank distress”, (the Reserve Bank of New Zealand).
- [10] Dieter Gramlich, Gavin L. Miller, Mikhail V. Oet, Stephen J. Ong, 2010, “Early warning systems for systemic banking risk : critical review and modeling implications”, Banks and Bank Systems, Volume 5, Issue 2.
- [11] E.Philip Davis, Diliruba Karim, March 2008 “comparing early warning systems for banking crises”, Journal of Financial Stability 4, P 89-120.
- [12] Eichengreen Barry, Andrew K. Rose, 1998, “Staying afloat when the wind shifts : external factors and emerging-market banking crises”. NBER Working Papers 6370 (National Bureau of Economic Research).
- [13] Faouzi Abdenmour, Siham Houhou, Septembre 2008, “un modèle d’alerte précoce de difficultés bancaires pour les pays émergents ”, Economie Internationale 114, P 69-92.
- [14] G.S. Maddala, 1987, “The Econometrics of Panel Data”, Journal of Human Resources, Vol.22.
- [15] Hardy Daniel C.L., Pazarbasioglu Ceyla, 1998. “Leading indicators of banking crises—was Asia different ?” Working Papers No. 98/91 (IMF).
- [16] Henrik Andersen, February 2008, “Failure prediction of Norwegian banks : A logit approach”, Working Paper (NORGES Bank).
- [17] Hoggarth Glen, Victoria Saporta, June 2001, “Costs of banking system instability : some empirical evidence”. Financial Stability Review.
- [18] Kadri Männasoo, David G. Mayes, 2009, “Explaining bank distress in Eastern European transition economies”, Journal of Banking & Finance 33, 244–253.

- [19] Kaminsky Graciela Laura, Carmen Reinhart, 1999, “The twin crises ; the causes of banking and balance of payments problems”. *American Economic Review*. 89 (3).
- [20] Mikhail V. Oet, Ryan Eiben, Timothy Bianco, Dieter Gramlich, Stephen J. Ong, and Jing Wang, November 2011, “An Early Warning System for Systemic Banking Risk”, Working Paper No 11/29 (FED).
- [21] Paul Van den Bergh, Ranjana Sahajwala, December 2000, “Supervisory risk assessment and early warning systems”, BIS Working Paper No 4.
- [22] Ranjana Sahajwala, Paul Van den Bergh, December 2000, “supervisory risk assessment and early warning systems”, Working Paper No. 4, (BIS).
- [23] Ray Barrella, E Philip Davisb, Dilruba Karimc , Iana Liadze, February 2010, “Bank regulation, property prices and early warning systems for banking crises in OECD countries”, NIESR Discussion Paper No. 330.
- [24] Rupa Duttagupta, Paul Cashin, April 2008, “the Anatomy of Banking Crisis” Working Paper No 08/93 (IMF).