

**CRISES BANCAIRES DANS LES PAYS DE
L’UEMOA : UN SYSTEME D’ALERTE AVANCEE
FONDE SUR UNE APPROCHE LOGIT
MULTINOMIALE**

**ALAIN ANGORA (UNIVERSITE DE LIMOGES)
ET AMINE TARAZI* (UNIVERSITE DE LIMOGES)**

RESUME :

Nous analysons d’une part, le rôle des indicateurs macroéconomiques et des variables bancaires dans la crise bancaire survenue dans les pays de l’UEMOA. D’autre part, nous proposons un système d’alerte avancée fondé sur un modèle Logit multinomial. Nos résultats montrent que le modèle augmenté de variables spécifiques aux banques présente un meilleur pouvoir prédictif. Par ailleurs, nous confrontons la capacité prédictive de notre approche multinomiale à celle des modèles binaires : la prise en compte de plus de deux régimes permet de réduire le nombre de fausses alertes et d’aider les superviseurs bancaires à décrypter les caractéristiques d’une crise annoncée.

CLASSIFICATION JEL : G21.

MOTS-CLES : Crises bancaires, UEMOA, modèles Logit multinomiaux.

* Université de Limoges, LAPE, 5 rue Félix Eboué BP 3127, 87031 Limoges, Cedex 1. Courriel :
ette-alain.angora@unilim.fr; amine.tarazi@unilim.fr

INTRODUCTION

Les années 1980-1990 ont été marquées par de graves crises bancaires dans de nombreux pays. Ces crises n'ont pas épargné les Pays en Voie de Développement (PVD) et notamment, ceux de l'UMOA¹ dont les économies sont très fragiles. Les prêts non performants ont atteint durant le pic des crises des montants très importants compris entre 50 et 80%² des portefeuilles de prêts des systèmes bancaires nationaux. De plus, la crise a entraîné la défaillance de 30 banques sur 79 au cours de la période 1980-1995 (Powow, 2000) et le dénouement de celle-ci s'est, de façon générale, soldé par des dépenses budgétaires et des coûts sociaux colossaux (Honohan et Klingebiel, 2000).

De nombreux facteurs ont été mis en avant dans la littérature pour tenter d'expliquer le déclenchement des faillites et crises bancaires dans les pays de l'UEMOA. Les travaux insistent tant sur les mesures de contrôle du crédit par les pouvoirs publics, la mauvaise gestion des banques, la politique monétaire inadéquate de la BCEAO³, que sur le contexte macroéconomique défavorable et la faiblesse du cadre juridique et réglementaire (Ziady, 1990 ; Powow, 2000 ; Caprio et Klingebiel, 1996, 2003 ; Eboué, 2007).

Alors qu'une abondante littérature empirique s'est penchée sur l'analyse approfondie des déterminants des crises bancaires dans la plupart des régions du monde, à notre connaissance, peu de travaux empiriques⁴ ont traité spécifiquement des causes des crises ou des faillites bancaires dans la zone UEMOA durant les décennies 80 et 90.

L'objet de ce travail est de déterminer de façon empirique les facteurs qui sont à l'origine de la crise du système bancaire ouest-africain et d'en tirer des enseignements en terme de politique de prévention des crises⁵. Les causes des crises sont-elles principalement liées à un contexte macroéconomique particulièrement défavorable ou sont-elles spécifiques à l'architecture du système bancaire de l'UEMOA ? Etait-il possible d'anticiper ces difficultés financières et d'y remédier ? Pour tenter de répondre à ces questions, nous nous appuyons sur la littérature existante consacrée aux modèles d'alertes avancées des crises bancaires⁶ que nous prolongeons dans plusieurs directions. Tout d'abord, nous considérons un échantillon de pays présentant de fortes similitudes en termes de développement et appartenant à une union monétaire, en l'occurrence l'UEMOA. Ensuite, nous introduisons dans notre analyse des variables spécifiques aux banques dont nous

¹ UMOA (Union Monétaire Ouest Africaine) est devenue UEMOA (Union Economique et Monétaire Ouest Africaine) en janvier 1994. Dans ce qui suit, nous considérons le sigle UEMOA quelle que soit la date à laquelle nous nous référons.

² Caprio et Klingebiel (2003).

³ BCEAO, Banque Centrale des Etats de l'Afrique de l'Ouest.

⁴ Powow (2000), Eboué (2007).

⁵ Cette étude ne traite pas des faillites bancaires individuelles. La seule étude, à notre connaissance, qui traite des faillites bancaires individuelles dans l'UEMOA et qui utilise une approche logit est celle de Powow (2000).

⁶ Cette littérature met en avant les facteurs macroéconomiques comme les principaux facteurs de crise bancaire dans les pays en développement. En revanche, elle insiste très peu sur les variables spécifiques au secteur bancaire et sur le processus de fragilisation.

analysons le rôle dans l'occurrence des crises et leur déroulement. Enfin, notre objectif est aussi de montrer qu'une approche multinomiale prenant en compte différents régimes ou niveaux de détresse financière est préférable aux modèles binaires habituellement exploités dans la littérature pour analyser les déterminants des crises bancaires. En nous appuyant sur le travail de Bussiere et Fratzscher (2006) consacré aux crises de change, nous considérons ainsi plusieurs régimes ou périodes : un régime « calme » ou période de tranquillité (absence de crise), un régime « pré-crise » ou période précédant la crise⁷ (montée du risque de crise), un régime « crise » considérant uniquement la première année de crise (date supposée du déclenchement de la crise) et enfin, un régime « durée de crise » qui considère la période qui succède à la première année de crise jusqu'au retour au calme. Nous souhaitons ainsi, d'une part, identifier à travers un modèle logit multinomial non ordonné les déterminants des différents régimes. Une différence fondamentale d'une telle approche de la détection précoce des crises réside dans sa capacité à identifier non seulement les facteurs à l'origine d'une crise mais aussi ses caractéristiques en terme de durée. D'autre part, nous testons la capacité prédictive du modèle multinomial à anticiper une crise et montrons qu'il est supérieur à un modèle binaire.

Cet article est structuré de la façon suivante. La section 1 est consacrée à une brève présentation de notre démarche empirique en la situant par rapport à la littérature existante. La section 2 présente le modèle économétrique que nous développons. Nos résultats sont exposés dans la section 3 et enfin la conclusion.

1. DETERMINANTS DES CRISES BANCAIRES ET DEMARCHE PROPOSEE

Les crises financières en général, et les crises bancaires en particulier, font l'objet d'une très vaste et riche littérature théorique et empirique. D'une manière générale, une bonne lisibilité des crises bancaires passe nécessairement par une compréhension des fondements théoriques de celles-ci. Dans une perspective normative, la théorie des crises financières doit avoir pour objet de repérer les principaux enchaînements qui mènent aux crises, à leur aggravation et éventuellement à leur dénouement. Cette abondante littérature renferme plusieurs modèles théoriques de crise bancaire que nous regroupons en deux blocs : le premier examine les sources de l'instabilité financière et met l'accent sur les modèles expliquant la montée du risque puis l'instabilité financière sur les marchés du crédit. En particulier, dans cette lignée de travaux, le modèle de Fisher (1933) portant sur la dette par la déflation « *debt deflation* », l'hypothèse d'instabilité financière de Minsky (1986), le modèle de l'accélérateur financier proposé par Bernanke et al. (1999) et l'approche de Guttentag et Herring (1986) relative à la psychologie cognitive, sont développés pour expliquer les sources de l'instabilité financière dans le système bancaire. Ces modèles permettent d'expliquer le passage d'une situation normale à une situation de crise. Le second bloc traite des facteurs de déclenchement des crises en soulignant que les ruées et les paniques sont soit, le résultat d'un comportement de masse déclenché de façon aléatoire (Kindleberger,

⁷ Nous retenons dans cette étude une période qui se situe deux ans avant le déclenchement annoncé de la crise tout en considérant d'autres cas, que nous ne présentons pas ici, afin de tester la robustesse des résultats obtenus.

1978 ; Diamond et Dybvig, 1983 ; Allen et Gale, 2000 ; Chang et Velasco, 2002), soit une conséquence du cycle des affaires à travers les problèmes d'asymétrie d'information entre les déposants et les banques (Gorton, 1988 ; Jacklin et Bhattacharya, 1988). Les deux catégories de modèles (modèles d'instabilité financière et modèles de ruées et de paniques bancaires) suggèrent que le déclenchement d'une crise est conditionné au préalable par une montée de risque financier susceptible de déboucher sur une situation d'instabilité financière. La prise en compte de l'hypothèse de fragilité financière précédant le déclenchement d'une crise bancaire est fondamentale. C'est précisément dans la perspective de cette hypothèse de fragilité financière précédant les crises, que s'inscrit notre méthode empirique dans ce travail. En effet, l'ampleur des crises et l'importance de leur impact réel ont conduit au développement d'une abondante littérature empirique dont l'objet est d'en identifier les principaux facteurs. Les travaux pionniers de Demirguc-Kunt et Detragiache (1998, 2000, 2005), Hardy et Pazarbasioglu (1998) et Eichengreen et Arteta (2000) utilisant une approche de type logit, concluent à l'importance des variables macroéconomiques réelles et financières dans le déclenchement des crises à l'échelle internationale. Notons toutefois que la plupart de ces études ne prennent pas en compte des variables financières détaillées spécifiques aux banques, c'est-à-dire celles issues des bilans et comptes de résultats. De plus, la quasi-totalité de ces travaux utilisant la méthode économétrique de type logit ne se sont pas penchés sur la période pré-crise qui peut être assimilée à une phase de fragilité financière précédant l'occurrence d'une crise bancaire.

Notre démarche consiste à enrichir, sous divers angles, les travaux empiriques antérieurs qui s'appuient sur les modèles d'alerte avancée de type binaire ou multinomial en étudiant le cas des pays de l'UEMOA. Tout d'abord, la plupart des études antérieures retiennent des variables macroéconomiques et financières mais n'intègrent pas de données spécifiques aux conditions financières des banques. Elles ne permettent donc pas d'analyser le rôle joué par des facteurs (solvabilité, qualité des actifs, performance...) propres au secteur bancaire dans le déclenchement des crises. L'un de nos objectifs est par conséquent, de tester l'apport de variables bancaires dans l'analyse des crises. En phase avec la littérature théorique, nous cherchons aussi à identifier les facteurs qui ont contribué d'abord à la fragilisation du système bancaire, ensuite au déclenchement de la crise puis, enfin, à la persistance de la crise dans le temps au cours des années 80 et 90 au sein de l'UEMOA. En effet, les études antérieures éprouvent de grandes difficultés à repérer les périodes de crises avec précision et tout particulièrement leur point de départ. Afin de remédier à cette difficulté, nous proposons ce cadre plus général permettant d'analyser l'évolution des facteurs de crise avant, pendant et après le déclenchement de la crise.

Contrairement aux modèles existants de type logit binaire, nous utilisons un logit multinomial non ordonné avec quatre occurrences : « calme », « pré-crise », « crise » et « durée de crise ». Cette approche se veut englobante, dans la mesure où elle peut être utile dans une optique de prévention mais aussi pour détecter au plus tôt les caractéristiques de la crise à venir (intensité, durée...). Ainsi, cette démarche est censée fournir davantage d'informations aux autorités de supervision bancaire en rendant compte du comportement des variables clés avant le déclenchement de la

crise mais aussi durant toutes les phases qui se succèdent jusqu'au retour au calme (sortie de crise).

