

Prédiction de la cotation des banques de la Communauté Économique et Monétaire de l'Afrique Centrale

Résumé

Cette étude est une tentative de prévision de la cotation des banques de la Communauté Économique et Monétaire de l'Afrique Centrale (CEMAC). Elle s'inspire des travaux réalisés dans ce sens dans les pays occidentaux notamment aux États-unis. Son originalité se situe dans la procédure d'estimation. En effet, nous utilisons un modèle de régression linéaire pour prédire la cote d'une banque comme Meyer et Pifer (1970), plutôt que d'utiliser les modèles classiques *probit* ou *logit*. Par rapport à la terminologie sur les « Early Warning Systems », elle reste dans l'approche *rating estimation*. Le modèle estimé s'avère satisfaisant du point de vue de sa capacité à prédire la situation des banques avec une erreur de type I de l'ordre de 14% et une erreur de type II de l'ordre de 7%.

Mots-cles : Prévisions, modèle de prédiction de rating, données de panels.

Classification JEL : C33, C53, G21

1 Introduction

Depuis plus d'une dizaine d'années, le secteur bancaire fait l'objet d'une surveillance étroite de la part des Autorités de Supervision de la Communauté Économique et Monétaire de l'Afrique Centrale (CEMAC)¹, du fait des coûts substantiels que sa défaillance dans les années 80 et 90 a engendrés pour toute la société dans son ensemble (déposants, actionnaires, trésors publics, employés, entreprises, etc.). A la fin des années 80, un grand nombre de défaillances bancaires a en effet, été enregistré dans la sous-région. En 1990, par exemple, 18 des 24 banques en activité étaient insolvables et 11 en liquidation.

Ce désastre bancaire est dû, pour une large part, à des facteurs internes. D'après une étude de la COBAC -Commission Bancaire de l'Afrique Centrale - (Adam Madji, 1997), plus de 90% des faillites bancaires de la décennie sont liées à une mauvaise gestion se traduisant par l'inadéquation des ressources aux emplois. A cela, il faut ajouter la généralisation des pratiques de maquillages ou falsifications comptables, les pressions de l'Etat sur la gestion et l'orientation de la politique de distribution de crédit, l'environnement juridique peu propice à la réalisation des garanties et le cadre laxiste de supervision. Les effets de ces déficiences internes ont été aggravés par la chute des cours mondiaux des produits de base qui a dégradé l'environnement économique et, partant, la solvabilité des principaux clients des banques, favorisant ainsi l'accumulation des créances douteuses dont le poids atteignait dans de nombreux cas plus de 50% des portefeuilles de crédits.

C'est pour remédier à cette situation qu'une réforme du dispositif de supervision bancaire et un programme de restructuration furent engagés. Ainsi, en octobre 1990, la COBAC est instituée afin d'assurer la surveillance du système bancaire de la sous-région. Une Convention définissant les conditions d'exercice et de contrôle de l'activité bancaire fut adoptée en janvier 1992².

Un des volets essentiels de la supervision bancaire est la collecte d'informations au-

¹La CEMAC comprend six États à savoir : le Cameroun, la Centrafrique, le Congo, le Gabon, la Guinée-équatoriale et le Tchad. Ils ont une banque centrale commune, la Banque des Etats de l'Afrique Centrale (BEAC) et une monnaie commune le Franc CFA (Franc de la Coopération Financière en Afrique)

²Simultanément à cette réforme du dispositif de supervision, un vaste programme de restructuration du système bancaire dont le coût est estimé en 1997 à 527 milliards de F.CFA, soit près de 30% des recettes budgétaires de la Zone (Adam Madji, 1997), fut engagé, aboutissant à la liquidation des banques présentant des situations irrémédiablement compromises et à la réhabilitation de celles offrant encore de réelles perspectives de redressement par le nettoyage de leurs bilans, des créances douteuses et leur recapitalisation. La diminution de la participation de l'Etat au capital des banques a constitué un volet essentiel de ce programme de réhabilitation.

près des établissements de crédit assujettis au travers des inspections sur place et/ou du contrôle sur pièces. Les données ainsi collectées ont pour but de permettre d'évaluer la santé financière des établissements de crédit et d'anticiper les défaillances bancaires. Les organismes de supervision ont développé à cet effet, à travers le monde, des procédures d'alerte précoce « early warning system » (EWS). Ces procédures permettent d'identifier les établissements de crédit dont la situation apparaît préoccupante. On distingue à ce jour les systèmes d'alerte dits de première génération et ceux de seconde génération. Les premiers attribuent une note qui mesure la fragilité à partir des ratios financiers, les seconds, quant à eux, sont des modèles statistiques qui estiment les probabilités de faillite, de dégradation des banques ou leur rating à un horizon donné.

Dans le cas de la CEMAC, la COBAC a mis en œuvre un système d'alerte de première génération : Le **SYSCO** (Système de Cotation des Établissements de Crédit). Il résume l'analyse des ratios prudentiels. Ce système est proche des CAMELS³, mais il possède des spécificités qui l'éloignent de ceux-ci. Cependant, elle ne dispose pas encore d'un système d'alerte de seconde génération. Sahajwala (2000)⁴ reconnaît que ces systèmes d'alerte fonctionnent bien sur les banques de petites ou moyennes tailles engagées dans les activités bancaires traditionnelles. Ce qui n'est pas forcément le cas avec les grandes banques qui se lancent dans des domaines spécialisés ou qui opèrent à l'échelle internationale. Dans la mesure où l'on accepte que les banques de la CEMAC s'emploient aux fonctions traditionnelles et ne peuvent être assimilées à de très grandes banques, il peut être utile de disposer d'un système de seconde génération.

L'objectif principal de cette étude est de chercher à prédire les cotes des banques de la CEMAC. Les résultats pourraient permettre au superviseur de disposer d'un outil de suivi « en continu », pour mieux cibler ses interventions au sein des banques. Cet objectif n'est en somme pas si éloigné de celui de prédire la dégradation comme nous le verrons dans la suite.

Pour y parvenir, l'étude passe en revue la littérature sur les modèles d'alerte précoce et présente le cadre analytique dans la section 2 avant de présenter « le modèle d'alerte rapide » estimé, sa validation et ses applications dans la section 3.

³Acronyme des critères de notation des banques : solvabilité (Capital adequacy), qualité des actifs (Asset quality), qualité de la gestion (Management quality), aptitude à réaliser des profits (Earnings ability), trésorerie (Liquidity position) et sensibilité au risque de marché (Sensitivity to market risk).

⁴« Supervision risk assessment and early warning system », *Basel committee on banking supervision Working paper, No 4 December 2000*

2 Revue de la littérature et Cadre analytique

2.1 Revue de la littérature

Les premiers systèmes d'alerte de seconde génération sont apparus aux États-Unis à partir de 1970, avec les travaux de Meyer et Pifer (1970). Mais, ce n'est que récemment que leur utilisation a pris de l'ampleur dans le cadre de la supervision bancaire. L'augmentation des cas de défaillances bancaires aux États-unis est sans doute à l'origine de cette situation selon Sahajwala (2000). De nombreuses techniques d'estimation ont été utilisées pour construire ces systèmes : la régression linéaire, l'analyse discriminante, les modèles probit/logit, les méthodes d'analyse des données de survie, etc.

D'après Sahajwala (2000), toutes ces techniques permettent d'identifier sous certaines hypothèses la nature des dépendances entre une variable dépendante donnée et des variables indépendantes. La variable dépendante peut être la survenue ou non de faillites bancaires, ou bien une classification selon un système de première génération (les plus courants étant les CAMELS), ou encore les pertes enregistrées de l'établissement de crédit. On distingue ainsi les modèles de prédiction de défaillance, les modèles d'estimation de rating ou de dégradation du rating et les modèles d'estimation de perte. Les premiers occupent une place de choix dans la littérature, de par le nombre élevé d'études dans cette optique, et le fait que les facteurs explicatifs sont les items utilisés dans la mise œuvre de CAMELS (voir tab 1).

