
Laboratoire
de Recherche
en Gestion
& Economie

LARGE LARGE

Papier
n° 65

*Etude de la Cohérence des Ratings de Banques
avec la Probabilité de Défaillance Bancaire
dans les Pays Emergents*

Christophe J. Godlewski

Mars 2004

Faculté des
sciences économiques
et de gestion

PEGE
61, avenue de la Forêt Noire
67085 STRASBOURG Cedex
Tél. : (33) 03 90 24 21 52
Fax : (33) 03 90 24 21 51
www-ulp.u-strasbg.fr/large

Etude de la Cohérence des Ratings de Banques
avec la Probabilité de Défaillance Bancaire
dans les Pays Emergents

CHRISTOPHE J. GODLEWSKI

LaRGE

Université Robert Schuman

Institut d'Etudes Politiques

47 avenue de la Forêt Noire, 67082 Strasbourg Cedex

tél. + 33 (0)3.88.41.77.37 / fax + 33 (0)3.88.41.77.78

`christophe.godlewski@urs.u-strasbg.fr`

Mars 2004

Version préliminaire

Résumé

Cet article propose d'appliquer la méthodologie de scoring et de calibrage afin d'étudier la cohérence des ratings de banques avec un modèle de défaut des banques dans les pays émergents. En effet, le rôle du rating en temps que vecteur de discipline de marché, via la véhiculation d'informations sur le risque de défaut, devrait croître dans le cadre du 3^e Pilier de la Réforme de Bâle II. Pour que ce rôle soit efficace, il est crucial que le rating soit effectivement cohérent avec la probabilité de défaut de l'émetteur. D'après les résultats obtenus, l'utilisation du scoring pour quantifier les classes de rating interne donne des estimations cohérentes avec les taux de défaut observés. Par contre, une tendance à l'agrégation de l'information par les rating Moody's et Fitch est mise en évidence. Enfin, la cohérence s'avère plus importante en terme de répartition des probabilités de défaut estimées par classe de rating Moody's et Fitch.

Mots-clés : probabilité de défaut et rating de banque, scoring et mapping, pays émergents.

Classification JEL : G21, G28

1 Introduction

Les ratings sont considérés comme un indicateur important du risque de défaut des émetteurs par un ensemble d'agents tels que les régulateurs et les investisseurs. Un fort consensus existe sur la capacité du rating à véhiculer de l'information supplémentaire à celle inhérente aux données financières sur le marché¹.

Dans le cadre du 3^e pilier de la Réforme de Bâle II, un rôle important est attribué au rating des agences. La note de l'agence fournit aux agents économiques un signal sur la probabilité de défaillance de la contrepartie. Ainsi, la note d'une banque fournit une évaluation de la probabilité de défaut de l'établissement. Ce type d'information contribue à l'efficacité de la discipline de marché. Cela est d'autant plus fondamental dans un pays émergent, où l'environnement réglementaire et institutionnel peut créer des incitations à l'excès de risque, qu'il est nécessaire de contrebalancer avec une discipline de marché la plus efficace possible.

La cohérence du rating d'agence avec la probabilité de défaut est fondamentale dans ce contexte, puisqu'elle contribue à la création d'incitations au conservatisme en matière de prise de risque dans la banque. Si le rating est cohérent avec le risque de défaut, il constitue un signal fiable sur la solidité de la banque, ce qui contribue à une meilleure visibilité et une plus grande transparence sur le marché, augmentant ainsi le pouvoir de discipline de celui-ci. Le banquier est alors incité à adopter un comportement plus prudent, puisqu'un excès de risque influence positivement la probabilité de défaut, ce qui se traduit alors par une dégradation du rating, et un signal négatif au marché et aux autorités de régulation.

En outre, le rating de la banque constitue également un outil de surveillance prudentielle que le régulateur peut utiliser comme signal supplémentaire de la fragilité de l'établissement. En s'appuyant sur ce type d'information, le régulateur peut alors mieux cibler les examens sur site ainsi que d'autres actions de surveillance, afin d'instaurer une forme de discipline réglementaire, visant à réduire les incitations à l'excès de risque dans la banque.