2. SPECIFICATION ECONOMETRIQUE, DEFINITION DES VARIABLES ET DONNEES

Notre objectif est d'analyser, d'un point de vue empirique, les déterminants de la crise bancaire survenue dans les pays de la zone UEMOA. Nous présentons d'abord notre approche économétrique. Nous détaillons ensuite la variable expliquée et les variables explicatives retenues dans les spécifications économétriques. Enfin, avant de procéder aux régressions, nous présentons le profil d'évolution des principales grandeurs économiques et financières caractéristiques de la zone UEMOA.

2.1. LE MODELE ECONOMETRIQUE

De manière générale, les études sur les déterminants des crises bancaires ne retiennent que la première année de crise et ignorent les autres observations de la période de crise qui dure en moyenne trois ans (Demirguc-kunt et Detragiache, 1998). Cette démarche est critiquée par Bussiere et Fratzscher (2006)⁸. Ces derniers estiment, d'une part, que la non prise en compte des observations qui précèdent la première année de crise (période « pré-crise ») et, d'autre part, de celles qui lui succèdent (« durée de crise ») est susceptible d'introduire un biais dans les estimations (*biais post-crise*). Ce biais s'explique par la perte d'informations potentielles que pourraient fournir ces observations exclues des régressions. En effet, les observations de la période « pré-crise » indiquent si un système bancaire donné est susceptible ou non d'entrer dans une phase de fragilité et par conséquent, ces observations ne peuvent être considérées comme des observations de période « calme ». De même, les observations du régime « durée de crise » indiquent si la crise s'installe dans une durée plus ou moins longue⁹. Ainsi, pour régler le problème du biais introduit par les observations correspondant à des périodes floues ne correspondant ni à la date de déclenchement de la crise, ni aux périodes parfaitement calmes, celles-ci doivent être éliminées dans une approche binaire. C'est cette démarche qui était adoptée jusqu'ici dans la littérature des crises bancaires fondée sur les modèles binaires. Cependant, ignorer certaines observations revient à négliger des informations qui peuvent jouer un rôle déterminant à la fois pour améliorer le pouvoir prédictif d'un modèle et pour mieux expliquer le déroulement d'une crise.

Nous privilégions un modèle logit multinomial avec quatre occurrences afin de contourner les difficultés soulevées dans la littérature notamment celles évoquées par Demirguc-Kunt et Detragiache (1998) et Bussiere et Fratzscher (2006). L'intérêt de cette démarche est double : premièrement, la spécification que nous proposons a l'avantage de présenter le modèle à la fois comme un outil

⁸ Les travaux de Bussiere et Fratzscher (2006) portent sur les crises de change. Cependant, leur méthodologie peut être transposée dans le cadre des crises bancaires.

⁹ Hardy et Pazarbasioglu (1998) utilisent aussi un modèle multilogit en s'appuyant sur les travaux de Lindgren et al. (1996) mais en distinguant deux états de détresse faisant référence à deux événements différents : une situation de crise et une situation de difficulté financière significative qui est une crise moins sévère. Le problème est différent de celui évoqué par Bussiere et Fratzscher (2006) qui distinguent deux niveaux de détresse faisant référence à la même crise.

d'explication et de prévention. Deuxièmement, du point de vue du superviseur, ce modèle indique les facteurs explicatifs des régimes « pré-crise », « crise » et « durée de crise » et prend ainsi en compte, dans une certaine mesure, la question du biais *post crise* soulignée par Bussiere et Fratzscher (2006). Afin d'apprécier les avantages de notre approche (Logit multinomial) par rapport à un logit binaire (approche habituellement utilisée dans la littérature consacrée aux crises bancaires), nous retenons et comparons deux spécifications : un modèle binaire et un modèle multinomial avec quatre occurrences. Pour chacune des spécifications, nous testons d'abord la pertinence de l'introduction de variables spécifiques aux banques aux côtés des variables macroéconomiques traditionnelles. Nous étudions ensuite la capacité prédictive du modèle.

On note qu'au cours de la période d'étude (1975-1995), chacun des pays membres de l'union a connu au moins un épisode de crise d'une durée moyenne de quatre ans. Soit, Y_{it} , la variable expliquée. Nous supposons dans cette étude qu'il existe quatre situations ou régimes (correspondant aux quatre modalités de la variable expliquée Y_{it}): le régime « calme » ($Y_{it}=0$), le régime « pré-crise » (montée du risque de crise, $Y_{it}=1$). Cette période « pré-crise » est définie deux ans avant le repérage de la crise. Nous distinguons également le régime « crise », première année de la crise ($Y_{it}=2$), du régime « durée de crise » qui est la période qui succède à la première année de crise jusqu'au retour à une situation calme ($Y_{it}=3$)¹⁰. La première spécification correspond à un logit binaire où la variable expliquée ne prend que deux valeurs :

$$Y_{it} = \begin{cases} 1 : \text{pré-crise deux ans avant la crise} \\ 0 : \text{calme} \end{cases}$$

On exclut de cette régression toutes les observations pour lesquelles Y_{it} prend les valeurs 2 ou 3. La probabilité du régime « pré-crise » pour chaque pays i à une date donnée t est donnée par l'équation (1) :

$$\Pr(Y_{it} = 1 | M, B, \beta, \omega, \alpha) = \frac{e^{\alpha + \sum_{j=1}^J \beta_j M_{j,it} + \sum_{p=1}^P \omega_p B_{p,it}}}{1 + e^{\alpha + \sum_{j=1}^J \beta_j M_{j,it} + \sum_{p=1}^P \omega_p B_{p,it}}} \quad (1)$$

où $M_{j,it}$ et $B_{p,it}$ sont respectivement le $j^{\text{ième}}$ indicateur macroéconomique et le $p^{\text{ième}}$ indicateur bancaire utilisés pour l'explication de Y_{it} . Les coefficients β_j et ω_p associés respectivement au $j^{\text{ième}}$ indicateur macroéconomique et au $p^{\text{ième}}$ indicateur bancaire du modèle sont estimés par la méthode du maximum de vraisemblance. Les écarts-type de ces coefficients sont estimés de manière robuste selon la méthode de Huber-White.

¹⁰ Bussiere et Fratzscher (2006) distinguent trois régimes : un régime « calme », un régime « pré-crise » et un régime *crise/post crise*. Comparée à notre démarche qui considère quatre régimes où la date de crise constitue un régime à part entière, leur travail comporte trois régimes où la date de crise est fusionnée avec la période durée de crise.

Dans la seconde spécification (Logit multinomial), la variable expliquée Y_{it} prend quatre valeurs indicées r ($r=0, 1, 2$ et 3) :

$$Y_{it} = \begin{cases} 1: \text{pré-crise deux ans avant la crise} \\ 2: \text{crise} \\ 3: \text{durée de la crise} \\ 0: \text{calme} \end{cases}$$

On peut dans ce cas définir les probabilités d'occurrence pour le régime « calme » (régime de référence) et pour les autres régimes ($r= 1, 2$ et 3) respectivement par les équations (2) et (3) :

$$\Pr(Y_{it} = 0 | M, B, \beta, \omega, \alpha) = \frac{1}{1 + \sum_{r=1}^3 e^{\alpha_r + \sum_{j=1}^J \beta_{rj} M_{j,it} + \sum_{p=1}^P \omega_{rp} B_{p,it}}} \quad (2)$$

$$\Pr(Y_{it} = r | M, B, \beta, \omega, \alpha) = \frac{e^{\alpha_r + \sum_{j=1}^J \beta_{rj} M_{j,it} + \sum_{p=1}^P \omega_{rp} B_{p,it}}}{1 + \sum_{r=1}^3 e^{\alpha_r + \sum_{j=1}^J \beta_{rj} M_{j,it} + \sum_{p=1}^P \omega_{rp} B_{p,it}}} \quad (3)$$

Dans l'équation (3), les coefficients β_{rj} et ω_{rp} associés respectivement au $j^{\text{ième}}$ indicateur macroéconomique et au $p^{\text{ième}}$ indicateur bancaire du modèle sont estimés pour chaque occurrence $r > 0$ par la méthode du maximum de vraisemblance. Les écarts-type de ces coefficients sont estimés de manière robuste selon la méthode de Huber – White. Par exemple, si le coefficient β_{rj} est positif, un accroissement de M_j tend à renforcer la probabilité d'être en régime r par rapport à la probabilité d'être en régime calme, choisi comme régime de référence.

Pour utiliser les modèles (binaire et multinomial) comme un outil de prévention, nous calculons la probabilité de l'occurrence $Y_{it}=1$ (régime « pré-crise »). L'évolution des variables explicatives durant ce régime permet d'apprécier si le système bancaire entre dans une phase de fragilité qui pourrait éventuellement aboutir à une crise à un horizon temporel de deux ans. Une probabilité élevée pour l'occurrence du régime « pré-crise » ($Y_{it}=1$) suppose une fragilisation importante du système bancaire à la veille de la crise. A partir des valeurs des probabilités calculées sur le régime « pré-crise », le superviseur est susceptible d'émettre une

alerte si cette probabilité excède une probabilité critique (*cut-off*¹¹). Ainsi la capacité prédictive « *in sample* » du modèle peut être appréciée à partir de simples indicateurs de qualité prédictive liée aux marges d'erreurs que nous précisons plus loin.

2.2. DEFINITION DES VARIABLES

2.2.1. La variable expliquée

Un des points de discordance dans l'analyse des déterminants des crises bancaires est la définition opérationnelle de la variable expliquée. La plupart des études empiriques retiennent les définitions issues des travaux de Caprio et Klingebiel (1996; 2003), Lindgren et al. (1996), Kaminsky et Reinhart (1999) et de Demirguc-kunt et Detragiache (1998). Dans notre étude, nous nous appuyons sur la contribution de Caprio et Klingebiel (1996; 2003) et ce pour plusieurs raisons. Tout d'abord, il s'agit d'une des rares études qui traite des crises bancaires dans l'ensemble des pays de notre échantillon en insistant sur le repérage des années de crise. Leurs travaux portent sur la nature des crises (systémique ou non), les causes, les coûts de résolution et les différentes mesures prudentielles de gestion de la crise. Ensuite, ces auteurs définissent le début et la fin d'une crise bancaire en adoptant une approche pragmatique fondée sur une analyse événementielle et sur les propos d'experts de la profession bancaire des pays concernés. Ils supposent que le début d'une crise bancaire peut coïncider soit avec la fermeture ou la restructuration, d'une ou plusieurs banques, soit avec une décision de nationalisation importante des banques ou un gel des dépôts. Enfin, ils distinguent également les crises bancaires systémiques des crises bancaires non systémiques ne débouchant pas nécessairement sur l'effondrement du système dans son ensemble.

Caprio et Klingebiel (1997) identifient les périodes de crises systémiques comme des crises d'insolvabilité. Plus précisément, il y a crise si la valeur du ratio de créances douteuses rapportées au total du bilan est supérieure à celle du ratio de capital (capitaux propres rapportés au total du bilan)¹². Le tableau 1 présente les dates de déclenchement des crises, leur durée et leur ampleur dans l'UEMOA. Nous

¹¹ Plusieurs méthodes sont préconisées dans la littérature pour le choix du *cut-off*. Demirguc-kunt et Detragiache (1998) proposent de prendre la probabilité de crise inconditionnelle dont la fréquence de crise de l'échantillon constitue une *proxy*. Kaminsky et Reinhart (1999) suggèrent une valeur de *cut-off* qui émet à la fois moins de fausses alertes et détecte le maximum de crises. Dans le cas des crises de change, Bussiere et Fratzscher (2006) choisissent un *cut-off* de 0,2 en justifiant que cette valeur, bien qu'elle soit arbitraire, peut être acceptable pour une politique de prévention. En définitive, il appartient au régulateur de choisir un *cut-off* en fonction de son aversion pour le risque de supporter un coût de sauvetage relativement plus important qu'un coût de prévention. Nous revenons sur le choix du *cut-off* dans la présentation des résultats.