TAB. 1 – Modèles de prévision de faillite aux États-unis

Source	Méthode	variables	Coefficients	Échantillon		Période
				Saines	Non saines	
Martin (1977)	Logit	constante	-5.3***	5642	58	1970- 1976
		solvabilité				
		capital brut/actifs risques	-36.6***			
		Qualité des actifs détenus				
		Qualité de la gestion				
		Gestion des profits				
		revenu net/actif total	-120.8***			
amortissement brut/revenu net	-2.2***					
		Liquidité				
		prêts commerciaux/total prêts	7.9			
Hanweck (1977)	Probit	constante	-4.1**	177	32	1973- 1975
		solvabilité				
		prêts/fonds propres	-0.3***			
		fonds propres/total actif	-14.8***			
		Qualité des actifs détenus				
		Qualité de la gestion				
		Gestion des profits				
		revenu net/actif total	-69.5***			
		variation revenu net/actif total	-0.01			
		variation actif total	-1.2			
		prêts commerciaux/total prêts	3.7***			
		Autres				
		taille : log(actif)	0.02			
Pantalone et platt (1987)	Logit	constante	-0.01	226	113	1983- 1984
		solvabilité				
		prêts/total actif	7.7***			
		fonds propres/total actif	-11.8***			
		Qualité des actifs détenus				
		Qualité de la gestion				
		Gestion des profits				
revenu net/actif total	-71.4***					
		Liquidité				
		Autres				
		conditions économiques	0.1			
Barr et al. (1977)	Probit	constante	5.13***	445	294	1984- 1989
		solvabilité				
		fonds propres/total prêts	-9.7***			
		Qualité des actifs détenus				
		créances douteuses/total actif	17.8***			
		Qualité de la gestion				
		Efficiencce technique DEA	-7.8***			
		Gestion des profits				
		revenu net/actif total	-22.1***			
		dépôts à long terme /total actif	5.9***			
		Autres				
		conditions économiques	-2.7***			
Estrella et al. (2000)	Probit	constante	.05* * *	11431	42	1989- 1993
		solvabilité				
		fonds propres/total prêts	2.5			
		fonds propres/revenu brut	-7.9***			
		fonds propres/actif total	-2.1			

Les modèles d'estimation de rating ou de dégradation du rating ont pour but de prédire à un horizon donné le rating des banques ou la dégradation de celui-ci. Le **SEER** (System of Estimating Exam Rating) de la Federal Reserve, est l'un des plus célèbres ; il date de 1993. Initialement baptisé FIMS, (Cole et al. 1995) « Financial Institutions Monitoring System », il permet d'estimer le prochain CAMELS des banques à partir des données des deux trimestres précédents. Comme variables explicatives, la version initiale du FIMS combine des variables financières⁵ et certains indicateurs socioéconomiques.

Un autre modèle similaire est le **SCOR** (Statistical CAMELS off-site Rating) du FDIC (Federal Deposit Insurance Corporation). Le SCOR utilise une régression logit ordinaire. Le CAMELS prédit pour une banque est alors de la forme :

$$\hat{C}_i = \sum_{k=1}^5 kP(k)$$

Où k est le niveau possible du CAMELS(1-5) et $P(k)$ la probabilité que la banque ait le CAMELS k . La sortie du modèle pour une banque donnée est un tableau du type ci-après :

TAB. 2 – Résultats du modèle SCOR (Collier, 2003)

Rating	Probabilité (%)
1	3,2
2	55,0
3	36,5
4	4,9
5	0,4
Probabilité de dégradation	41,8
Rating estimé	2,44

Ce tableau donne, pour une banque, la probabilité d'obtenir le rating i , de 1-5 et les probabilités associées. Une banque solide a la cote 1 ou 2. La probabilité que le rating de la banque se dégrade est le cumul des probabilités d'obtenir les ratings 3,4 et 5 (Soit $36,5+4,9+0,4=41,8$) . La cotation prédite de la banque calculée selon la formule ci-dessus est de 2,44. Par un simple calcul, à partir de la cotation estimée, on peut donc évaluer les probabilités de dégradation.

⁵Prêts échus à 30-89 jours, Prêts échus à plus de 90 jours, prêts, biens immobiliers saisis, les fonds propres, le revenu net, valeurs de placement, réserves, bons de caisse de plus de 100000 USD, liquidité nette, les ratings de L'UBSS, les dépôts, les prêts aux apparentés, les dividendes, etc.

L'article de R. Alton Gilbert, Andrew P. Meyer, and Mark D. Vaughan (1999) présente un certain nombre de variables couramment retenues dans les études des défauts bancaires ou dans le cadre de la dégradation bancaire. De même, il présente le sens de l'effet attendu de ces variables sur la situation de la banque. Le tableau ci-après les reprend.

TAB. 3 – Variables couramment utilisées dans les EWS

	Variabiles	Effet attendu
1	fonds propres rapportés au total du bilan	+
2	créances en souffrance rapportées au total de crédits	-
3	immobilisations corporelles rapportées au total crédits	-
4	crédits à la consommation rapportés au total du bilan	-
5	prêts aux apparentés rapportés au total des crédits	-
6	dépenses courantes rapportées au résultat net	-
7	dépenses de location rapportées au total bilan	-
8	résultat net rapporté au total bilan	+
10	intérêts non perçus rapportés au total des prêts	-
10	liquidité nette rapportée au total bilan	+
11	dépôts à LT rapportés au total bilan	-
12	dépôts à CT rapportés au total bilan	+
13	Logarithme de l'actif	+
14	bilan de la banque rapporté au total bilan des banques de la holding	-

La dernière variable vaut 1 si la banque ne fait pas partie d'une holding. Cette variable est introduite selon les auteurs car, l'évidence des faits tend à montrer que les petites banques faisant partie de grandes holdings sont plus stables financièrement.

La qualité des modèles estimés est évaluée en général par deux types d'erreur : l'erreur de **type I**, qui survient lorsqu'une banque fragile est identifiée comme solide, et celle de **type II** lorsqu'une banque solide est identifiée comme fragile. Bien entendu, l'erreur de type I est la plus importante car, dans ce cas, le système d'alerte donne un mauvais signal. S'agissant de l'horizon temporel, celui retenu est celui pour lequel les prédictions sont les plus fiables en général. Il n'excède pas trois ans.

S'agissant des modèles d'estimation de perte, ils sont employés dans des pays n'ayant pas connu de massives ou d'importantes faillites bancaires. Le Modèle **SAABA** (Système d'Aide à l'Analyse Bancaire) de 1997 de la Commission Bancaire française est l'un des plus édifiant. Il a pour objectif d'étudier la solvabilité future de l'établissement de crédit sur la base des pertes estimées dans le futur.

2.2 Cadre analytique

2.2.1 Présentation des données et du système bancaire de la CEMAC

Dans le cadre de cette étude, les données utilisées sont extraites du système **CERBER** (Collecte, Exploitation et Restitution aux Banques et Établissements financiers des États Réglementaires) de la COBAC. Ce système permet, à l'issue du dépouillement des états financiers transmis par les établissements de crédit, de leur restituer leur situation financière. A partir du CERBER, le rating SYSCO est évalué mensuellement⁶. Les données disponibles portent sur toutes les banques de la CEMAC et couvrent la période de 2003 à 2006, avec une périodicité mensuelle. Pour chaque établissement de crédit, un score est produit, et suivant la valeur de ce score, l'établissement est classé dans l'une des catégories ci-après :

TAB. 4 – Echelles du rating SYSCO

Cote	Description	Niveau du score
1	Situation financière solide	69,8 à 100
2	Situation financière bonne	39,1 à 69,7
3A	Situation financière légèrement fragile	34,2 à 39,0
3B	Situation financière moyennement fragile	8,8 à 34,3
3C	Situation financière très fragile	-6,0 à 8,7
4A	Situation financière critique	-16,6 à -6,1
4B	Situation financière très critique	-56,4 à -16,7
4C	Situation financière irrémédiable	-100 à -56,4

Nous avons choisi pour décrire les données de nous concentrer sur la matrice des probabilités de transition. Cette matrice offre la possibilité d'avoir une vue statique (dernière ligne de la matrice) et une vue dynamique (cellules à l'intérieur du tableau) du phénomène étudié. Il faut garder à l'esprit que son estimation repose sur l'hypothèse **très forte** selon laquelle l'évolution de la cotation d'une banque est une **chaîne de Markov**⁷

Sur la période considérée, bien que les données soient mensuelles, l'on a opté de

⁶Une présentation des aspects fondamentaux du CERBER et du rating SYSCO est disponible dans le bulletin de la COBAC n° 4 de 2001 [9]

⁷De façon simple, un processus X_n est dit markovien si $P(X_{n+1} = x_{n+1}/X_n = x_n \dots X_0 = x_0) = P(X_{n+1} = x_{n+1})/X_n = x_n$: On modélise le futur comme la projection du passé conditionnée par le présent. Si on considère deux dates t et s , la probabilité de transiter de la cote i à j aux dates t, s est

travailler sur une base annuelle, pour nous permettre d'utiliser les variables du compte de résultats qui est annuel. La matrice de probabilités de transition annuelle estimée (tableau ci-après⁸) montre que les banques cotées 1 et 2, se stabilisent dans ces catégories. Les banques cotées 3A et 3B ont 2 chances sur 3 de se retrouver en cote 2. On peut parler d'effet d'inertie pour les banques des cotes 2 et 4. Cole et *al.* (1995) observe le même phénomène pour les banques américaines.