¹Voir Hand et al. (1992), Reiter et Zeibart (1991) et Ederington et al. (1987).

Par ailleurs, dans la perspective de gestion des risques bancaires issus des opérations sur le marché interbancaire, il est également judicieux d'investiguer la cohérence des ratings d'agence avec des probabilités de défaut estimées, si la banque a recours à un système de rating interne. En effet, le canal interbancaire de contagion et de propagation des risques est non négligeable, particulièrement dans les pays émergents, d'avantage sujets au risque de crise bancaire. La calibration de ce système avec un système de ratings d'agence permet alors de quantifier les classes du rating interne.

Il existe un nombre important d'études visant à construire des modèles explicatifs du rating (Pinches et Mingo (1975), Kaplan et Urwitz (1979), Ederington et al. (1987), et Brister et al. (1994)), à tester le pouvoir prédictif de la défaillance (Beaver (1966) et Fons et Kimball (1991)), de même que des études comparatives des différents ratings existants (Cantor et Packer (1996, 1995), Jewell et Livingston (1999), Shin et Moore (2003)). Cependant, il existe peu d'études sur la cohérence des notes des agences avec un modèle de défaut, en l'occurrence de défaut de la banque dans les pays émergents². Pourtant, compte tenu de l'importance du rating en temps que véhicule d'information dans ces pays, il est judicieux d'investiguer la cohérence entre l'information fournie par un rating et l'information issue d'un modèle de défaut de la banque.

L'objectif de cet article consiste à étudier la cohérence du système de notation Moody's et Fitch avec les résultats d'un modèle de défaut de la banque appliqué aux pays émergents. Dans cet objectif, on adopte la méthodologie de scoring et de calibrage employée par Carey et Hrycay (2001).

L'article est organisé de la manière suivante. Une revue de littérature succincte portant sur le défaut bancaire et les systèmes de rating est proposée dans la section 2. La section 3 présente la méthodologie et les données employées. Les résultats et leur discussion figurent dans la section 4. La section 5 conclue et présente les perspectives et travaux en cours.

²Hormis Güttler (2004) et Krämer et Güttler (2003), qui comparent la précision de la prédiction du défaut des ratings S&P et Moody's pour un ensemble d'émetteur (toutes industries et pays confondus).

2 Défaillance bancaire et système de rating de banques dans les pays émergents

L'intérêt porté à la défaillance bancaire vient des coûts substantiels de ces faillites : pertes financières pour les apporteurs de fonds (actionnaires, déposants, assureur), perte de compétitivité de l'industrie bancaire, ainsi qu'une déstabilisation du système financier dans son ensemble, si plusieurs défaillances individuelles dégénèrent en crise bancaire, par le biais des mécanismes de contagion. La résolution de ce type de défaillance entraîne un gaspillage de ressources, particulièrement rares dans les économies émergentes (Honohan (1997))³.

Il existe une littérature relativement abondante portant sur l'évaluation et l'explication de la probabilité de faillite de la banque, au moyen de modèles économétriques, suivant généralement une typologie CAMEL dans la sélection des facteurs de risque influençant la probabilité de défaut (voir Demirgüç-Kunt (1989)). Les ratings d'agences de notation peuvent s'apparenter à des signaux portant sur la probabilité de défaut de la banque. Ces ratings constituent des indicateurs de la solidité de l'établissement et peuvent donc servir à évaluer cette probabilité de défaut. En effet, un des principaux objectif du rating est de véhiculer de l'information sur la capacité d'un émetteur à faire face à ses engagements - la note constitue un indicateur synthétique du risque de défaut.