¹² Ces ratios sont calculés pour l'ensemble du système bancaire national (Caprio et Klingebiel, 1997). Cette définition de la crise reste approximative au regard de l'évolution des règles prudentielles et des techniques comptables (dotations aux provisionnements des risques et pertes liées au crédit...). Par ailleurs, le ratio de capital moyen non pondéré pour l'ensemble de l'Union au cours de ces années de crise, était de l'ordre de 6,8%. Les prêts non performants représentant en moyenne près de 60% du total des crédits et les encours de crédits en moyenne 50% du total de l'actif au cours de cette même période, le ratio de créances douteuses rapportées au total de l'actif peut donc être estimé à près de 30%. Dans ce cas, les pertes sont suffisantes pour absorber l'intégralité du capital bancaire disponible au sein du système bancaire.

nous référons à ce tableau pour construire la variable expliquée Y_{it} . Plus exactement, lorsqu'une crise est identifiée par Caprio et Klingebiel (1996, 1997, 2003) à une date t et qu'elle dure p périodes (années), on pose : $Y_{it}=2$, à la date t , $Y_{it}=3$, aux dates $t+1, \dots, t+p$, $Y_{it}=1$, aux dates $t-1$ et $t-2$ et $Y_{it}=0$, dans les autres cas. Le retour au calme coïncide avec la fin de la durée de crise ($p^{\text{ième}}$ période) telle que définie dans la littérature (Klingebiel, 1996, 1997, 2003 ; Demirguc-kunt et Detragiache, 1998).

TABLEAU 1. REPERAGE DES ANNEES ET AMPLUR DE LA CRISE FINANCIERE DANS LES PAYS DE L'UEMOA

Pays de l'UEMOA	Période de crise	Etendue de la crise
Bénin	1988 - 1990	Les trois banques commerciales sont en défaillance ; les prêts non performants représentaient 80% du portefeuille de prêts.
Burkina Faso	1988 - 1994	Les prêts non performants du système bancaire s'élèvent à 34% du total des prêts.
Côte d'Ivoire	1988 - 1991	Les quatre grandes banques commerciales en difficulté financière totalisent 90% des actifs du système de bancaire. Trois d'entre elles sont définitivement fermées et une banque est déclarée insolvable. Six banques d'Etat sont fermées.
Mali	1987 - 1989	Les prêts non performants des plus grandes banques étaient estimés à 75% du total des prêts.
Niger	1983 - 1987*	les prêts non performants étaient estimés à 50% des prêts du système. A la fin des années 80, quatre banques sont liquidées et trois sont en situation de restructuration bancaire.
Sénégal	1988 - 1991	En 1988, 50% des prêts sont déclarés non performant ; Six banques commerciales et une banque de développement sont fermées. Elles ont une taille de bilan comprise entre 20 et 30% de celle de l'ensemble du système.
Togo	1993 - 1995	Problèmes d'insolvabilité au niveau de l'ensemble du système.

*Source : Caprio et Klingebiel (1996, 2003). * la date de la fin de la crise n'est pas connue avec certitude. Nous supposons par la suite dans nos estimations que la crise au Niger a duré 4 ans (durée moyenne des autres crises (Demirguc-Kunt et Detragiache, 1998)).*

2.2.2. Les variables explicatives

Le choix des indicateurs de crise découle à la fois de la littérature empirique, théorique et de la disponibilité des données (Gonzalez-Hermosillo, 1999 ; Demirguc-kunt et Detragiache, 2005). En nous appuyant sur les indicateurs macroprudentiels de solidité des systèmes financiers édités par le FMI (Evans et al., 2000), nous les classons en deux catégories : les indicateurs macroéconomiques qui

représentent des facteurs pouvant affecter la stabilité du système bancaire et les ratios bancaires agrégés calculés à partir des données individuelles des banques¹³.

La première catégorie de variables regroupe les indicateurs macroéconomiques : le taux de croissance du PIB (CPIB), les termes de l'échange (TECH), l'inflation (INFL), le taux d'intérêt réel (TIRE), les flux de capitaux privés brut étrangers en pourcentage du PIB (FKPB), le ratio masse monétaire M2 rapportée aux réserves internationales (M2RV), les réserves internationales (RESV)¹⁴, la part du crédit accordé au secteur privé en pourcentage du PIB (CDSP) et le taux de croissance du crédit (VCRE).

La seconde catégorie est dérivée des ratios comptables CAEL¹⁵ utilisés dans l'évaluation de la santé financière d'une banque. Ces ratios sont obtenus par agrégation et par pondération des ratios comptables¹⁶ par la taille des bilans des banques dans chacun des pays de notre échantillon. Les données bancaires que nous exploitons ici ne sont pas disponibles dans les bases de données habituellement utilisées dans ce type d'étude. Il s'agit de données bancaires individuelles (banque par banque) qui sont plus fines que les données agrégées disponibles. En procédant à une agrégation tenant compte de la taille relative de chaque banque nous sommes en mesure de reproduire convenablement des ratios calculés à partir de données agrégées. Ainsi, nous considérons le ratio de capital, (capitaux propres + réserves / total actif, FPRP), les ratios dotations aux provisions rapportées au total actif (PROV) et dotations aux provisions rapportées au total des crédits (PROC) pour apprécier de qualité de l'actif, les ratios de rentabilité économique (résultat net/ total actif, ROA) et de rentabilité financière (résultat net/ (capitaux propres+réserves), ROE) pour la rentabilité des actifs et enfin plusieurs ratios de liquidité : ratio de réserves liquides libres des banques (actif liquide/ total actif, RSLB), ratio total des prêts rapportés au total actif (TCA), ratio de couverture des prêts par les dépôts (total dépôts/ total prêts, RCPD), ratio de dépôts à vue rapportés au total de l'actif (DVA) et les ratios de l'ensemble des dépôts rapportés au total de l'actif (TDA).

En revanche, certaines variables n'ont pas été prises en compte pour diverses raisons. Le taux de change réel n'a pas été retenu parmi les variables explicatives. En effet, si l'on considère le taux de change réel, celui-ci s'ajuste à un facteur près à l'inflation. De plus, les pays de l'UEMOA étant sous un régime de change fixe, l'ajustement externe se fait par les réserves et non pas le taux de change. Nous

¹³ Cette distinction reste arbitraire en ce sens que certaines variables dites bancaires peuvent être considérées comme des variables macroéconomiques.

¹⁴ Les statistiques descriptives présentées dans le tableau 3 suggèrent que la variable RESV bien qu'elle soit en niveau varie très peu d'un pays à l'autre.

¹⁵ L'acronyme CAEL fait référence aux quatre composantes de la santé financière des banques évaluée comme suit : C, *Capital Adequacy*, A, *Asset quality*, E, *Earnings* et L, *Liquidity*.

¹⁶ Les indicateurs comptables souffrent de nombreuses imperfections dans la mesure où les comptes bancaires peuvent faire l'objet d'opérations de toilettage de bilans. Ces indicateurs sont également construits à partir de données historiques (comptabilité en valeur historique par opposition à comptabilité en valeur de marché) qui ne sont pas forcément le reflet de la situation courante. Ainsi, ces indicateurs ont l'inconvénient d'être « *backward looking* » alors qu'on souhaiterait tout particulièrement dans ce type d'étude qu'ils soient « *forward looking* ». Toutefois, à défaut de ne pouvoir s'appuyer sur d'autres types d'indicateurs, la littérature sur les faillites bancaires individuelles (early warning models of bank failure) a pour habitude d'exploiter de tels indicateurs.

retenons donc les variables M2RV (masse monétaire rapportée aux réserves internationales) et RESV (réserves internationales) pour capter l'effet de dépréciation de la monnaie (Flood et Garber, 1984). Par ailleurs, les variables institutionnelles et structurelles telles que le système d'assurance-dépôts (commun à l'ensemble des pays) ou la qualité des institutions et du système judiciaire n'ont pas été retenues¹⁷. Les variables relatives au marché financier¹⁸, aux avances ou prêts bancaires accordés aux Etats, au déficit budgétaire, au stock de la dette ne sont pas prises en compte du fait de la non-disponibilité des données.

Les différents indicateurs de crise bancaire retenus dans cette étude sont présentés en annexe 1 avec le signe du lien théorique attendu entre chaque variable et la probabilité d'occurrence du régime « crise » ainsi que la source des données collectées.

2.3. DONNEES ET PROPRIETES DES VARIABLES

Notre étude couvre la période 1975-1995 et elle porte sur un ensemble de 7 pays de l'UEMOA (Bénin, Burkina Faso, Côte-d'Ivoire, Mali, Niger, Sénégal et Togo). La Guinée-Bissau est exclue de notre échantillon pour des raisons de disponibilité de données. Nous considérons deux types de données : les données macroéconomiques extraites du *World Development Indicators* de la Banque Mondiale et les données bancaires individuelles (banque par banque) issues des bilans des banques et des comptes publiés par la BCEAO, sur une fréquence annuelle. Notre étude comprend 83 banques¹⁹ en exercice sur la période étudiée (8 banques pour le Bénin, 7 pour le Burkina, 23 pour la Côte-d'Ivoire, 7 pour le Mali, 12 pour le Niger, 15 pour le Sénégal et 11 pour le Togo). Afin de disposer des données bancaires agrégées pour chaque pays, nous avons procédé au calcul de moyennes pondérées par la taille des bilans pour chaque variable²⁰.

Le tableau 2 présente les statistiques descriptives des variables bancaires individuelles et le tableau 3, les statistiques descriptives de l'ensemble des variables de cette étude.

Le profil d'évolution des principales grandeurs, est présenté en annexe 2. La majorité des systèmes bancaires de l'Union (5 sur 7) est en crise au cours de la période 1988-1989. Les graphiques 1, 2, 3 et 4 retracent respectivement l'évolution de l'intermédiation bancaire traditionnelle, l'évolution de ratios CAEL, le profil des

¹⁷ Les pays de l'UEMOA étant d'un niveau de développement relativement similaire, il n'apparaît pas pertinent de prendre en compte les variables institutionnelles et structurelles en générale commune à ces pays.

¹⁸ La Bourse Régionale des Valeurs Mobilières (BRVM) de l'UEMOA a été créée le 18 décembre 1996.

¹⁹ Le système bancaire ouest africain d'alors était constitué de plusieurs types de banques (banques commerciales étrangères, banques islamiques, banques d'Etat ou banques commerciales locales, banques de développement). Par ailleurs, notons que cette étude porte sur la problématique des crises et non des faillites. En d'autres termes, nous exploitons dans cet article des données agrégées sur les individus-pays et non sur les individus-banques.

²⁰ Cette approche se justifie par la forte concentration du secteur bancaire africain. De ce fait, la prise en compte des simples moyennes arithmétiques ne traduirait pas la situation financière réelle des systèmes bancaires nationaux comme en témoigne les tableaux statistiques 2 et 3.

principales grandeurs macroéconomiques internes et l'évolution de facteurs externes.

L'analyse des statistiques descriptives révèle que certaines variables explicatives présentent sur la période étudiée, des fluctuations très importantes par rapport à d'autres. Par ailleurs, le nombre d'observations varie d'une variable à une autre du fait de la non disponibilité des données (tableau 3).

Etant donné le grand nombre de variables explicatives potentielles et afin de pallier les problèmes de colinéarité, nous avons recours à un processus de sélection des variables dont les critères sont détaillés en annexe 3. Ce processus consiste à mener dans un premier temps, un test de volatilité pour ne retenir que les variables dont l'évolution est instable du régime « calme » au régime « crise » ou du régime « calme » au régime « pré-crise ». En second lieu, il s'agit de faire un arbitrage parmi les variables captant la même information et qui présentent à ce titre des coefficients de corrélation statistiquement significatifs²¹. Les variables retenues d'après ce processus de filtrage sont introduites dans les différents ajustements.