TAB. 5 – Probabilités de transition trimestrielles

Cote initiale	Cote finale							Total
	1	2	3A	3B	3C	4A	4B	
1	77.78	22.22	0	0	0	0	0	100
2	10.87	76.09	4.35	2.17	4.35	2.17	0	100
3A	0	66.67	33.33	0	0	0	0	100
3B	0	60	0	20	10	0	10	100
3C	0	0	0	75	25	0	0	100
4A	0	50	0	0	0	0	50	100
4B	0	0	0	28.57	0	28.57	42.86	100
Total	14.81	56.79	3.7	9.88	4.94	3.7	6.17	100

S'agissant du système bancaire de la CEMAC, les résultats obtenus montrent à suffisance une consolidation de ces performances. Le total des bilans des 33 banques de la CEMAC a poursuivi sa hausse de 1993 à 2006, du fait principalement de l'augmentation des ressources collectées auprès de la clientèle. L'analyse financière des banques selon les grandes masses fait ressortir visiblement un rétablissement des grands équilibres. En besoin de financement jusqu'en 1993, les banques de la CEMAC extériorisent une forte capacité de financement en 2006, expression d'un renforcement de leur trésorerie. Le produit net bancaire (PNB) n'a cessé de se consolider de 1993 à 2006 alors que les frais généraux ont été globalement contenus. En conséquence, le résultat brut d'exploitation s'est trouvé raffermer. Négatif en raison du poids excessif des comptes de prévoyance (do-

$p_{ij}(t, s) = P(X(s) = j / X(t) = i)$. On considère la quantité :

$$q_{ij}(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} p_{ij}(t, t + \Delta t) / \Delta t$$

La matrice $Q = (q_{ij}(t))$ est la matrice d'intensité de transition ou simplement de transition.

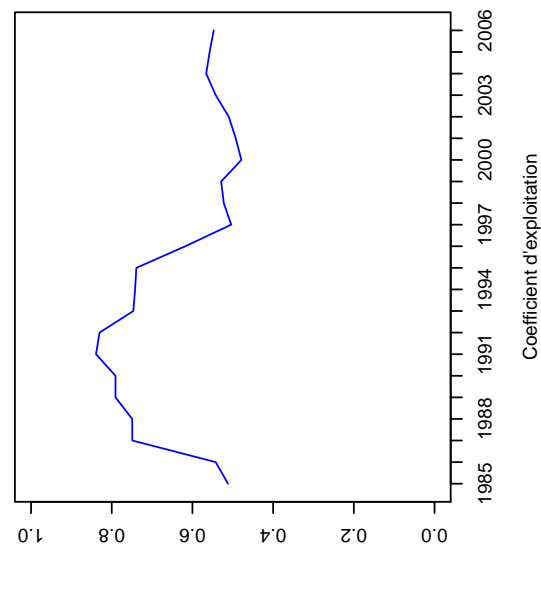
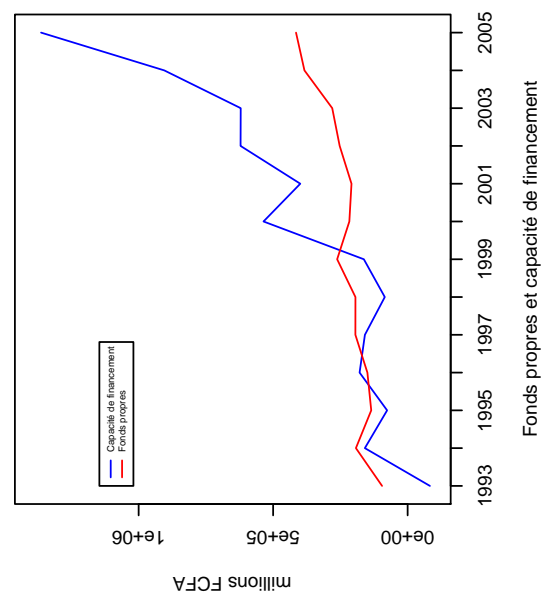
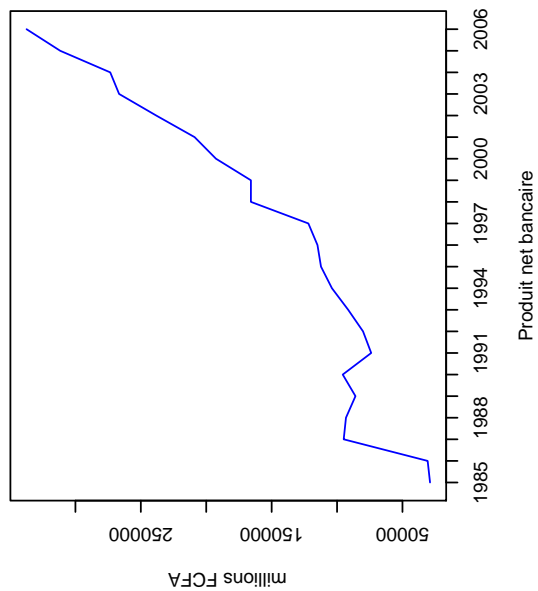
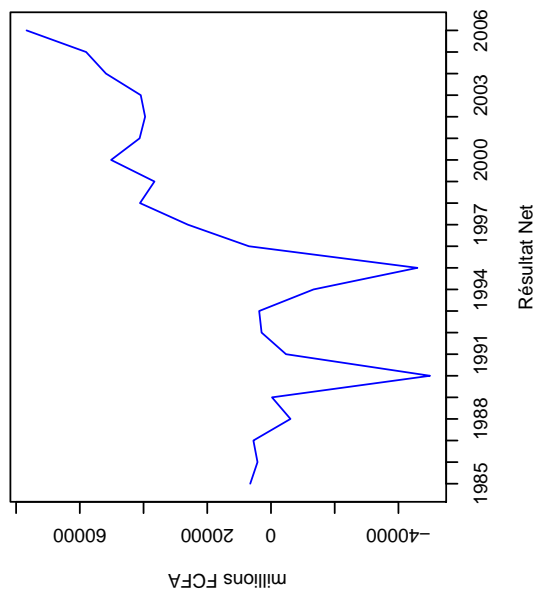
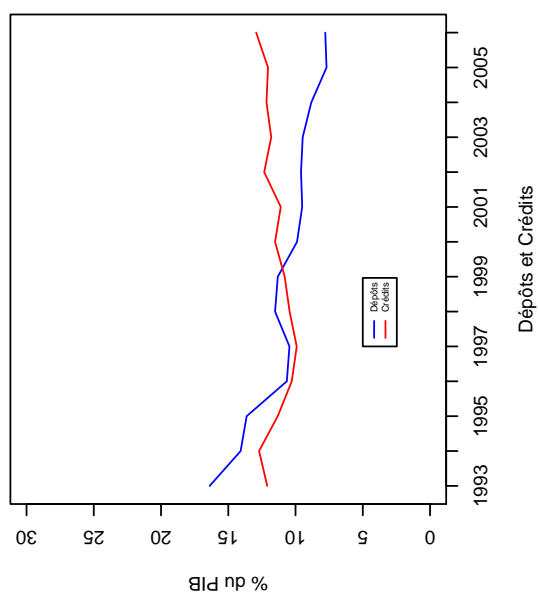
⁸Obtenu en croisant simplement dans un tableau la cote C_t à la date t , et C_{t-1} à $t-1$ et en considérant la répartition par ligne.

tations aux amortissements et provisions sur créances douteuses) à la fin des années 80, le résultat net des banques de la CEMAC est redevenu positif à compter de 1996 et a poursuivi sa croissance jusqu'en 2006. Le coefficient net d'exploitation de l'ensemble des banques en activité de la CEMAC, bien qu'il ait atteint 84% en 1991, se situe autour de 54% en 2006. Sur le plan prudentiel, la situation a fondamentalement changé avec des résultats jugés globalement satisfaisants. En 2006, 29 sur 35 banques en activité respectent le ratio de couverture des risques, gage de leur solvabilité. Toutes les banques ont dans l'ensemble restauré leur liquidité à court terme en 2006 et des efforts ont été accomplis pour se conformer à la norme de couverture des immobilisations ainsi que celle de transformation. Les normes de division des risques demeurent à parfaire en raison non seulement de la forte concentration des crédits sur quelques grands clients et du comportement extrêmement prudent des banques de la CEMAC à l'égard de la prise de nouveaux risques, mais aussi de la faiblesse de leurs fonds propres.