D'après Crouhy et al. (2001), un système de rating est basé sur une évaluation à la fois quantitative et qualitative, ainsi que juridique. La décision finale quant à l'attribution du rating est donc fondée sur des considérations générales, ainsi que le jugement et l'expérience de l'agent en charge de la notation. Les documents financiers, la qualité du management, la compétitivité, les éléments macroéconomiques, sectoriels et conjoncturels contribuent à l'élaboration de la note. Les ratings des agences comme Standard and Poor's ou Moody's correspondent à des classements de l'émetteur et/ou de l'émission

³Par exemple, les crises bancaires en Indonésie (1997) et en Thaïlande (1997-98), ont généré des coûts de restructuration s'élevant respectivement à 50%-55% et 42.3% du PIB (en terme de contribution fiscale).

en note qui reflète les pertes anticipées ou *Expected Losses*.

Selon Ferri et al. (1999), les agences de rating jouent un rôle important sur les marchés financiers, en produisant de l'information pour les différents acteurs qui s'y rencontrent, contribuant ainsi à la discipline de marché. La notation détermine en grande partie le taux d'intérêt exigé par le marché en contrepartie de la prise de risque, ainsi que le nombre d'investisseurs potentiels.

Dans les pays émergents, le rating a d'autant plus d'importance et de valeur compte tenu de l'opacité relative des marchés, généralement moins développés, où la discipline de marché fonctionne moins bien. Le poids du rating dans la décision d'un investisseur étranger sera alors d'autant plus important. En ce qui concerne l'industrie bancaire, la disponibilité d'un rating fournit une meilleure visibilité de la santé des établissements d'un pays. Les banques conservent un rôle important dans le développement économique des pays émergents, et leur fragilité peut facilement affecter les autres banques de la place, voire même les établissements d'autres pays. Dans ce contexte, le rating contribue, en véhiculant efficacement et précisément l'information, au développement de la discipline de marché, et influence le comportement de prise de risque du banquier. Le rating peut également servir l'activité de surveillance prudentielle du régulateur, et contribue ainsi au renforcement d'une discipline réglementaire, avec à la clé un effet bénéfique sur le conservatisme de la prise de risque.

L'agence Moody's Investors Service a lancé en 1995 un nouveau type de rating de banques : le Bank Financial Strength Rating (BFSR)⁴. Le BFSR représente l'opinion de Moody's sur la solidité financière interne d'une banque. D'après l'agence, les déterminants de ce rating sont différents de ceux des autres ratings traditionnels produits par Moody's (obligations, dépôts bancaires, crédits, titrisation, etc.). Ce service est disponible pour des établissements de plus de 50 pays à travers le monde. Les classes de rating du BFSR s'étendent de A (meilleure note) à E (moins bonne note). Le BFSR est produit à l'issue d'une analyse fondamentale (analyse financière) et d'une évaluation subjective de l'analyste. Ce type de rating est disponible sous

⁴La description du rating Fitch est fournie en annexes.

forme sollicitée mais également non sollicitée. Poon et al. (1999) ont étudié empiriquement les déterminants de ce nouveau rating des banques, en investiguant l’apport du BFSR par rapport à des ratings traditionnels. Leurs conclusions sont mitigées quant à l’apport informationnel supplémentaire de ce nouveau rating. Cependant, ce BFSR peut aisément s’apparenter à une évaluation de la probabilité de défaut de la banque, puisqu’il vise à quantifier le niveau de fragilité de l’établissement en question.

3 Méthodologie et données

3.1 Méthodologie

On s’inspire de la méthodologie de scoring et de calibrage proposée par Carey et Hrycay (2001). Elle consiste à appliquer un modèle logit pour estimer des probabilités de défaut, utiliser leur distribution pour créer des classes de rating, et confronter celles-ci aux classes de rating d’agence et les probabilités de défaut historiques sous-jacentes. En effet, dans le cadre des modèles internes de risque de crédit, un élément central est la quantification des classes du système de rating interne, afin d’inférer les probabilités de défaut correspondantes aux différents grades du rating.