Afin de vérifier si les problèmes de colinéarité identifiés n'affectent pas la robustesse des résultats, nous menons une série de régressions avec ou sans les variables impliquées dans les problèmes de corrélation. On ne présente que les modèles les plus pertinents sur la base de critères de performance (Amemiya, 1981)²².

²¹ Nous avons effectué le test de corrélation de Pearson. Afin d'alléger la présentation, nous ne présentons pas le test et le tableau des corrélations qui sont disponibles auprès des auteurs sur demande.

²² En général, la qualité de la spécification d'un modèle logit peut être évaluée sur la base de quatre critères proposés par Amemiya (1981). Le critère d'information d'Akaike (AIC) dont la valeur est d'autant plus faible que le modèle est jugé meilleur. Ce critère est utilisé pour comparer les modèles ayant des degrés de liberté différents. Dans notre cas, la valeur de ce critère varie très peu d'une régression à l'autre. Ce critère ne permet donc pas de choisir le meilleur modèle à l'intérieur de chaque spécification. C'est pourquoi, nous n'en tenons pas compte ici. Le second critère est la statistique de Wald qui teste la significativité globale des variables explicatives. Le troisième critère est le pseudo R². Enfin, le quatrième critère permet de jauger le pouvoir prédictif du modèle (tableau de classification). Nous ne présentons pas tous ces résultats dans cette étude.

TABLEAU 2. DISTRIBUTION PAR PAYS DES VARIABLES BANCAIRES INDIVIDUELLES DE 1975 A 1995 (EXPRIMEES EN %)

Pays		FPRP	PROC	PROV	ROA	ROE	RLIB*	RSLB	TCA	DVA	TDA	RCPD*
	Moy.	7,24	11,90	1,76	-3,00	-82,02	10,69	10,07	22,50	28,00	52,15	1150,26
	Max.	85,40	83,16	6,74	6,85	128,53	129,00	53,87	69,00	58,50	75,73	12117,22
Bénin	Min.	1,23	0,00	0,00	-85,93	-1695,68	0,00	0,07	0,49	1,06	3,53	30,62
	Etp.	10,63	21,37	1,63	12,42	318,10	26,86	14,34	21,58	14,56	17,11	2572,74
	Obs.	71	69	43	71	71	61	63	69	71	71	69
	Moy.	10,23	0,94	1,93	-0,78	-53,68	21,42	15,44	41,23	22,82	40,70	109,89
	Max.	69,67	8,14	21,64	9,04	1285,54	152,54	59,93	87,72	75,86	82,76	294,86
Burkina	Min.	0,00	0,00	0,00	-36,63	-4475,47	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	26,15
	Etp.	12,68	1,90	3,70	5,90	527,58	34,23	15,47	25,03	19,66	23,12	56,01
	Obs.	98	90	64	98	93	75	97	90	97	97	90
	Moy.	10,50	3,78	1,76	-0,39	-7,41	5,26	9,60	57,73	16,91	39,41	87,06
	Max.	91,46	30,77	17,17	13,12	275,82	145,45	59,51	92,08	54,50	82,08	272,33
Côte- d'Ivoire	Min.	0,00	0,00	0,00	-34,17	-1002,49	0,01	0,00	1,11	0,00	0,00	10,89
	Etp.	12,89	7,72	2,63	4,62	97,04	18,17	14,06	19,45	16,38	25,47	49,41
	Obs.	289	270	166	274	274	208	280	270	273	274	270
	Moy.	12,55	0,80	0,47	0,50	7,56	28,19	28,14	39,11	29,42	41,13	116,57
	Max.	51,08	3,77	2,44	9,66	69,12	147,33	59,65	71,44	50,43	65,26	199,05
Mali	Min.	2,84	0,00	0,00	-15,16	-65,58	0,09	0,00	25,19	11,69	12,78	34,90
	Etp.	10,02	1,08	0,63	2,74	17,07	38,94	20,30	12,40	12,13	16,59	49,62
	Obs.	68	65	54	63	63	46	66	65	67	67	65
	Moy.	19,88	4,79	1,94	1,02	27,38	14,20	13,05	25,47	15,98	36,61	1488,44
	Max.	75,73	49,75	29,06	18,41	1890,45	160,98	57,61	49,08	29,44	64,46	16811,50
Niger	Min.	3,84	0,00	0,00	-21,15	-114,43	0,02	0,00	0,33	0,11	3,65	9,34
	Etp.	16,88	13,63	4,91	3,63	187,88	30,70	15,55	15,82	9,34	22,60	4612,72
	Obs.	113	93	69	98	102	77	91	93	98	98	93
	Moy.	12,32	3,17	1,64	-0,91	1,01	5,18	12,59	46,90	19,47	36,86	92,08
	Max.	83,36	23,03	81,84	5,85	143,95	93,96	58,68	76,60	34,45	80,97	207,68
Sénégal	Min.	1,28	0,00	0,00	-83,55	-551,35	0,01	0,00	16,15	7,06	11,41	19,65
	Etp.	14,01	5,91	7,68	8,23	59,86	13,30	14,36	18,50	9,76	15,59	51,91
	Obs.	199	184	114	185	187	151	182	184	185	185	184
	Moy.	11,59	11,37	1,65	-0,51	-4,51	16,55	22,26	43,35	15,47	27,37	78,26
	Max.	80,30	66,54	39,89	14,16	99,15	162,88	59,32	68,93	24,23	40,87	267,89
Togo	Min.	1,71	0,00	0,00	-95,42	-1651,62	0,06	0,00	9,70	0,27	7,33	25,61
	Etp.	12,03	19,05	4,25	7,79	129,61	28,98	18,16	19,87	7,00	11,14	62,97
	Obs.	178	175	99	175	175	137	167	170	175	175	170
	Moy.	11,97	4,30	1,64	-0,54	-10,55	11,66	14,78	44,62	20,37	40,29	311,01
	Max.	91,46	83,16	81,84	18,41	1890,45	162,88	59,93	92,08	75,86	82,76	16811,50
UEMOA	Min.	0,00	0,00	0,00	-95,42	-4475,47	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	9,34
	Etp.	13,47	10,80	4,50	6,88	211,62	26,18	16,71	23,54	15,95	22,27	1472,96
	Obs.	1016	946	609	964	965	755	946	941	966	967	941

Note : Moy, Max, Min et Etp, désignent respectivement la moyenne, le maximum, le minimum et l'écart-type, FPRP (capitaux propres+réserves/total actif); PROV (dotations aux provisions/total actif); PROC (dotations aux provisions/total des crédits); ROA (résultat net/ total actif); ROE (résultat net/ capitaux propres); RLIB (actif liquide/passif liquide); RSLB (actifs liquides/ total actif); TCA (total des prêts /total actif); DVA (dépôts à vue / total de l'actif); TDA (total dépôts /total de l'actif); RCPD (total dépôts/total prêts), *les données ne sont pas exprimées en %.

TABLEAU 3. PRESENTATION DE L'ENSEMBLE DES VARIABLES DE L'ETUDE

VARIABLES	Obs.	Moyenne	Ecart-type	Min	Max
CPIB	147	2,51	5,49	-16,83	15,33
TECH	147	-66,72	236,35	-1286,70	665,39
INFL	147	7,08	9,16	-12,30	46,39
TIRE	112	8,87	7,60	-13,01	27,71
M2RV	147	20,51	31,36	1,06	148,31
CDSP	147	22,42	9,71	4,47	48,12
FKPB	146	6,94	5,25	0,42	28,77
VCRE	147	10,72	20,32	-39,50	97,20
RESV	147	18,00	1,21	15,25	20,09
FPRP	138	7,10	2,49	3,55	17,53
PROC	138	2,14	2,55	0,00	19,59
PROV	138	0,97	0,90	0,00	4,45
ROA	138	0,38	1,07	-4,13	4,16
ROE	138	6,94	13,64	-55,40	49,17
RLIB	138	2,70	4,63	0,24	39,36
RSLB	147	15,97	20,30	0,47	90,26
TCA	138	51,88	15,84	3,03	79,75
DVA	138	22,96	9,65	0,74	51,56
TDA	138	49,52	14,74	23,06	95,87
RCPD	126	117,27	153,94	36,57	1443,60

Note: CPIB : le taux de croissance du PIB ; TECH : les termes de l'échange; INFL : l'inflation ; TIRE : le taux d'intérêt réel ; M2RV : le ratio masse monétaire M2 rapportée aux réserves internationales ; CDSP : la part du crédit accordé au secteur privé en pourcentage du PIB ; FKPB : les flux de capitaux privés bruts étrangers en pourcentage du PIB ; VCRE : le taux de croissance du crédit ; RESV : les réserves internationales; FPRP (capitaux propres+réserves/total actif); PROC (dotations aux provisions/total des crédits; PROV (dotations aux provisions/total actif); ROA (résultat net/ total actif); ROE (résultat net/ capitaux propres+réserves); RLIB (actif liquide/passif liquide); RSLB (actifs liquides/ total actif); TCA (total des prêts /total actif); DVA (dépôts à vue / total de l'actif) ; TDA (total dépôts /total de l'actif) ; RCPD (total dépôts/total prêts).

3. RESULTATS EMPIRIQUES

Nous rappelons que le but de cette étude est, d'une part, d'identifier les facteurs des crises bancaires et, en particulier, de tester l'apport des variables bancaires dans l'explication de ces crises en nous appuyant sur des modèles logit multinomiaux. D'autre part, nous montrons que cette approche peut aider à la mise en place d'un système d'alerte précoce. De ce fait, nous menons séparément deux types de régression : d'une part, nous régressons la variable expliquée Y_{it} sur l'ensemble des variables macroéconomiques, et d'autre part, la variable expliquée Y_{it} sur l'ensemble des variables macroéconomiques et bancaires. Puis, nous testons l'apport des variables bancaires par le biais d'un test de ratio de vraisemblance. Enfin, nous présentons les indicateurs de qualité prédictive du modèle. Dans le souci de comparer l'approche multinomiale à l'approche binaire, nous présentons

pour ces deux types de régression, le test de ratio de vraisemblance et les indicateurs de qualité prédictive suivant chacune de ces approches.

Nous commençons par présenter les ajustements de l'approche binaire (tableau 4). Le modèle 1 du tableau 4, montre qu'une baisse du taux de croissance (CPIB), une baisse de l'inflation (INFL) et un recul des flux de capitaux étrangers (FKPB) sont associés à une forte probabilité de l'occurrence de la modalité « pré-crise ». En effet, les coefficients associés à ces variables présentent un signe significatif et négatif. Ce résultat suppose que ces variables macroéconomiques sont associées sans doute à la fragilisation du système bancaire deux ans avant l'occurrence de la crise.

Lorsqu'on régresse la variable expliquée Y_{it} sur l'ensemble des variables macroéconomiques et bancaires (modèle 2), les coefficients des variables taux de croissance (CPIB), inflation (INFL) et total dépôts/total actif (TDA) sont significatifs²³. La variable TDA (total dépôts rapportés au total actif) est la seule variable bancaire qui présente un coefficient significatif et négatif. Ceci indique qu'une diminution de la part des dépôts dans les bilans bancaires est associée à une forte probabilité d'occurrence du régime « pré-crise ». Le résultat du test de ratio de vraisemblance permet de rejeter l'hypothèse nulle de non significativité globale des variables bancaires avec un seuil de risque de 5%. Ceci suggère que les variables bancaires jouent un rôle non négligeable dans le processus de fragilisation du système bancaire (modèle 2).