A titre d'illustration, le graphique 1 montre bien qu'après une période trouble, le secteur bancaire a retrouvé depuis son sentier d'expansion normal, avec un résultat net bancaire positif depuis 1996. De même, entre 1996 et 1997, on note le changement de rythme dans la croissance du produit net bancaire (changement de pente de la courbe du PNB). La gestion des établissements de crédit s'en est également trouvée améliorée. En effet, à partir de 1999, le niveau de dépôts excède celui des crédits.

Cependant, si l'on peut se féliciter d'importants efforts accomplis pour remettre le système bancaire sur le sentier de la croissance, son maintien sur cette voie est loin d'être un acquis et il apparaît alors comme un défi majeur à relever.

FIG. 1 – Indicateurs du secteur bancaires



2.2.2 Stratégie de modélisation

Les modèles présentés dans le cadre de l'estimation du rating utilisaient comme variable dépendante la cote de l'établissement de crédit selon les modalités similaires à celles du tableau 4, ou bien une variable traduisant la transition d'une situation saine vers une situation fragile, instable ou irrémédiable. Cette approche suppose qu'il existe une variable latente y^* inobservée, qui induit le découpage selon la cote ou les transitions entre cotes saine et fragile y , et cette variable latente est reliée aux variables explicatives x_i par une relation linéaire :

$$y_i = k \Leftrightarrow y_i^* \in [\alpha_{k-1}, \alpha_k],$$

$$y_i^* = \beta' x_i + \epsilon_i^*$$

Le modèle estimé est alors

$$P(y_i = k | x_i) = F\left(\frac{\alpha_k - \beta' x_i}{\sigma_\epsilon}\right) - F\left(\frac{\alpha_{k-1} - \beta' x_i}{\sigma_\epsilon}\right)$$

$P(y_i = k | x_i)$ est la probabilité d'avoir le rating k , F est la fonction de répartition de la loi logistique ou normale.

Dans le cadre de l'approche SYSCO, il existe un score de la $C_i = \sum w_i S_i$ où w_i est le poids subjectif associé à chaque composante du S_i SYSCO. On recode alors ce score pour obtenir la cote SYSCO. Le choix des seuils pour classer les banques selon les cotes conduit à obtenir des classes de cotations ayant de très petits effectifs. Par exemple, pour l'année 2006, avec les banques retenues on a :

TAB. 6 – Répartition des banques selon la cote

Cote	Effectifs	%
1	5	18.5
2	18	66.7
3A	1	3.7
3B	1	3.7
4A	2	7.4
Total	27	100.0

De ce fait, on dispose d'effectifs très faibles pour certains types de banques (même en procédant à des regroupements), nous éloignant ici des hypothèses asymptotiques. Pour

contourner cette difficulté, nous allons modéliser la note issue d'un système de notation et non la cote. Nous retombons dans le cadre des variables quantitatives. Dans ce cas, on peut recourir à la régression linéaire⁹.

Si on désigne par y_{it} le score de l'établissement de crédit i , à la date t , plusieurs facteurs sont alors susceptibles d'expliquer son évolution. le tableau 3 présente les facteurs les plus courants. Cole R. et al (1995) ont inclus les conditions économiques et la qualité du management dans le cadre du SEER. A cause de l'inertie observée quant aux transitions des cotes, ils ont introduit la cote de la période précédente. Dans leur approche, ils n'introduisent pas les variables en niveau dans le modèle, mais la variation rapportée à l'actif sur les deux trimestres précédents.

Nous retenons à quelques exceptions près les facteurs explicatifs ci-dessus mentionnés. Mais au niveau de l'estimation, ne disposant pas de proxy du management, des variables de conditions économiques (comme le chômage dans les zones d'implantation des banques), nous optons pour l'utilisation de la structure de panel qui permet de tenir compte des variables omises et d'éliminer l'effet des facteurs hétérogènes inobservés¹⁰. On postule alors le modèle ci-dessous :

$$y_{it} = \alpha y_{it-1} + \beta' x_{it} + z_i + \epsilon_{it} \quad (1)$$

avec $\epsilon_{it} \rightarrow N(0, \sigma^2)$.

C'est un modèle dynamique¹¹ sur données de panel. x_{it} représente les variables explicatives du modèle et z_i représente les effets individuels. Les effets individuels prennent en compte les caractéristiques inobservées propres à chaque banque comme la qualité du management, le comportement des apparentés, les interférences politiques, etc.

Dans le cadre d'un modèle dynamique, c'est l'estimateur de la méthode des moments

⁹Toutefois Gary King and Langche Zeng (1999) propose la procédure RELOGIT (*rare events logit*) dans le cas où les hypothèses asymptotiques ne sont pas valides

¹⁰En effet, si on suppose qu'à la date 1, $y_{i1} = \beta x_{i1} + \alpha_i + \epsilon_{i1}$ et $y_{i2} = \beta x_{i2} + \alpha_i + \epsilon_{i2}$ à la date 2, en passant aux différences premières, on a $y_{i2} - y_{i1} = \beta(x_{i2} - x_{i1}) + (\epsilon_{i2} - \epsilon_{i1})$ sous hypothèse de constance dans le temps de l'effet inobservé.

¹¹Avec un probit ou un logit, on peut aussi utiliser un modèle autoregressif de la forme précédente avec la variable latente (Autoregressive Ordered Probit Model **AOP**) :

$$y_{it}^* = \alpha y_{it-1}^* + \beta' x_{it} + z_i + \epsilon_{it}^*$$

$$P(y_i \leq k | x_i) = F(\alpha_k + \beta' x_i)$$

sauf qu'ici l'estimation est plus complexe, il faut utiliser les méthodes d'estimation pour les variables latentes et leurs paramètres.

généralisés appliqué aux différences premières (**GMM-DP** d'**Arellano Bond**) ou l'estimateur **GMM-SYS** de **Blundell et Bond** qui sont employés, tous les autres étant biaisés (estimateur des moindres carrés ordinaires MCO et des moindres carrés généralisés MCG). Son avantage par rapport aux estimateurs classiques est la prise en compte de l'endogenéité des variables. En effet, la cote du trimestre précédent est endogène, tout comme le niveau des dépôts. A partir du score prédit, on déterminera la cote prédite. On pourra ainsi évaluer les erreurs de type I et de type II.

Si la démarche choisie ici nous permet de disposer d'estimateurs « statistiquement » plus corrects, on perd avec cette procédure en terme de contenu informationnel des résultats. En effet, on ne dispose plus des probabilités qu'une banque ait une cote donnée, et partant, on ne peut plus calculer la probabilité de défaut.