Cette méthodologie vise à formaliser les relations entre les probabilités de défaut véritables, les probabilités de défaut produites par le processus de rating interne, et les probabilités de défaut issues de la quantification.

On suppose que chaque émetteur i est caractérisé à l’instant t par sa distance au défaut D_{it} ainsi que par la volatilité de cette distance V_{it} . En t , la probabilité de défaut (non observée) à l’horizon de n années, notée P_{nit} correspond à la probabilité que D_{it} tombe à 0 durant la période $[t, t + n]$ (c.à.d. que l’émetteur est en défaut).

L’objectif d’un système de rating consiste à mesurer le risque de défaut à l’horizon de n années grâce à l’agrégation de l’information sur D et V en une estimation de la probabilité de défaut $P_{nit}^r = f(D_{it}, V_{it})$ et grâce à une échelle de notation qui spécifie la classe G_{nit} associée à chaque valeur de P_{nit}^r . Sous l’hypothèse que P_{nit}^r mesure P_{nit} , tous les émetteurs d’une même

classe de rating ont des P_{nit} dont les valeurs sont comprises à l'intérieur des intervalles des probabilités de défaut qui délimitent la classe de rating. L'attribution d'un rating fait intervenir le jugement humain. De ce fait, P_{nit}^r demeure implicite et non observable. La quantification de la probabilité de défaut moyenne par classe de rating nécessite l'obtention des estimations des probabilités de défaut individuelles des émetteurs P_{nit}^q . Dans la pratique, les probabilités de défaut estimées moyennes par classe de rating sont utilisées, à défaut d'avoir les P_{nit}^q .

L'estimation de la probabilité de défaut moyenne par classe de rating peut être obtenue en utilisant des modèles statistiques - les modèles de score. Les méthodes de mapping, ou calibrage, utilisent soit l'émetteur médian, soit le taux de défaut moyen pondéré. La première des méthodes se décompose en 2 étapes : l'égalisation de chaque classe de rating interne à une classe de rating externe (généralement d'agence de notation), puis l'utilisation du taux de défaut moyen correspondant à la classe de rating externe comme estimateur de la probabilité de défaut moyenne du système de rating interne. La seconde méthode consiste à utiliser la moyenne des probabilités de défaut par classe de rating comme estimateur de la probabilité de défaut moyenne par classe⁵.

Dans cet article, on applique cette méthodologie afin d'étudier la cohérence du BFSR avec les résultats d'un modèle de défaut⁶. D'une part, on souhaite tester si ces ratings signalent de façon cohérente la probabilité de défaut de la banque, et remplissent ainsi leur rôle de vecteur de discipline de marché, ainsi que leur apport comme outil supplémentaire de surveillance prudentielle. D'autre part, on souhaite étudier la possibilité d'appliquer cette méthodologie de scoring et de mapping dans la construction d'un système de rating interne des banques, dans le cadre de la gestion du risque interbancaire.

On procède en 5 étapes pour atteindre cet objectif :

1. on applique un modèle logit comme fonction de scoring afin d'estimer

⁵Le calibrage subjectif (par jugement humain) est difficile à appliquer dans la pratique, puisqu'il repose sur l'intuition du banquier, dont le système de rating interne est défini par des critères relativement vagues en général (Treacey et Carey (1998)). Le calibrage objectif-mécanique présente quant à lui des problèmes de biais de sélection.

⁶L'étude de la cohérence du rating Fitch avec les résultats d'un modèle de défaut est fournie en annexes.

des probabilités de défaut⁷, notées \hat{p}_D (qui correspondent aux probabilités de défaut individuelles à l’horizon d’un an des banques de pays émergents dans l’échantillon),

2. à partir de la distribution de ces probabilités de défaut \hat{p}_D , on crée des classes de rating simulées, en découpant l’intervalle $[0, 1]$ des \hat{p}_D en suivant les résultats des rapports Moody’s (Hamilton et al. (2004)), et on attribue un grade à chaque classe, afin d’obtenir une échelle ordinale du risque de défaut,
3. on calcule les statistiques descriptives suivantes : les moyennes et médianes des probabilités estimées \hat{p}_D , de même que les fréquences des défaillances observées, par classe de rating simulée,
4. on calcule les mêmes statistiques descriptives portant sur \hat{p}_D et le taux de défaut par classe de rating BFSR de Moody’s,
5. on compare les classes de rating simulées aux classes de rating BFSR de Moody’s, en utilisant les probabilités de défaut historique de Moody’s.