²³ Nous menons plusieurs régressions avec ou sans les variables (notamment les variables de vulnérabilité externe) impliquées dans les problèmes de colinéarité. Les résultats de ces régressions ne sont pas présentés dans le texte mais sont disponibles sur demande. Sur la base des critères de performance évoqués ci-dessus, il ressort que le modèle 2 est le modèle le plus approprié. De plus, nous menons, par souci de robustesse, des régressions en introduisant des variables de vulnérabilité externe non considérées dans cette étude (réserves internationales, taux de change réel). Nous revenons sur ce point dans le commentaire des résultats.

TABLEAU 4. AJUSTEMENTS LOGIT BINAIRES

$$\text{Spécification : } \Pr(Y_{it} = 1 | M, B, \beta, \omega, \alpha) = \frac{e^{\alpha + \sum_{j=1}^J \beta_j M_{j,it} + \sum_{p=1}^P \omega_p B_{p,it}}}{1 + e^{\alpha + \sum_{j=1}^J \beta_j M_{j,it} + \sum_{p=1}^P \omega_p B_{p,it}}} \quad (1)$$

	Modèle 1	Modèle 2
	Coeff. , $\omega_p = 0$	Coeff.
α	0,2065 (0,5815)	4,1570** (1,9003)
CPIB	-0,1276* (0,0738)	-0,2295** (0,0941)
TECH	0,0011 (0,0012)	0,0034** (0,0015)
INFL	-0,1468** (0,0554)	-0,1744*** (0,0604)
FKPB	-0,2153** (0,0955)	-0,2075 (0,1347)
VCRE	-0,0024 (0,0184)	0,0203 (0,0360)
FPRP		0,0166 (0,1785)
PROV		0,2825 (0,4911)
ROA		0,6556 (0,8655)
TDA		-0,0980** (0,0402)
Obs	118	109
Stat.Wald $\chi^2(k)$ ($\beta_j = \omega_p = 0, \forall j, p$)	12,65**	32,89***
Pseudo R2	0,23	0,35
Test de ratio de vraisemblance $\chi^2(l)$ ($\omega_p = 0, \forall p$)		10,35**

Note : CPIB : le taux de croissance du PIB ; TECH : les termes de l'échange; INFL : l'inflation; FKPB : les flux de capitaux privés bruts étrangers en pourcentage du PIB ; VCRE : le taux de croissance du crédit ; FPRP (capitaux propres+réserves/total actif); PROV (dotations aux provisions/total actif) ; ROA (résultat net/ total actif); ROE (résultat net/ capitaux propres+réserves); TDA (total dépôts /total de l'actif). La variable expliquée Y_{it} prend les valeurs 0 et 1, respectivement pour les régimes « calme » et « pré-crise ». Les observations $Y_{it}=2$ et $Y_{it}=3$ sont exclues de l'échantillon. Le tableau 4 fournit la valeur des coefficients et leur écart-type entre parenthèses. ***, ** et * indiquent respectivement les niveaux de significativité 1%, 5% et 10%. La statistique de Wald teste l'hypothèse nulle de non significativité de l'ensemble des coefficients associés aux variables explicatives (hors constante). Cette statistique suit une loi de χ^2 à k degrés de liberté où k correspond au nombre de coefficients associés aux variables explicatives et varie ici en fonction de la spécification. La statistique du test de ratio de vraisemblance suit également une loi de $\chi^2(l)$ où l correspond aux quatre variables bancaires utilisées dans les régressions.

TABLEAU 5. CAPACITE PREDICTIVE DES MODELES LOGIT BINAIRES

Capacité prédictive : <i>Cut-off</i> =0,1	Modèle 1	Modèle 2
$Y_{it} = 0$ et $s=0$	72	71
$Y_{it} = 0$ et $s=1$	32	24
$Y_{it} = 1$ et $s=0$	3	2
$Y_{it} = 1$ et $s=1$	11	12
% de prédictions correctes ($\forall Y_{it}$)	70,34	76,15
% de crises correctement prédites ($Y_{it} = 1$)	78,57	85,71
% de fausses alertes	74,42	66,67
% probabilité de crise conditionnelle à une alerte	25,58	33,33
% probabilité de crise conditionnelle à une absence d'alerte	4,00	2,74
^a ratio bruit/signal	0,95	0,78
Total observations	118	109
^b Total des périodes « pré-crise »	14	14
Total alertes	43	36
Total absence d'alertes	75	73

Note : $s=0$, absence d'alerte ; $s=1$, émission d'alerte. ^a Ratio bruit/ signal = % de fausses alertes/% de crises correctes (Kaminsky et Reinhart, 1999). ^b Total des périodes « pré-crise » correspond au nombre de fois qu'on compte $Y_{it} = 1$.

On analyse également la capacité prédictive du modèle logit binaire avec un *cut-off* de 0,1²⁴. D'après les indicateurs de qualité prédictive du tableau 5, le modèle 2 (variables macroéconomiques augmentées de variables bancaires) est supérieur au modèle 1 (variables macroéconomiques). En effet, le modèle 2 présente un ratio bruit/signal plus faible c'est-à-dire qu'il prédit correctement plus de crise qu'il n'émet de fausses alertes.

Les résultats des ajustements des modèles 3 et 4 (Logit multinomiaux) sont présentés dans le tableau 6. On croise séparément la variable Y_{it} , d'une part, avec les variables macroéconomiques (modèle 3) et, d'autre part, avec l'ensemble des régresseurs (modèle 4).

Nous notons que les coefficients associées au taux de croissance du PIB (CPIB) et aux termes de l'échange (TECH) ne sont pas significatifs pour le régime « pré-crise » dans le modèle 3. Par contre, ils le deviennent au seuil de risque de 5% dans le modèle 4. Il en est de même du coefficient associé à la variable flux de capitaux privés étrangers (FKPB) pour le régime « durée de crise » au même seuil de risque. Les variables bancaires PROV (dotations aux provisions/total actif) et TDA (total dépôts / total actif) présentent des coefficients significatifs respectivement au seuil de risque de 10% et 1% dans les modèles 3 et 4. Le test de ratio de vraisemblance

²⁴ Dans cette étude, nous nous appuyons sur le critère de Demirguc-Kunt et Detragiache (1998) pour le choix du *cut-off*. Ce critère suppose de prendre un *cut-off* qui correspond à la fréquence de crise de l'échantillon. La fréquence de crise ici est de 0,12 et 0,10 respectivement pour le modèle 2 (binaire) et le modèle 4 (multinomial). Nous avons donc choisi un *cut-off* de 0,1. Par ailleurs, nous avons mené une analyse de sensibilité à partir d'une série de *cut-off* afin de justifier ce choix (voir annexe 4 pour plus de détails sur le choix du *cut-off*).

CRISES BANCAIRES DANS LES PAYS DE L'UEMOA : UN SYSTEME D'ALERTE AVANCEE
FONDE SUR UNE APPROCHE LOGIT MULTINOMIALE

montre que les variables bancaires présentent un apport significatif dans l'explication des occurrences des régimes « pré-crise » et « durée de crise ». En revanche, ces variables ne sont pas significatives pour le régime « crise » (voir tableau 6).

TABEAU 6. AJUSTEMENTS LOGIT MULTINOMIAUX

$$\text{Spécification : } \Pr(Y_{it} = r | M, B, \beta, \omega, \alpha) = \frac{e^{\alpha_r + \sum_{j=1}^J \beta_{rj} M_{j,it} + \sum_{p=1}^P \omega_{rp} B_{p,it}}}{1 + \sum_{r=1}^3 e^{\alpha_r + \sum_{j=1}^J \beta_{rj} M_{j,it} + \sum_{p=1}^P \omega_{rp} B_{p,it}}} \quad (3)$$

	Modèle 3			Modèle 4		
	Coeff. ($\omega_p = 0, \forall p$)			Coeff.		
	r=Y _{it} =1, Pré-crise	r=Y _{it} =2, Crise	r=Y _{it} =3, Durée crise	r=Y _{it} =1, Pré-crise	r=Y _{it} =2, Crise	r=Y _{it} =3, Durée crise
α_r	0,0560 (0,5600)	-1,0065 (0,7479)	-0,6531 (0,6100)	3,5705** (1,8305)	5,8141* (3,0800)	3,1489** (1,5083)
CPIB	-0,0934 (0,0579)	-0,1303** (0,0662)	0,0491 (0,0893)	-0,1679** (0,0760)	-0,1929** (0,0748)	0,0719 (0,0888)
TECH	0,0011 (0,0009)	0,0005 (0,0014)	-0,0007 (0,0009)	0,0043** (0,0018)	0,0027* (0,0015)	-0,0005 (0,0011)
INFL	-0,1351** (0,0555)	-0,1753*** (0,0481)	-0,0566 (0,0519)	-0,1617** (0,0677)	-0,2561*** (0,0740)	-0,0348 (0,0498)
FKPB	-0,2124** (0,0941)	-0,1115 (0,1172)	-0,0836 (0,0517)	-0,2394* (0,1384)	-0,1143 (0,1327)	-0,0983** (0,0500)
VCRE	-0,0010 (0,0202)	-0,0124 (0,0140)	-0,0718** (0,0279)	0,0293 (0,0267)	0,0272 (0,0244)	-0,0684** (0,0264)
FPRP				-0,0456 (0,2235)	0,1236 (0,2007)	-0,0305 (0,1075)
PROV				0,7625* (0,4444)	0,4019 (0,6383)	-0,2342 (0,3821)
ROA				0,2729 (0,3115)	0,0788 (0,2296)	-0,3043 (0,2679)
TDA				-0,0834** (0,0356)	-0,1882** (0,0942)	-0,0747** (0,0288)
Obs.		146			137	
Stat. Wald $\chi^2(k)$ ($\beta_j = \omega_p = 0, \forall j, p$ et $\tau > 0$)		39,65***			100,2***	
Pseudo R2		0,19			0,29	
Test de ratio de vraisemblance $\chi^2(l)$ ($\omega_p = 0, \forall p$ et $\tau > 0$)				10,54**	5,82	8,85*

Note : CPIB : le taux de croissance du PIB ; TECH : les termes de l'échange ; INFL : l'inflation ; FKPB : les flux de capitaux privés bruts étrangers en pourcentage du PIB ; VCRE : le taux de croissance du crédit ; FPRP (capitaux propres+réserves/total actif) ; PROV (dotations aux provisions/total actif) ; ROA (résultat net/ total actif) ; ROE (résultat net/ capitaux propres+réserves) ; TDA (total dépôts /total de l'actif). La variable expliquée Y_{it} prend les valeurs 0, 1, 2 et 3 respectivement pour les régimes « calme », « pré-crise », « crise » et « durée de crise ». Le tableau 6 fournit la valeur des coefficients et leur écart-type entre parenthèses. ***, ** et * indiquent respectivement les niveaux de significativité 1%, 5% et 10%. La statistique de Wald teste l'hypothèse nulle de non significativité de l'ensemble des coefficients associés aux variables explicatives (hors constante). Cette statistique suit une loi de χ^2 à k degrés de liberté où k correspond aux 27 coefficients associés aux variables explicatives. La statistique du test de ratio de vraisemblance suit également une loi de $\chi^2(1)$ où 1 correspond au quatre variables bancaires pour chaque occurrence $r > 0$.

Par ailleurs, le modèle 4 présente un meilleur pouvoir prédictif que le modèle 3 (tableau 7). En effet, le modèle 4 émet plus d'alertes correctes que le modèle 3 (63,5% contre 59,59%). Le modèle 4 présente également le plus faible ratio bruit/signal soit 0,73 contre 0,91. Ainsi, tant dans l'approche multinomiale que binaire, la spécification qui prend en compte à la fois les variables macroéconomiques et bancaires semble la plus appropriée.