3 Mise en œuvre du modèle

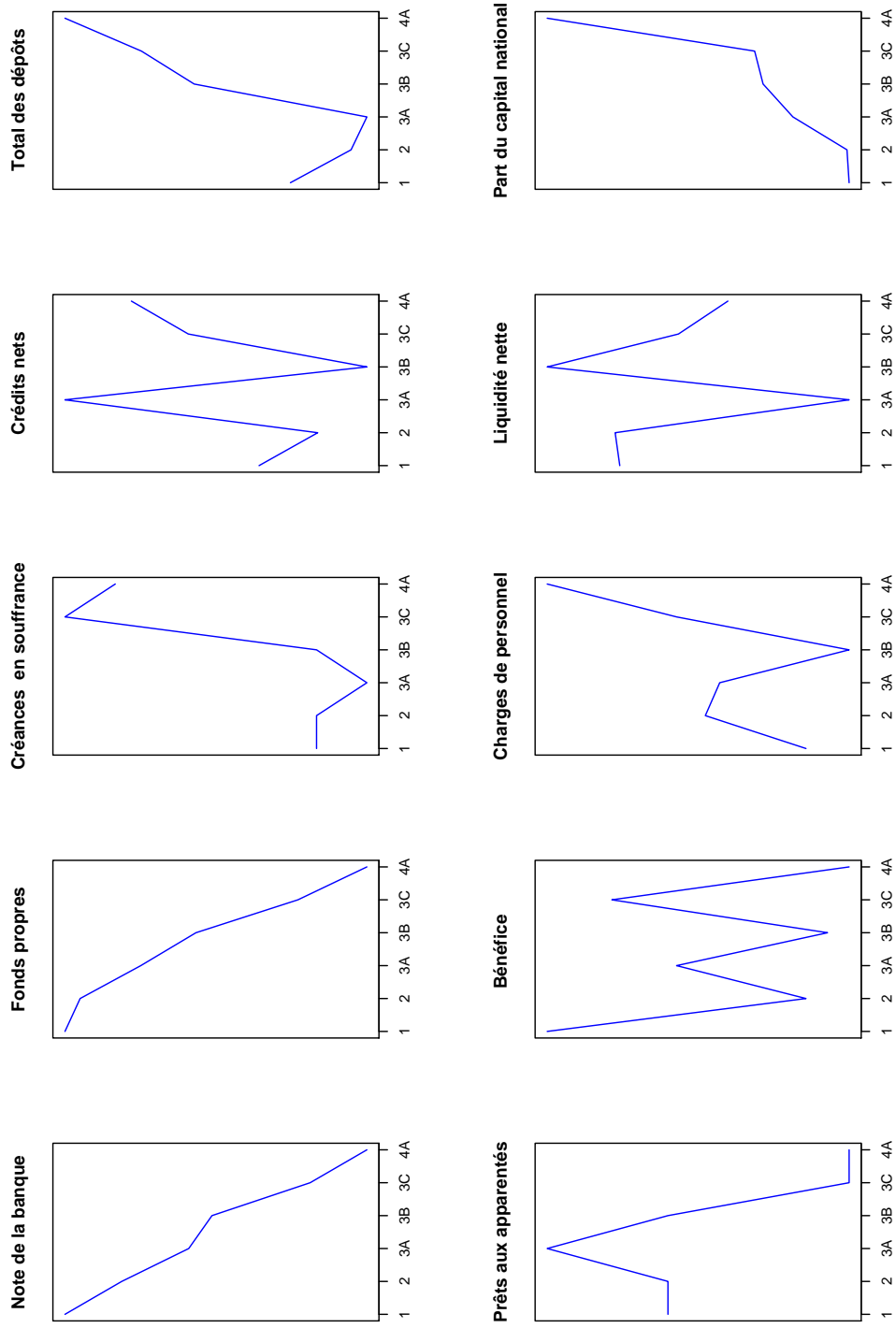
Dans cette deuxième partie, nous allons présenter les résultats de l'estimation du modèle. Nous avons choisi l'échantillon de manière à travailler sur un panel cylindré¹². Il s'agit des données trimestrielles de mars 2003 à décembre 2006. L'on a procédé à une description des variables retenues pour le modèle :

¹²Même nombre de périodes d'observations pour chaque banque

TAB. 7 – Les variables du modèle

Année	Variables	1	2	3A	3B	3C	4A	4B	Ensemble
2003	Note de la banque	73.549	56.624	35.897	22.921		-14.356	-25.398	44.661
	Fonds propres	0.205	0.108	0.120	0.033		-0.042	-0.047	0.090
	Créances en souffrance	0.002	0.004	0.003	0.001		0.006	0.003	0.004
	Crédits nets	0.653	0.516	0.859	0.465		0.554	0.682	0.547
	Total des dépôts	0.548	0.714	0.549	0.586		0.748	0.871	0.694
	Prêts aux apparentés	0.012	0.007	0.004	0.005		0.000	0.001	0.006
	Bénéfice de l'exercice	0.035	0.019	0.006	0.018		0.000	0.000	0.018
	Charges de personnel	0.022	0.025	0.026	0.021		0.026	0.028	0.024
	Liquidité nettes	0.118	0.247	-0.190	0.073		0.144	0.044	0.183
	Capitaux nationaux	19.505	15.274	0.000	17.360		100.000	20.335	18.767
2004	Note de la banque	73.192	55.740	34.829	26.021	-0.458	-16.436	-26.281	36.026
	Fonds propres	0.173	0.107	0.114	0.071	-0.017	-0.033	-0.117	0.066
	Créances en souffrance	0.001	0.001	0.004	0.000	0.002	0.007	0.005	0.002
	Crédits nets	0.640	0.495	0.828	0.612	0.584	0.617	0.545	0.547
	Total des dépôts	0.626	0.712	0.562	0.813	0.746	0.655	0.771	0.716
	Prêts aux apparentés	0.010	0.008	0.005	0.004	0.003	0.000	0.000	0.006
	Bénéfice de l'exercice	0.024	0.019	0.019	0.003	0.006	0.000	0.035	0.017
	Charges de personnel	0.012	0.022	0.024	0.009	0.022	0.048	0.032	0.022
	Liquidité nette	0.098	0.276	-0.162	0.222	0.176	0.032	0.123	0.206
	Capitaux nationaux	0.000	17.321	0.000	62.000	16.827	0.000	61.323	22.899
2005	Note de la banque	73.614	56.058	35.329	28.146	-2.234		-19.771	45.597
	Fonds propres	0.117	0.106	0.062	0.022	-0.052		-0.102	0.070
	Créances en souffrance	0.001	0.001	0.000	0.001	0.006		0.005	0.001
	Crédits nets	0.512	0.444	0.737	0.387	0.594		0.660	0.479
	Total des dépôts	0.736	0.690	0.678	0.809	0.849		0.907	0.742
	Prêts aux apparentés	0.006	0.006	0.010	0.006	0.000		0.000	0.006
	Bénéfice de l'exercice	0.027	0.015	0.021	0.014	0.024		0.013	0.018
	Charges de personnel	0.015	0.022	0.021	0.012	0.024		0.033	0.020
	Liquidité nette	0.306	0.312	0.009	0.400	0.230		0.166	0.302
	Capitaux nationaux	13.206	13.611	23.840	29.486	31.080		70.335	21.703
2006	Note de la banque	75.902	57.026	38.306	30.159		-11.925		53.726
	Fonds propres	0.120	0.086	0.106	0.011		-0.079		0.078
	Créances en souffrance	0.000	0.001	0.003	0.004		0.004		0.001
	Crédits nets	0.557	0.393	0.746	0.478		0.609		0.456
	Total des dépôts	0.697	0.756	0.616	0.891		0.813		0.749
	Prêts aux apparentés	0.006	0.007	0.007	0.005		0.000		0.006
	Bénéfice de l'exercice	0.042	0.014	0.005	0.039		0.003		0.019
	Charges de personnel	0.018	0.019	0.024	0.017		0.026		0.019
	Liquidité nette	0.264	0.408	-0.037	0.393		0.187		0.348
	Capitaux nationaux	13.206	19.345	0.000	31.080		70.335		21.703

FIG. 2 – Graphique des moyennes des variables du modèle



Le graphique 2 permet d'identifier les facteurs positivement corrélés à la notation SYSCO : fonds propres, bénéfice de l'exercice ; et ceux négativement corrélés : créances en souffrance, la part du capital détenue par les nationaux¹³ ; et ceux pour lesquelles l'on ne peut trancher : crédits net, total des dépôts, liquidité nette. Cette analyse est assez conforme aux signes du tableau 3. Il est à rappeler que dans ce tableau, il ne s'agit pas de variables en niveau mais des ratios présentés dans le tableau 3.