3.2 Données

On utilise des données extraites de la base Bankscope (2003) comprenant des informations comptables sur des banques de pays émergents sur la période 1998-2002, dont des établissements défaillants⁸, et les ratings Moody’s (Bank

⁷La fonction de scoring est définie comme un modèle logit :

$$\log \left(\frac{p(DEF A U T)}{1 - p(DEF A U T)} \right) = \alpha + Y_i' \beta + \varepsilon_i,$$

avec $p(DEF A U T) = \frac{\exp^W}{1 + \exp^W}$, $W = \alpha + Y_i' \beta + \varepsilon_i$, Y_i' = les facteurs de risque, le résidu ε_i ayant une distribution logistique. Voir Maddala [1983] pour une description détaillée des modèles logit.

⁸Une base de banques défaillantes a été construite pour un ensemble de pays émergents des trois zones d’Asie, d’Amérique Latine et des PECO (Pays de l’Europe Centrale et Orientale). Les listes de banques à problème ou en défaut ont été collectées auprès d’institutions de régulation locales. On a également pu bénéficier d’un accès à la base en ligne de Banker’s Almanac pour compléter notre base de données sur les banques défaillantes. Celle-ci permet d’identifier les établissements défaillants ainsi que la date du défaut. Une banque est considérée comme défaillante lorsqu’elle fait l’objet des procédures suivantes : sous administration (soutien d’une institution de régulation inclus, notamment d’agence de restructuration), licence bancaire suspendue ou révoquée, en liquidation, en faillite.

Financial Strength Ratings)⁹. Après nettoyage et bornage, on obtient un échantillon composé de 483 banques des pays émergents des zones de l'Europe de l'Est, d'Asie du Sud-Est et d'Amérique Latine, dont 68 défauts¹⁰.

Les définitions des ratings Moody's sont fournies ci-après.

TAB. 1 – Définition et fréquences des classes de rating Moody's BFSR

BFSR	Fréquence	Définition
B	12	Force financière intrinsèque importante. Etablissements d'importance avec des valeurs de franchise de qualité, de bons fondamentaux financiers, et un environnement opérationnel attractif et stable.
C	57	Bonne force financière intrinsèque. Valeur de franchise de qualité, des fondamentaux financiers acceptables dans un environnement opérationnel stable, ou des fondamentaux financiers supérieurs à la moyenne dans un environnement instable.
D	237	Force financière adéquate. Valeur de franchise vulnérable, fondamentaux financiers faibles, un environnement opérationnel instable.
E	177	Force financière intrinsèque très faible. Nécessite un soutien externe périodique. Valeur de franchise douteuse, fondamentaux financiers déficients, un environnement opérationnel fortement instable.

Source : Moody's Investors Service, Global Credit Research, et Poon et al. (1999).

Le modèle logit s'apparente à une fonction de score qui permet d'estimer une probabilité de défaut dont la distribution sert de support pour construire une échelle de classes de risque de défaut. La fonction logistique est particulièrement utile dans ce cadre, puisque les valeurs des probabilités estimées sont comprises dans l'intervalle $[0, 1]$.

On découpe en classes l'intervalle des probabilités estimées, en suivant les rapports de Moody's, comme indiqué dans le tableau ci-après.

⁹Ainsi que les Fitch Individual Ratings.

¹⁰Voir tableau 7 en annexes.