Par comparaison avec le modèle binaire, le modèle multinomial présente plusieurs avantages : il permet d'analyser et de comparer les différents jeux de coefficients associés à chaque régime et d'en tirer des enseignements : on note que les variables significatives (CPIB, TECH, INFL et TDA) dans le régime « crise » ($Y_{it}=2$) sont ici identiques à celles du régime « pré-crise » ($Y_{it}=1$) et présentent le même signe. Ce résultat met en évidence la pertinence du biais soulevé par Bussiere et Fratzscher (2006). En effet, la probabilité d'occurrence du régime « crise » est forte en présence d'une baisse du taux de croissance, d'une dégradation des termes de l'échange, d'une baisse de l'inflation et d'une diminution de la part des dépôts dans les bilans bancaires. De même, une baisse de la valeur de ces mêmes facteurs est associée à une forte probabilité du régime « pré-crise ». Par conséquent, cette spécification suggère que la crise pouvait être anticipée deux ans avant. De surcroît, le modèle multinomial permet de se prononcer dès le déclenchement de signaux sur le caractère plus ou moins durable de la crise et sur les mesures à prendre par les autorités prudentielles. Ainsi, de manière générale, un signal donné initialement par un indicateur significatif dans le régime « pré-crise » et qui le demeure dans le régime « durée de crise » indique que la crise est susceptible de s'installer dans la durée si cet indicateur ne s'améliore pas. A contrario, un signal donné par un indicateur qui n'est plus significatif dans le régime « durée de crise » présage d'une crise de courte durée même si cet indicateur ne s'améliore pas.

TABLEAU 7. CAPACITE PREDICTIVE DES MODELES LOGIT MULTINOMIAUX

Capacité prédictive : <i>Cut-off</i> =0,1	Modèle 3	Modèle 4
$Y_{it} = 0$ et $s=0$	76	75
$Y_{it} = 0$ et $s=1$	28	20
$Y_{it} = 1$ et $s=0$	3	2
$Y_{it} = 1$ et $s=1$	11	12
$Y_{it} = 2$ et $s=0$	2	0
$Y_{it} = 2$ et $s=1$	5	7
$Y_{it} = 3$ et $s=0$	0	0
$Y_{it} = 3$ et $s=1$	21	21
% de prédictions correctes ($\forall Y_{it}$)	59,59	63,50
% de crises correctement prédites ($Y_{it} = 1$)	78,57	85,71
% de fausses alertes	71,79	62,50
% probabilité de crise conditionnelle à une alerte	28,21	37,50
% probabilité de crise conditionnelle à une absence d'alerte	3,80	2,60
^a ratio bruit/signal	0,91	0,73
Total observations	146	137
^b Total des périodes « pré-crise »	14	14
Total alertes	39	32
Total absence d'alertes	79	77

Note : $s = 0$, absence d'alerte ; $s=1$, émission d'alerte. ^a Ratio bruit/ signal = % de fausses alertes/% de crises correctes (Kaminsky et Reinhart, 1999). ^b Total des périodes « pré-crise » correspond au nombre de fois qu'on compte $Y_{it} = 1$.

Les variables flux de capitaux privés étrangers (FKPB) et dotations aux provisions/total actif (PROV) présentent des coefficients significatifs pour le régime « pré-crise » dans le modèle multinomial (modèle 4, tableau 6) alors que ces variables ne sont pas significatives dans le modèle binaire (modèle 2, tableau 4). Les flux de capitaux privés bruts en direction de l'Union sont en net recul deux ans avant le déclenchement de la crise et pendant la durée de la crise. Ce résultat traduit sans doute la méfiance des investisseurs et l'effet de la rumeur d'une dévaluation du franc CFA²⁵. Le signe négatif et significatif du coefficient de la variable VREC (variation du crédit) durant le régime « durée de crise » suggère la présence d'un phénomène de contraction du crédit durable.

Par comparaison au modèle multinomial (modèle 4), le modèle binaire (modèle 2) prédit correctement les crises aussi bien que le modèle multinomial soit 85,7%. En revanche, le modèle binaire émet plus de fausses alertes soit 66,67% contre 62,5%. Par ailleurs, le modèle multinomial présente une probabilité de crise conditionnelle à une alerte relativement plus importante que le modèle binaire, soit 37,5% contre 33,33%²⁶. En outre, ces deux spécifications (binaire et multinomial) présentent des

²⁵ En effet, la dévaluation du franc cfa est intervenue officiellement le 11 janvier 1994.

²⁶ On note qu'en faisant varier le *cut-off* de 0,1 à 0,25 comme indiqué en annexe 4, le modèle multinomial prédit moins de crise mais émet à la fois moins de fausses alertes et présente une probabilité conditionnelle de crise à une alerte toujours supérieure à celle du modèle binaire.

ratios bruit/ signal faibles et inférieurs à l'unité respectivement de 0,78 (binaire) et 0,73 (multinomial).

A la lumière des tests économétriques et du profil d'évolution des principales grandeurs présentées en annexe 2, il apparaît que les facteurs explicatifs les plus pertinents de la crise (régime « crise », $Y_{it} = 2$) et de la période « pré-crise, $Y_{it} = 1$ » sont pour la plupart des variables macroéconomiques (baisse de l'inflation et du taux de croissance du PIB et détérioration des termes de l'échange). Cependant, la forte probabilité d'occurrence des trois régimes « pré-crise », « crise » et « durée de crise » associée à une contraction des dépôts bancaires ainsi que le rejet de l'hypothèse nulle du test du ratio de vraisemblance dans la quasi-totalité des régressions, suggèrent que les variables spécifiques aux banques ont joué un rôle non négligeable dans le processus de fragilisation et de rétablissement du système bancaire ouest africain. Ces résultats confirment les conclusions des études antérieures (Hardy et Pazarbasioglu, 1998 ; Powo, 2000 ; Eboué, 2007).

En outre, afin de tester la robustesse de notre modèle économétrique, nous menons deux types de tests. Premièrement, nous tenons compte de l'impact des variables liées aux facteurs externes (réserves internationales, taux de change réel) et du taux d'intérêt réel qui n'ont pas été retenus dans les estimations pour les raisons évoqués ci-dessus. Etant donné le rôle important que ces facteurs peuvent jouer en général dans le cas d'une crise bancaire et en particulier dans le cas des petits pays comme les pays de l'UEMOA, nous avons construit un indicateur synthétique de ces trois facteurs (appelé indice de pression du taux de change) en nous appuyant sur la littérature²⁷. Le coefficient associé à cet indice n'apparaît pas comme étant significatif dans les modèles 2 et 4 et par conséquent, l'introduction de cette variable n'exerce aucun impact sur la qualité prédictive des modèles.

Deuxièmement, nous entreprenons un exercice de prédiction des crises (*out-of-sample*) en nous référant à une période hors échantillon. Nous testons ainsi le pouvoir prédictif de notre modèle en considérant une période *out-of-sample* de trois ans (1996-1998) consécutive à la période d'estimation *in sample* (1975-1995). Compte tenu de la construction de notre variable expliquée et étant donnés les coefficients estimés du modèle de référence (modèle 4), nous cherchons à savoir si les autorités de régulation pouvaient détecter des facteurs de fragilité au cours des deux années 1996 et 1997 afin d'anticiper une éventuelle crise en 1998. Dans le cas des pays de l'UEMOA, aucun pays n'a connu, en réalité, une crise au cours de cette période hors échantillon considérée. Il s'agit donc de vérifier que le modèle n'anticipe pas de crise sur cette période afin de tester la robustesse de notre modèle. Nos résultats²⁸ font apparaître que le modèle ne prévoit aucune crise pour ces pays

²⁷ Plus formellement, cet indice est défini dans la littérature (Abiad ; 1999 ; Bussièrès et Fratzscher, 2006) comme suit :

$$\text{indice de pression} = \omega_e * \frac{e_t - e_{t-1}}{e_{t-1}} + \omega_i * (i_t - i_{t-1}) - \omega_{res} * \frac{res_t - res_{t-1}}{res_{t-1}}$$

ω_e , ω_i et ω_{res} représentent respectivement les pondérations du taux de change (e), du taux d'intérêt réel (i) et des réserves (res). Les pondérations calculées représentent l'inverse de la volatilité de chaque variable sur toute la période et pour chaque pays.

²⁸ Ces résultats sont disponibles sur demande auprès des auteurs.

au cours de l'année 1998 sur la base des données macroéconomiques et comptables des années 1996 et 1997.

CONCLUSION

L'objectif de cette étude est de mettre en évidence les facteurs macroéconomiques et bancaires dans l'occurrence des crises bancaires des années 80 et 90 dans les pays de l'UEMOA. Nous cherchons, globalement, à identifier les facteurs qui ont contribué à fragiliser le système bancaire et à déclencher la crise et, en particulier, à tester l'apport des variables bancaires dans ce processus de fragilisation. Par ailleurs, nous testons les performances prédictives d'un modèle logit multinomial par opposition à un modèle logit binaire et nous montrons en quoi celui-ci peut aider à la mise en œuvre d'un système d'alerte précoce.

Les principaux résultats de cette étude mettent en évidence le rôle prépondérant des fondamentaux économiques dans l'occurrence de la crise. En effet, il apparaît qu'une baisse du taux de croissance (CPIB), une faible inflation (INFL), voire une déflation²⁹, une dégradation des termes de l'échange (TECH) sont associées à une forte probabilité du régime « pré-crise » ainsi qu'à une probabilité élevée de crise. Le recul des flux de capitaux privés étrangers en direction de la zone UEMOA a contribué à accroître les difficultés du système bancaire. Ces résultats confirment ceux obtenus dans les travaux antérieurs. Par ailleurs, il apparaît dans notre étude que le taux de croissance des crédits qui n'est pas significatif pour expliquer le régime « pré-crise » ou « crise », le devient par la suite lorsque la crise s'installe. Les banques éprouveraient ainsi davantage de difficultés à remplir leur fonction d'intermédiation une fois la crise installée et inscrite dans la durée.

Notre analyse indique que le rôle joué par les facteurs spécifiques aux banques dans le processus de fragilisation varie en fonction des régimes considérés. Durant la période qui précède la crise, les variables bancaires jouent un rôle important mais par la suite seule la part des dépôts dans les bilans demeure hautement significative jusqu'à la sortie de crise.

L'approche multinomiale proposée ici dans la lignée des travaux de Bussiere et Fratzscher (2006) consacrés aux crises de change permet d'affiner les modèles d'alertes avancés des crises bancaires dans la mesure où elle permet aux superviseurs bancaires d'identifier, d'une part, les facteurs fragilisant le système de manière précoce en réduisant les faux signaux et, d'autre part de scruter les caractéristiques de la crise qui est susceptible de se déclencher et de s'installer. Ainsi, il ne s'agit pas simplement d'étudier le pouvoir de certaines variables à prédire le déclenchement d'une crise mais aussi sa durée. Nos résultats suggèrent que l'architecture du dispositif prudentiel à l'échelle du système bancaire doit prendre en compte aussi bien les facteurs économiques que les facteurs spécifiques aux banques. Parmi les nombreuses variables bancaires prises en compte, seul le poids relatif des dépôts dans l'actif bancaire apparaît comme significatif et ce à la fois pour expliquer les périodes de fragilité (« pré-crise »), de « crise » et de « durée

²⁹ Le profil d'évolution de certaines grandeurs macroéconomiques montre que dans la seconde moitié de la décennie 80, les taux d'inflation étaient négatifs dans la plupart des pays de l'Union.

de crise ». Nos résultats plaident ainsi pour la mise en place de systèmes d'assurance-dépôts explicites³⁰ dans les pays de l'UEMOA ou de tout autre mesure susceptible de renforcer la confiance des agents économiques dans le secteur bancaire pendant les périodes turbulentes.