3.1 Estimation du modèle

Pour l'estimation du modèle, l'on a opté pour l'estimateur GMM-SYS de Blundell et Bond, en prenant soin de respecter les lignes directrices indiquées par **David Roodman** (2006). Les variables introduites dans le modèle sont la cote de l'année précédente, les variables financières. On a identifié un certain nombre de facteurs significatifs dans le modèle estimé. Il s'agit de la note du trimestre précédent, des fonds propres nets, des prêts aux apparentés, du résultat net, de la liquidité nette, du total des dépôts et de la part des capitaux détenus par les nationaux.

L'estimation du modèle confirme bien l'analyse descriptive. Ainsi, les fonds propres, le bénéfice de l'exercice, le total des dépôts sont positivement corrélés, alors que les créances en souffrance, les crédits net, les prêts aux apparentés, et la part du capital détenue par les nationaux sont négativement corrélés à la note.

¹³Cette variable est proxy de la gouvernance

TAB. 8 – Modèle estimé

Estimation du modèle de panel dynamique avec GMM						
Nombre d'observations =79						
Nombre de banques =27						
Nombre d'instruments =48						
F(10, 23) = 217.95 , Prob>F=0,000						
	Coefficients	Erreur Type	z	P>z	[Intervalle de confiance 95%]	
Note année précédente	0.3	0.1	3.25	0.00	0.1	0.5
Fonds propres	193.8	44.6	4.35	0.00	106.5	281.2
Créances en souffrance	356.8	242.8	1.47	0.14	-119.2	832.7
Crédits nets	-128.8	42.4	-3.04	0.002	-211.9	-45.7
Total des dépôts	76.0	38.4	1.98	0.048	0.7	151.3
Prêts aux apparentés	-310.7	132.5	-2.34	0.019	-570.5	-50.9
Résultat net	144.3	122.0	1.18	0.237	-94.7	383.3
Charges de personnel	-503.8	235.5	-2.14	0.032	-965.3	-42.2
Liquidité nette	-70.8	37.4	-1.89	0.059	-144.1	2.6
Part du capital national	-13.7	7.5	-1.82	0.068	-28.5	1.0
Constante	61.7	28.8	2.14	0.032	5.3	118.0
Test d'Arellano-Bond de spécification AR(1) en différences premières : z = -0.20 Pr > z = 0.841						
Test d'Arellano-Bond de spécification AR(2) en différences premières : z = . Pr > z = .						
Test de Hansen de validité des conditions de moments : chi2(44) = 44,92 Prob > chi2 = 0,174						

3.2 Validation du modèle

La validation du modèle passe par le calcul des erreurs de type I et II. Pour les calculer, il faut prédire les cotes des banques avec le modèle. Le modèle étant linéaire, on prédit d'abord la note de la banque et on calcule la cote conformément aux modalités du tableau 4. En croisant la cote effective et la cote prédite, l'on obtient les tableaux 9 et 10 ci-après. Le second est obtenu en considérant les cotes 1 et 2 comme solides et le reste comme fragile.

Le taux de prédictions correctes est assez élevé. Toutefois, la statistique **Kappa de Cohen** reflète mieux le degré de concordance entre les prédictions et les valeurs effectives, car elle essaie de corriger cette statistique des classements corrects dûs au hasard. Plus sa valeur est grande (proche de 1), plus les prédictions sont concordantes. Les erreurs de type I et II obtenus sont respectivement de 14,28% et 8,62%. Ces valeurs sont comparables aux valeurs de Cole et *al* (1995) respectivement de 17,1% et 7,8%. Bien entendu, ces valeurs

TAB. 9 – Qualité du modèle

Cote effective	Cote prédite							Total
	1	2	3A	3B	3C	4A	4B	
1	41.7	58.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0
2	15.2	73.9	8.7	2.2	0.0	0.0	0.0	100.0
3A	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	100.0
3B	0.0	28.6	0.0	71.4	0.0	0.0	0.0	100.0
3C	0.0	25.0	0.0	75.0	0.0	0.0	0.0	100.0
4A	0.0	0.0	0.0	33.3	33.3	0.0	33.3	100.0
4B	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	75.0	25.0	100.0
Total	15.2	55.7	5.1	16.5	1.3	3.8	2.5	100.0
% Classements corrects= 56,96,4%; Statistique de Kappa = 0,3198								

TAB. 10 – Qualité du modèle (Bis)

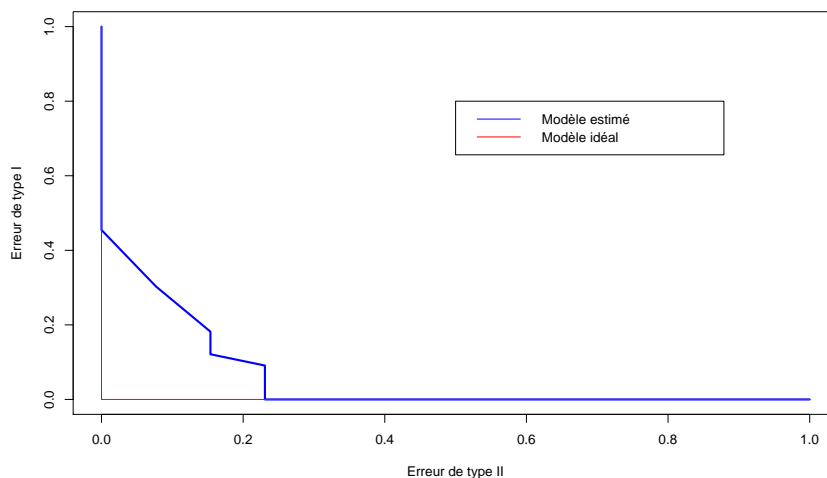
Cote effective	Cote prédite		Total
	Solide	Fragile	
Solide	70,0	5,8	75,8
Fragile	3,3	20,8	24,2
Total	73,3	26,7	100,0
% Classements corrects= 89,87			
Statistique de Kappa = 0,748242			
Erreurs : Type I=14,28% et Type II=8,62%			

dépendent des seuils retenus pour procéder au découpage de la note. En effet, les banques retenues comme solides sont celles pour lesquelles la note est supérieure à 39,1¹⁴.

En faisant varier ce seuil, on obtient le graphique ci-après, mettant en relation l'erreur de type I et celle de type II. Le modèle idéal, celui qui prédit avec exactitude, la courbe mettant en relation l'erreur de type I et celle de type II est représenté par la courbe rouge. L'écart entre ces courbes traduit la qualité des prédictions dans l'échantillon par rapport aux variations des seuils qui servent à coter les banques.

¹⁴Classification SYSCO de la COBAC

FIG. 3 – Erreurs du modèle



3.3 Simulations

Nous nous sommes inspirés de la démarche de Meyer et Pifer (1970) qui ont utilisé pour prédire les variables financières x_j , une régression de la forme $x_j = \alpha_j + \beta_j t$, $t = 1, \dots, 6$ pour chacune d'elles. Le graphique 5 en annexe présente l'évolution des fonds propres. Pour certaines banques, l'hypothèse d'une évolution linéaire est avérée, pour d'autres elle ne l'est pas. Nous avons opté pour deux approches : utiliser les moindres carrés ordinaires comme Meyer et Pifer, mais utiliser une méthode prenant en compte les formes polynomiales ou non linéaires (régression loess). Les résultats des prédictions obtenus par les deux méthodes sont assez proches.

TAB. 11 – Prédiction des cotes 2007

cote 2006	Cote prédite 2007	
	Méthode 1(MCO)	Méthode 2(LOESS)
1	2	1
2	2	2
1	1	2
2	2	1
2	2	2
4A	4B	3C
1	2	2
2	2	2
4A	3C	3C
3A	3A	3B
1	1	1
2	1	1
2	2	2
2	3C	4C
2	2	2
2	2	2
1	2	2
2	2	3B
2	1	1
2	2	2
2	2	2
2	2	1
2	3B	3A
2	3A	2
2	2	2
2	2	2
3B	3A	1

4 Conclusion

Les défaillances bancaires des années 90 ont conduit les autorités de la sous-région à mettre sur pied un organe de supervision bancaire et à engager la restructuration du secteur. Si la surveillance étroite et permanente des établissements de crédit via le respect de la conformité aux normes prudentielles apparaît essentielle, nul doute que prévoir l'évolution des établissements de crédit peut contribuer de manière significative à améliorer l'efficacité de la surveillance bancaire et par ricochet, la santé du système bancaire.