\hat{p}_D	classe simulée (échelle 5)
< 0.001	1
$[0.001, 0.0025[$	2
$[0.0025, 0.01[$	3
$[0.01, 0.05[$	4
≥ 0.05	5

Toutefois, on décide d'agréger les probabilités en 4 classes puisqu'on travaille sur des ratings BFSR renseignés sur 4 classes seulement dans notre échantillon (respectivement B, C, D et E). Le découpage agrégée de la distribution des probabilités de défaut estimées est décrit dans le tableau ci-après.

\hat{p}_D	classe simulée (échelle 4)
< 0.0025	1
$[0.0025, 0.01[$	2
$[0.01, 0.05[$	3
≥ 0.05	4

4 Résultats et discussion

Remarque 1 *Les résultats pour le rating Fitch sont fournis en annexes.*

Tout d'abord, on présente rapidement les statistiques descriptives des principales variables utilisées dans l'estimation du modèle de défaut dans le tableau 2.

Dans ce travail, notre objectif n'étant pas de construire un modèle de défaut le plus performant, on se contente d'appliquer un modèle logit comportant 6 variables proxies des principaux facteurs de risque mis en avant par la littérature (voir Demirgüç-Kunt (1989)), ayant un impact significatif sur la probabilité de faillite de la banque. Ces facteurs de risque suivent une typologie de type CAMEL, avec les dimensions d'adéquation du capital au portefeuille de crédit (EQTL = Equity / Total Loans), de gestion de la banque

TAB. 2 – Statistiques descriptives des variables explicatives du modèle de défaut de la banque

Variable	N	min.	moyenne	écart-type	Max.
EQTL	483	-221.93	20.49	26.79	152.77
PXTOX	483	1.12	33.92	15.57	96.85
NIM	483	-52.99	5.16	6.99	31.72
LIQATA	483	5.03	28.93	15.43	73.79
TDTA	483	6.88	75.33	17.33	98.28
LLRNPL	483	5.25	91.29	90.85	765.62

N : nombre d'observations. min. et Max. : minimum et maximum.

Les ratios sont en pourcentages.

Source : Bankscope (2003).

(PXTOX = Personal Expenses / Total Operating Expenses), de rentabilité (NIM = Net Interest Margin), de liquidité (LIQATA = Liquid Assets / Total Assets et TDTA = Total Deposits / Total Assets), et de couverture du risque de crédit (LLRNPL = Loan Loss Reserves / Non Performing Loans)¹¹.

Les résultats de la régression logit du modèle de défaut sont présentés dans le tableau 3. Les coefficients significatifs ayant des signes attendus sont ceux des variables EQTL, NIM, LIQATA, TDTA et LLRNPL. Une couverture des crédits par les capitaux conséquente, une marge bénéficiaire confortable, une part des dépôts et une part d'actifs liquides dans le total bilan, et un ratio de couverture des prêts non performants par des provisions plus importants sont des facteurs qui réduisent la probabilité de défaut de la banque. Les statistiques du modèle sont bonnes (statistique du ratio de vraisemblance LR significative, bonne qualité d'ajustement, comme en témoigne la statistique de Hosmer et Lemeshow, et un taux de reclassement des défauts supérieur à 85%).

On utilise la distribution des probabilités de défaut estimées pour construire un système de rating interne "simulée", en découpant l'intervalle de ces proba-

¹¹Les résultats pour le rating BFSR de Moody's avec incorporation de facteurs réglementaires et institutionnels dans le modèle de défaut sont également fournis en annexes.

TAB. 3 – Résultats du modèle logit de défaut de la banque

		(1)	
	coéf.	s.e.	
INTERCEPT	8.981***	1.71	
EQTL	-0.136***	0.04	
PXTOX	-0.004	0.017	
NIM	-0.261*	0.136	
LIQATA	-0.046**	0.023	
TDTA	-0.076***	0.017	
LLRNPL	-0.023***	0.006	
Ndef.		68	
N		483	
LR		185.11***	
LogL		-103.73	
R^2 Mc Fadden		47.15	
Hosmer & Lemeshow		179.26***	
Tx reclas. déf.		86.8	

coéf. : coefficient estimé, s.e. : écart-type.