REFERENCES

- Abiad, A.G.**, 1999. "Early warning systems for currency crises: A Markov-switching approach with application to South Asia", Mimeo, University of Pennsylvania.
- Alban, T.**, 2000. *Econométrie des variables qualitatives*, Dunod
- Allen, F. and D. Gale**, 2000a. "Bubbles and Crises", *Economic Journal*, 110.
- Amemiya, T.**, 1981. "Qualitative Response Models: A survey", *Journal of Econometrics*, Vol.19, pp. 1453-1536.
- Bernanke, B., M. Gertler and S. Gilchrist**, 1999. "The Financial Accelerator in a Quantitative Business Cycle Framework", in *Handbook of Macroeconomics*, Taylor et Woodford (eds), Amsterdam, North Holland.
- Bussiere, M. and M. Fratzscher**, 2006. "Towards A New Early Warning System of Financial Crises", *Journal of International Money and Finance*, Volume 25, Issue 6, October, Pages 953-973.
- Caprio, G. and D. Klingebiel**, 1996. "Bank Insolvencies; Cross-country Experience", World Bank Policy and Research, Working Paper N° 1574.
- Caprio, G. and D. Klingebiel**, 1997. "Bad Insolvencies: Bad Luck, Bad Policy or Bad Banking", *The World Bank Economic Review* (January).
- Caprio, G. and D. Klingebiel**, 2003. "Episodes of Systemic Borderline Crises", The World Bank Group, Working papers, January 22.
- Chang R. and A. Velasco**, 2002. "The 1997-98: Liquidity Crisis: Asia versus Latin America", *Banking, Financial Integration, and International Crises*, edited by Leonard H. and Klauss S. , Santiago, Central Bank of Chile.
- Demirguc-Kunt, A. and E. Detragiache**, 1998. "The Determinants of Banking Crises in Developing and Developed Countries", IMF staff papers, Vol, 45, N°1, March.
- Demirguc-Kunt, A. and E. Detragiache**, 2000. "Monitoring Banking Sector Fragility: A Multivariate Logit Approach", *The World Bank Economic Review*, vol. 14, N° 2: 287-307
- Demirguc-Kunt, A. and E. Detragiache**, 2005. "Cross-country Empirical Studies of Systemic Bank Distress: A Survey", *National Institute Economic Review*, National Institute of Economic and Social Research, Issue: 192, Page: 68 (16).

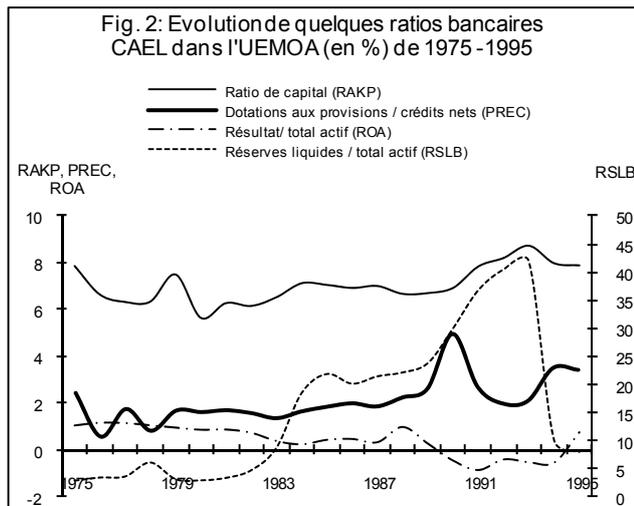
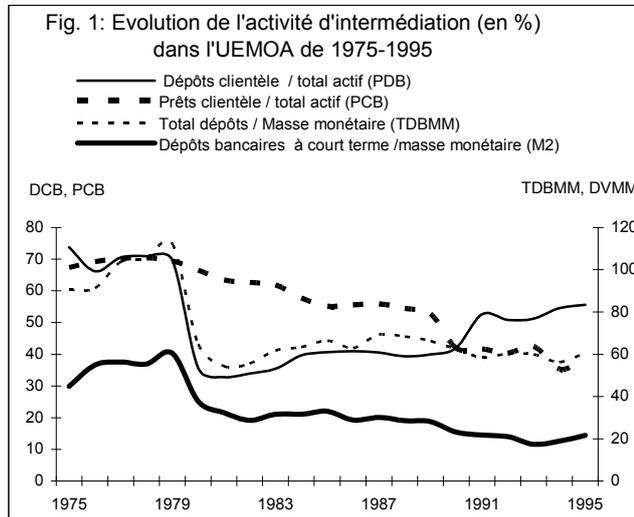
³⁰ Une récente étude (Diop, 2006) s'est penchée sur la justification et l'opportunité de la mise en place d'un système d'assurance de dépôts explicite dans les pays de l'UEMOA. Elle montre qu'un tel système doit permettre de rassurer les déposants les moins informés et de favoriser le développement du marché de crédit qui reste très étroit dans ces pays. Selon l'auteur, cette crise financière a affecté particulièrement les déposants, car la récupération du montant de leurs dépôts ne s'est pas faite selon le principe «premier arrivé, premier servi ». En effet, le remboursement des déposants a été plutôt échelonné dans le temps (voire des années) sur la base d'un montant fixé par les autorités. Powo (2000) précise à cet effet qu'un déposant ne pouvait pas effectuer un retrait supérieur à 5% de ses dépôts. Cette situation a ainsi conduit à un recul du taux de bancarisation et un développement de la finance informelle dans les pays de la Zone UEMOA, le public ayant perdu confiance auprès du système bancaire. D'où la nécessité d'instaurer un système d'assurance-dépôt explicite.

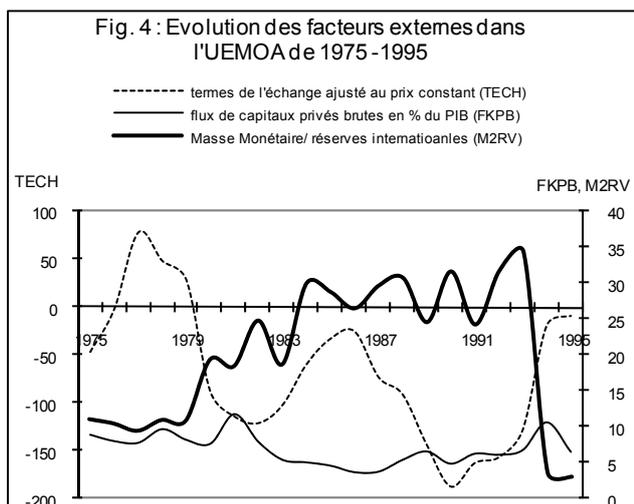
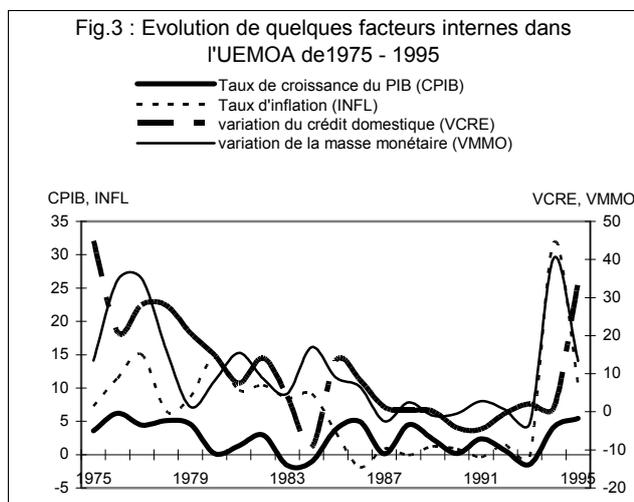
- Diamond, D. and P. Dybvig**, 1983. "Bank runs, Deposit Insurance, and liquidity", Federal Reserve Bank of Minneapolis, *Quarterly Reviews*, Vol. 24 N°1.
- Diop, A.**, 2006. "Contribution à l'introduction d'un système d'assurance dépôts explicite dans les pays de l'UEMOA : essai théorique et empirique", Thèse de doctorat, Université de Limoges, Novembre.
- Eboue, C.**, 2007. "Les coûts réels des crises bancaires en Afrique: Quels enseignements pour l'UEMOA", *Revue Economique et Monétaire*, BCEAO, N° 1, Juin, pp 39-76.
- Eichengreen, B and C. Arteta**, 2000. "Banking Crises in Emerging Markets: Presumptions and Evidence", Institute of Business and Economic Research, Center for International and development Economics Research, University of California.
- Evans, O., A. Leone, M. Gill and P. Hilbers**, 2000. "Macroprudential Indicators of Financial System Soundness", IMF, Occasional Paper, N°192.
- Fischer, I.**, 1933. "The Debt-Deflation Theory of Great Depression", *Econometrica*.
- Flood, R. and P. Garber**, 1984. "Collapsing Exchange Rates regimes: Some Linear examples", *Journal of International Economics*, Vol. 17, N°1-2, august, pp 1-13.
- Gerardin, H.**, 1994. la Zone Franc. la dynamique de l'intégration monétaire et ses contraintes, tome 2, l'Harmattan.
- Gonzalez-Hermosillo, B.**, 1999. "Crises bancaires: se doter d'indicateur d'alerte avancée", *Finances & Développement FMI*, juin 1999.
- Gorton, G.**, 1988. "Banking panics and Business Cycles", *Oxford Economic Papers*, Vol.40, December, pp. 55-221.
- Guttentag, J. and R. Herring**, 1986. "Disaster Myopia in international Banking", *Essays in International Finance*, N°164, Septembre.
- Hardy, D. and C. Pazarbasioglu**, 1998. "Leading Indicators of Banking Crises: Was Asia Different?", International Monetary Fund, Monetary and Exchange Affairs department, WP/98/91, June.
- Honohan, P. and D. Klingebiel**, 2000. "Controlling the Fiscal Costs of Banking Crises", Policy Research Working Paper 2441, The World Bank Group.
- Jacklin, C. and S. Bhattacharya**, 1988. "Distinguishing panics and information-based bank runs : welfare and implications", *Journal of Political Economy*, Vol. 96, N°3, p. 568-592.
- Kaminsky, G., C. Reinhart**, 1999. "The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-Of-Payments Problems", *The American Economic Review*, Vol. 89, No. 3 (Jun., 1999), pp. 473-500.
- Kindleberger, C.**, 1978. Manias, Panics and Crashes, A History of Financial Crises, New York, Basic Books.
- Lindgren, C. et al**, 1996. Bank Soundness and Macroeconomic Policy, International Monetary Fund.
- Minsky, H.**, 1986. Stabilizing and Unstable Economy, Yale University Press.
- Powo, F.**, 2000. « Les déterminants des faillites bancaires dans les Pays en voie de Développement: Le cas de l'Union Economique Monétaire Ouest Africaine (UEMOA) », Université de Montréal.
- Ziady, H.**, 1990. "Le système bancaire africain: Autopsie d'une crise", *Problèmes économiques*, N°2, 166 - Monnaie et Finance.