Dans cet élan, force est de constater que les organes de supervision bancaire intègrent de plus en plus cet aspect à travers les modèles d'alerte précoce « Earling Warning Systems », en l'occurrence ceux dits de deuxième génération qui permettent de se projeter sur la situation future des banques en identifiant leurs facteurs de vulnérabilité.

L'objectif de cette étude, plutôt empirique que théorique car aucune théorie sur le développement et le déclin de la firme n'a été abordée, était d'essayer de prédire les cotes des banques afin d'améliorer la surveillance bancaire dans la CEMAC et de renforcer son efficacité. Cet objectif semble avoir été atteint dans la mesure où l'on a pu estimer un modèle de prédiction des cotations des banques de la CEMAC. Ce modèle s'est avéré performant pour prédire les cotations des banques de l'échantillon.

Pour l'estimer, on a introduit des variables financières et quelques caractéristiques des banques. Ne disposant pas de proxy pour la qualité du management, l'on a opté pour l'utilisation des modèles de données de panel afin de maîtriser d'éventuelles hétérogénéités et la non prise en compte des variables de l'environnement économique. La structure dynamique du modèle, inspirée du FIMS (actuel SEER) de la Federal Reserve a amené à utiliser la méthode des moments généralisés pour l'estimation. Comme facteurs explicatifs, on a pu identifier les fonds propres nets, les prêts aux apparentés, le résultat net, les charges du personnel, le total des dépôts et la part des capitaux détenus par les nationaux. En fait, s'agissant de cette dernière variable, elle traduit l'écart organisationnel qui existe entre les banques nationales et les filiales des groupes bancaires étrangers qui héritent des capacités organisationnelles et de l'expérience de la maison mère.

Il convient toutefois de relever que de nombreux facteurs pertinents n'ont pas été introduits. Il s'agit notamment des variables de l'environnement économique et des caractéristiques non financières des banques (telles que l'âge de la banque, la typologie des banques, le nombre de guichets, ...). Bien entendu, la flexibilité de ce modèle permettra

aisément l'intégration de ces éléments.

Compte tenu du calibrage satisfaisant du modèle, les résultats de cette étude sont susceptibles d'être utilisés par les superviseurs bancaires des pays de la dimension de ceux de la sous-région afin de pouvoir monter un système d'alerte précoce de deuxième génération.

Références

- [1] S. Adedoyin, S.O Alashi, M.K Ahmad (2004), « A positive and normative analysis of bank supervision in Nigeria », *African Economic Research Consortium, Nairobi*
- [2] Altman E.I., Haldeman R.G. et Narayanan P. (1977) « Zeta analysis a new model to identify bankruptcy risk of corporations », *Journal of Banking and Finance 1*, pp. 29-54
- [3] R. Alton Gilbert, Andrew, P. Meyer, and Mark D. Vaughan (1999), « The Role of Supervisory Screens and Econometric Models in Off-Site Surveillance » *Federal Reserve Bank of ST-LOUIS Review, December 1999*
- [4] Baltagi B.H (2001) *Econometric Analysis of Panel Data* 2nd edition, John Wiley & Sons, LTD
- [5] Barr R.S. et Siems T.F. (1994) « Predicting bank failure using DEA to quantify management quality », *Financial Industry Studies Working Paper, Federal Reserve Bank of Dallas*
- [6] Barr R., Killgo K., Siems T., et Zimmel, (1999) « Evaluating the productive efficiency and performance of US commercial banks », *Financial Industry Working Paper, 99-3, Federal Reserve Bank of Dallas, Dallas*
- [7] Berger, A.N. et Humphrey, D.B. (1997) « Efficiency of financial institutions : international survey and directions for future research », *European Journal of Operational Research 98*, 175-212
- [8] BONNET, N. et CLAVÉ, G. (2001) « Les systèmes d'alerte sont-ils efficaces pour prévoir les défaillances bancaires ? Une application aux cas français, japonais et du sud-est asiatique. », <http://sceco.univ-poitiers.fr/recherpubli/doctravail/M2001-05.pdf>
- [9] COBAC (2001) « Modernisation de la surveillance sur pièces », *Bulletin de la Commission Bancaire de l'Afrique Centrale, 4, octobre*
- [10] Cole, R.A and Cornyn, B.G (1995), « FIMS : A New Monitoring System for Banking Institutions », *The Federal Reserve Bulletin 81, Board of Governors of the Federal Reserve System, January 1995, pp. 1-15.*
- [11] Charles Collier, Sean Forbush, Daniel A. Nuxoll, and John O'SKeefe, (2003) « The SCOR System of Off-Site Monitoring : Its Objectives, Functioning, and Performance » *FDIC BANKING REVIEW, VOLUME 15, NO. 3*
- [12] Demirgüç-Kunt, A. et Detragiarche, E. (2000) « Monitoring banking sector fragility : a multivariate logit approach », *The World Bank Economic Review 14 (2)*, pp. 287-307

- [13] Godlewski, C.J. (2003) « Excès de risque et défaillance bancaire : une application des modèles de prévision de défaut aux banques des pays émergents », <http://cournot2.u-strasbg.fr/users/large/papers>
- [14] Gonzalez-Hermosillo B. (1999) « Determinants of ex-ante banking system distress : a Macro-Micro Empirical Exploration of Some Recent Episodes », *Working Paper 33, International Monetary Fund*
- [15] Honohan, P. (1997) « Banking system failures in developing and transition countries : diagnosis and predictions », *BIS working Papers 39*
- [16] Gary King and Langche Zeng (1999) « Logistic Regression in Rare Events Data », *Department of Government, Harvard University, <http://GKing.Harvard.Edu>*
- [17] Madji, A. (1997), « Le point sur la restructuration bancaire en Afrique Centrale », *Bulletin de la Commission Bancaire de l'Afrique Centrale, 2, août 1997*
- [18] Martin, D. (1977), « Early warning of bank failure : a logit regression approach », *Journal of Banking and Finance, 1, 249-276*
- [19] Pantalone, C.C. Platt, M.B. (1987), « Predicting commercial bank failure since deregulation », *New England Economic Review, Jul/Aug, 37-47*
- [20] Paul, A. M. Pifer, H.W (1970), « Prediction of Bank Failures », *The Journal of Finance, Vol. 25, No. 4. (Sep., 1970), pp. 853-868*
- [21] Roodman, D. (2006), « How to Do xtabond2 : An Introduction to 'Difference' and 'System' GMM in Stata », *Center for Global Development, Working Paper 103, December 2006.*
- [22] Sahajwala, R Van den Bergh, P. (2000), « Supervision risk assessment and early warning system », *Basel committee on banking supervision Working paper, No 4 December 2000*
- [23] Sinkey, J.F. Jr., (1975), « A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks », *The journal of Finance, 30,1,21-36.*

ANNEXES

**Encadré : la méthode des moments généralisés GMM, estimateur
GMM-DP et GMM-SYS**

Le principe de la méthode des moments consiste à utiliser les conditions de moments qui servent à l'identification des paramètres du modèle pour les estimer. Par exemple, dans le cas du modèle de régression standard, on a $E(Xu) = E(X(y - \beta X)) = 0$. Si on a k paramètres à estimer, on a besoin de k conditions de moments si $\text{rang}(X'X) = k$, on a k conditions qui permettent d'estimer les paramètres. En cas d'endogénéité, $E(Xu) \neq 0$, on cherche des instruments Z qui sont corrélés avec X , mais telles que $E(Zu) = 0$. On utilise alors comme conditions de moments $E(Z(Y - \beta X)) = 0$. Si on dispose de k instruments, le système est juste identifié et on peut estimer les paramètres. L'estimateur de MCO et celui des variables instrumentales sont donc des estimateurs par la méthode des moments.

Lorsque le nombre d'instruments est supérieur au nombre de variables (on peut avoir une infinité d'instruments), on parle de **suridentification**, l'utilisation de cette matrice d'instruments ne garantit pas $E(Z(y - \beta X)) = 0$. En effet, on a plus d'équations que de paramètres et les restrictions à imposer pour avoir un estimateur unique peuvent s'avérer irréalistes. On cherche alors $\hat{\beta}$ qui rend $\|\frac{1}{N}Z'(Y - \beta X)\|$ minimal selon une métrique A . En appliquant quelques résultats de la dérivation matricielle, on obtient $\hat{\beta} = (X'ZAZ'X)^{-1}X'ZAZ'Y$. Le choix efficient de A est celui qui normalise toutes les variables. Les tests de **Sargen ou Hansen** permettent de vérifier l'exogénéité des instruments en testant la nullité de $\frac{1}{N}Z'(Y - \beta X)$.

Dans le cadre d'un modèle dynamique (équation 1), MCO, MCG sont biaisés à cause de l'introduction de la variable dépendante retardée qui est endogène. En différence première, elle s'écrit :

$$\Delta y_{it} = \alpha \Delta y_{it-1} + \beta' \Delta X_{it-1} + \Delta \epsilon_{it} \quad (2)$$

Sous hypothèse d'exogénéité (ou faible exogénéité) des variables explicatives et d'absence d'autocorrélation des résidus, on a les conditions de moments ci-après :

$$E(Y_{t-s} \Delta \epsilon_t) = 0 \text{ Pour } s \geq 2, t \geq 3 \quad (3)$$

$$E(X_{t-s} \Delta \epsilon_t) = 0 \text{ Pour } s \geq 2, t \geq 3 \quad (4)$$

Les équations 3 et 4 suggèrent d'utiliser les variables en niveau retardées comme instruments. L'estimation avec ces instruments par la méthode des moments produit l'estimateur GMM-DP d'Arellano et Bond. Cet estimateur manque de précision, quand le nombre de périodes est faible, en raison du nombre limité d'instruments qu'on peut construire. Blundell et Bond proposent de considérer le système formé par l'équation en différence première et l'équation en niveau. Les deux équations sont simultanément estimées par GMM, et dans l'équation en niveau, les différences premières sont utilisées comme instruments : c'est l'estimateur GMM-SYS. Enfin Arellano et Bond ont mis en œuvre un test qui permet de vérifier la spécification $AR(p)$, basé sur la nullité de la statistique $(Y - \hat{\beta}X)'_{-p}(Y - \hat{\beta}X)$.

TAB. 12 – Évolution des indicateurs financiers

Années	Produit net bancaire	Résultat net	Coefficient d'exploitation	Dépôts	Crédits
	<i>millions de FCFA</i>			<i>% du PIB</i>	
1985	28927	6513	0,51		
1986	30739	4229	0,54		
1987	94926	5522	0,75	15,16	27,98
1988	93180	-6116	0,75	16,10	27,58
1989	85926	-318	0,79	21,07	30,60
1990	95658	-49918	0,79	15,25	23,83
1991	73909	-4711	0,84	15,16	25,14
1992	80148	2951	0,83	11,08	24,67
1993	91499	3705	0,75	9,46	24,48
1994	103916	-13355	0,74	11,37	26,10
1995	112270	-45951	0,74	10,47	25,71
1996	114968	6939	0,62	11,01	23,91
1997	121923	26086	0,50	11,64	25,34
1998	165873	41111	0,52	10,76	27,43
1999	165849	36575	0,53	11,61	28,73
2000	192552	50177	0,48	13,87	25,92
2001	208906	41232	0,49	13,12	28,40
2002	238216	39514	0,51	14,43	24,78
2003	266601	40871	0,54	14,56	24,84
2004	273371	51787	0,57	15,38	19,44
2005	311594	58020	0,56	16,89	11,09
2006	337371	76724	0,54		

Sources : Secrétariat Général COBAC, CERBER, Calculs des auteurs

TAB. 13 – Évolution des indicateurs financiers (bis) (en millions FCFA)

Années	Fonds propres	Capacité (+) ou besoin (-) de financement
1993	94994	-82868
1994	192314	159026
1995	135342	76267
1996	149566	178657
1997	194198	158814
1998	194085	84876
1999	262004	162728
2000	216716	535812
2001	208702	398994
2002	252611	621093
2003	280345	620490
2004	383619	904673
2005	414879	1362735
2006	452557	1700225

Sources : Secrétariat Général COBAC, CERBER, Calculs des auteurs

FIG. 4 – Distribution de note des banques sur l'échantillon

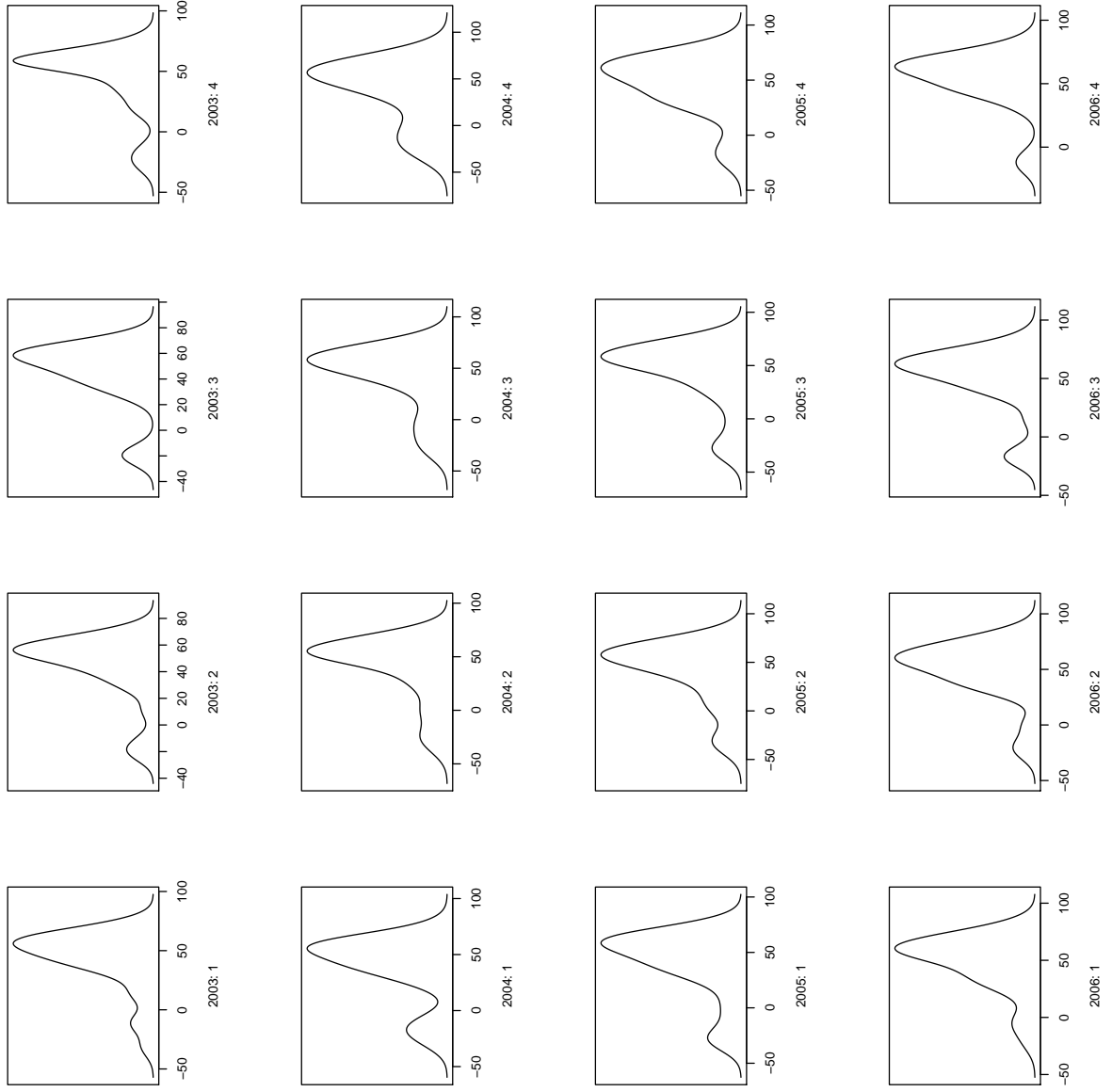


FIG. 5 – Évolution des fonds propres sur la période de l'étude