ANNEXE 1. TABLEAU 8. DEFINITIONS DES VARIABLES

variables		Sources
VARIABLE expliquée		
Y_{it}	$Y_{it}= 0$, régime « calme » ; $Y_{it}= 1$, régime « pré-crise » ; $Y_{it}= 2$, régime « crise » ; $Y_{it}= 3$, régime « durée de crise »	Construction de la variable Y_{it} (les auteurs) à partir des travaux de Caprio et Klingebiel (1996, 1997, 2003)
VARIABLES Explicatives avec le signe théorique attendu dans l'estimation de la probabilité de crise (régime « crise »)		
CPIB	Taux de croissance du PIB (-)	WDI 2006
TECH	Termes de l'échange ajustés au prix constant (+)	WDI 2006
INFL	Inflation, déflateur du PIB (+/-)	WDI 2006
TIRE	Taux d'intérêt débiteur réel (+)	WDI 2006
M2RV	Masse monétaire M2/ Réserves internationales (+)	WDI 2006
FKPB	Flux des capitaux privés étrangers en % du PIB (-)	WDI 2006
CDSP	Crédit accordé au secteur privé en % du PIB (+)	WDI 2006
VCRE	Taux de variation du crédit (+)	WDI 2006
RESV	Réserves internationales (-)	WDI 2006
FPRP	Fonds propres (capitaux propres + réserves / total bilan) (-)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995
PROC	Provisions pour créances douteuses rapportées au total des crédits nets (-)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995
PROV	Provisions pour créances douteuses rapportées au total Bilan (-)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995
ROA	Profit rapporté au total bilan (-)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995
ROE	Profit rapporté aux fonds propres (-)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995
RLIB	Ratio de liquidité interbancaire (-)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995
RSLB	Ratio de réserves libres des banques (-)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995
TCA	Total crédits rapportés au total actif (+)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995
DVA	Dépôt de court terme rapporté au total actif (-)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995
TDA	Total dépôt rapporté au total actif (-)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995
RCPD	Ratio de couverture des prêts par les dépôts de la clientèle (ratio d'équilibre du système bancaire) (+/-)	Bilan banques BCEAO, 1975-1995

**ANNEXE 2. PROFIL D'EVOLUTION DES PRINCIPALES GRANDEURS
MACROECONOMIQUES ET BANCAIRES**





Note : Ces graphiques retracent des évolutions en moyenne. Les données relatives aux principales grandeurs macroéconomiques, monétaires et les variables bancaires sont calculées en moyenne sur la période 1975 à 1995 pour l'ensemble des pays de l'union. La majorité des pays entre en crise à partir de 1988 ; Bénin (1988), Burkina Faso (1988), Côte d'Ivoire (1988), Mali (1987), Niger (1983), Sénégal (1988) et Togo (1993).

ANNEXE 3. CRITERES DE SELECTION DES VARIABLES

Le premier critère consiste à mener un test de volatilité des variables (test bilatéral de comparaison de variance) sur les régimes « calme » et « pré-crise » ou « calme » et « crise ». Si le test de volatilité conclut au non-rejet de l'hypothèse nulle selon laquelle les fluctuations de la variable sont statistiquement égales du régime « calme » au régime « pré-crise » ou du régime « calme » au régime « crise », jusqu'à un seuil de risque de 10%, la variable n'est pas retenue dans la première étape de sélection. Cette logique sous tend que toute fluctuation significative d'une variable du régime « calme » au régime « pré-crise » ou du régime calme au régime « crise »

peut contenir des informations pertinentes en vue d'expliquer les occurrences des régimes « pré-crise » et « crise ».

TABLEAU 9. TEST DE VOLATILITE

Variables	La statistique de	
	Fisher	P value
CPIB	0,48	0,06
TECH*	2,5	0,03
INFL	3,15	0,07
TIRE	5,15	0,03
M2RV	0,53	0,06
CDSP	1,30	0,66
FKPB	146	0,00
VCRE	10,57	0,01
RESV	0,95	0,94
FPRP*	2,1	0,07
PROC*	3,02	0,08
PROV	0,49	0,06
ROA*	9,57	0,01
ROE	6,76	0,01
RLSB	1,75	0,35
TCA	5,2	0,02
DVA	7,54	0,01
TDA	2,96	0,09
RCPD	25,00	0,01

*Note : * signifie que le test a été mené sur les régimes « calme »-« pré-crise ». Dans les autres cas, le test a été mené sur les régimes « calme » et « crise ». Concernant les variables en gras, on ne peut rejeter l'hypothèse d'égalité de variance suivant les régimes considérés. CPIB : le taux de croissance du PIB ; TECH : les termes de l'échange; INFL : l'inflation ; TIRE : le taux d'intérêt réel ; M2RV : le ratio masse monétaire M2 rapportée aux réserves internationales ; CDSP : la part du crédit accordé au secteur privé en pourcentage du PIB ; FKPB : les flux de capitaux privés bruts étrangers en pourcentage du PIB ; RESV : les réserves internationales ; VCRE : le taux de croissance du crédit ; FPRP (capitaux propres+réserves/total actif); PROV (dotations aux provisions/total actif); PROC (dotations aux provisions/total des crédits; ROA (résultat net/ total actif); ROE (résultat net/ capitaux propres); RLIB (actif liquide/passif liquide); RSLB (actifs liquides/ total actif); TCA (total des prêts /total actif);DVA (dépôts à vue / total de l'actif) ; TDA (total dépôts /total de l'actif) ; RCPD (total dépôts/total prêts).*

D'après les résultats des tests, les variables CDSP (crédit accordé au secteur privé en pourcentage du PIB), RESV (réserves internationales) et RSLB (actif liquide/ total actif) semblent ne pas varier significativement d'un régime à un autre. Ces variables sont donc exclues de la première étape de sélection et donc des régressions par la suite.

Le second critère porte sur un examen de corrélation par paires. Les variables qui présentent d'une part, un coefficient de corrélation très important et, d'autre part, qui sont plus impliquées dans des problèmes de colinéarité, sont exclues des régressions économétriques.

Ainsi, du fait de la forte corrélation entre l'inflation et le taux d'intérêt réel (-0,98), l'on privilégie le taux d'inflation au taux d'intérêt réel. Ceci se justifie par la quasi absence de politique de taux d'intérêt au cours de cette période. En effet, la fixation administrative du taux d'intérêt nominal commun à toutes les économies de l'Union jusqu'au début des années 90 explique cette forte corrélation négative entre le taux d'intérêt réel et l'inflation.

La série des termes de l'échange (TECH) et celle de la masse monétaire rapportée aux réserves internationales (M2RV) sont fortement et négativement corrélées (-0,72). Ces deux variables captent les mêmes informations sur les facteurs externes et peuvent donc être considérées comme appartenant à la composante « facteurs externes ». L'on retient la variable TECH au lieu de la M2RV qui est impliquée dans davantage de problèmes de colinéarité que la variable TECH.

Le même raisonnement est appliqué aux différentes composantes du CAEL. L'on retient la variable PROV (Provisions pour créances douteuses rapportées au total Bilan) au détriment de la variable PROC (Provisions pour créances douteuses rapportées au total crédits nets). De même, l'on retient le ROA et non le ROE.

L'on peut scinder les ratios de liquidité en deux groupes : le premier groupe concerne les ratios de liquidité dont les banquiers ont plus ou moins le contrôle : TCA, total crédit rapporté au total actif ; RCPD, ratio de couverture des prêts par les dépôts). Aucun des ratios de liquidité du premier groupe n'a été retenu. Le second groupe de ratios de liquidité est relatif à la liquidité qui échappe au contrôle du banquier : DVA, Dépôts à vue rapportés au total actif ; TDB, total des dépôts rapportés au total actif. Les variables DVB et TDB sont les seuls ratios de liquidité qui présentent un coefficient significatif, lorsqu'elles sont croisées avec la variable expliquée. Dans la mesure où ces deux variables sont concurrentes, nous avons retenu celle dont l'apport est le plus significatif c'est-à-dire la variable TDA. Les problèmes de colinéarité ne sont pas tous supprimés mais sont considérablement réduits. En résumé, neuf variables ont été retenues pour les estimations économétriques sont : CPIB, TECH, INFL, VCRE et FKPB variables macroéconomiques) et FPRP, PROV, ROA, et TDA (ratios comptables des banques).

ANNEXE 4. CHOIX DU *CUT-OFF*

Dans la littérature concernant les modèles d'alerte avancée des crises bancaires, il n'y a pas de consensus sur le choix du *cut-off*, la probabilité critique au-delà de laquelle, le superviseur émet une alerte. Dans le cas d'une prédiction *in sample*, Demirguc-Kunt et Detragiache (1998, 2000) suggèrent de prendre la probabilité de crise inconditionnelle dont la fréquence de crise dans l'échantillon constitue une *proxy*. Dans notre travail, la fréquence de crise est de 0,12 et 0,10 respectivement pour les modèles 2 (binaire) et 4 (multinomial). En analysant la capacité prédictive des indicateurs d'alerte avancée, Kaminsky et Reinhart (1999) préconisent le critère du ratio bruit/signal minimum.

Dans cette étude, nous nous appuyons sur le critère de Demirguc-kunt et Detragiache (1998, 2000) et nous retenons un *cut-off* de 0,1. Nous menons toutefois

une analyse de sensibilité en considérant une série de *cut-offs* variant de 0,1 à 0,25. Nous nous limitons à cet intervalle pour deux raisons. Premièrement, nous constatons que pour les *cut-offs* inférieurs à 0,1, les modèles (binaire ou multinomial) prédisent correctement les crises à 100%, ce qui n'est pas réaliste. Deuxièmement, pour les *cut-offs* supérieurs à 0,25, le ratio bruit/signal est supérieur à l'unité. Dans ce cas, les modèles émettent plus de fausses alertes que d'alertes correctes. Le tableau 10 présente, pour les modèles 2 et 4, les indicateurs de qualité prédictive pour les *cut-offs* de 0,1 ; 0,15 ; 0,20 et 0,25. Il y apparaît que le choix d'un *cut-off* de 0,1, fondé sur le critère Demirguc-Kunt et Detragiache (1998, 2000), respecte aussi le critère de Kaminsky et Reinhart (1999).

TABLEAU 10. CAPACITE PREDICTIVE EN FONCTION D'UNE SERIE DE CUT-OFFS

Capacité prédictive	Modèle 2				Modèle 4				
	Cut-off	0,1	0,15	0,2	0,25	0,1	0,15	0,2	0,25
$Y_{it} = 0$ et $s=0$		71	77	79	81	75	81	83	86
$Y_{it} = 0$ et $s=1$		24	18	16	14	20	14	12	9
$Y_{it} = 1$ et $s=0$		2	3	4	4	2	5	5	6
$Y_{it} = 1$ et $s=1$		12	11	10	10	12	9	9	8
$Y_{it} = 2$ et $s=0$						0	1	4	6
$Y_{it} = 2$ et $s=1$						7	6	3	1
$Y_{it} = 3$ et $s=0$						0	0	0	0
$Y_{it} = 3$ et $s=1$						21	21	21	21
% de prédictions correctes ($\forall Y_{it}$)		76,15	80,73	81,65	83,49	63,50	65,69	67,15	68,61
% de crises correctement prédites ($Y_{it} = 1$)		85,71	78,57	71,43	71,43	85,71	64,29	64,29	57,14
% de fausses alertes		66,67	62,07	61,54	58,33	62,50	60,87	57,14	52,94
% probabilité de crise conditionnelle à une alerte		33,33	37,93	38,46	41,67	37,50	39,13	42,86	47,06
% probabilité de crise conditionnelle à une absence d'alerte		2,74	3,75	4,82	4,71	2,60	5,81	5,68	6,52
^a ratio bruit/signal		0,78	0,79	0,86	0,82	0,73	0,95	0,89	0,93
Total observations		109	109	109	109	137	137	137	137
^b Total des périodes « pré-crise »		14	14	14	14	14	14	14	14
Total alertes		36	29	26	24	32	23	21	17
Total absence d'alertes		73	80	83	85	77	86	88	92

Note : $s = 0$, absence d'alerte ; $s = 1$, émission d'alerte. ^a Ratio bruit/ signal = % de fausses alertes/% de crises correctes (Kaminsky et Reinhart, 1999). ^b « Total des périodes « pré-crise » correspond au nombre de fois qu'on compte $Y_{it} = 1$.