*** et ** : coéf. significatifs au seuil de 1% et 5%.

Ndef. : nombre de défauts, N : nombre de banques.

LogL : logarithme de la vraisemblance.

LR : ratio de vraisemblance.

Tx reclas. déf. : Taux de reclassement des défauts.

bilités estimées en respectivement 5, et 4 classes¹². Le découpage en 5 classes sert de benchmark, le découpage en 4 classe est dicté par la disponibilité du rating BFSR, renseigné sur 4 classes B, C, D et E. En utilisant les probabilités de défaut estimées moyennes et médianes, on peut alors quantifier chaque classe de rating "simulée", et comparer ces indicateurs avec les taux de défauts observés par classe de rating "simulée".

Par la suite, les abréviations dans les tableaux correspondent respectivement aux termes : moy. - moyennes, lim. inf. IC et lim. sup. IC - respecti-

¹²Le nombre d'observations par classe de rating "simulée" est (par ordre décroissant du rating) : 103, 25, 91, 91, 173 pour l'échelle à 5 classes et 128, 91, 91, 173 pour l'échelle à 4 classes.

vement aux limite inférieure et limite supérieure de l'intervalle de confiance à 95%, méd. - médiane, tx déf. - taux de défaut, et N déf. - nombre de défauts. On note la probabilité de défaut estimée par le modèle logit \hat{p}_D . Les valeurs de moy. \hat{p}_D et méd. \hat{p}_D sont obtenus à partir des estimations de la probabilité de défaut issues du modèle logit. Les valeurs de tx déf. correspondent à la proportion de banques défaillantes dans la population des banques à l'intérieur de chaque classe de risque. Enfin, les limites inférieures et supérieures de l'intervalle de confiance au seuil de 95% encadrent le taux de défaut observé, par classe de risque.

Les résultats sont présentés dans le tableau 4.

TAB. 4 – Moyennes et médianes des probabilités estimées et taux de défaut par classe de rating simulée

classe (5)	moy. \hat{p}_D	méd. \hat{p}_D	tx déf.	N déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
1	0.000155	0.000036	0	0	0.0000	0.0000
2	0.001692	0.001625	0	0	0.0000	0.0000
3	0.005957	0.005837	0.0549	5	0.0081	0.1018
4	0.02583	0.02437	0.011	1	0.0000	0.0324
5	0.376008	0.359755	0.3584	62	0.2869	0.4298
classe (4)	moy. \hat{p}_D	méd. \hat{p}_D	tx déf.	N déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
1	0.000454	0.00007	0	0	0.0000	0.0000
2	0.005957	0.005837	0.0549	5	0.0081	0.1018
3	0.02583	0.02437	0.011	1	0.0000	0.0324
4	0.376008	0.359755	0.3584	62	0.2869	0.4298

Ces premiers résultats indiquent que, pour l'échelle à 5 classes, les moyennes des probabilités estimées sous-estiment les taux de défauts observés, sauf pour la classe 5, c.à.d. la plus risquée, pour laquelle la moyenne de \hat{p}_D de 0.376 est proche du taux de défaut observée de 0.358. Les moyennes et les médianes des probabilités estimées sont proches pour toutes les classes, mis à part la classe 1. Compte tenu du faible nombre de défauts pour les classes peu risquées comme 1 et 2, des divergences importantes entre les probabilités de défaut prédites et réalisées sont à craindre pour ces classes simulées. Par

contre, pour chacune des classes la moyenne de \hat{p}_D appartient à l'intervalle de confiance à 95%, sauf pour la classe 3.

Les conclusions sont similaires pour l'échelle à 4 classes, malgré l'agrégation des classes les moins risquées en une seule - classe 1, permettant d'éviter d'avoir des classes sans défauts observés. La probabilité de défaut estimée moyenne est proche du taux de défaut observé uniquement pour la dernière classe 4, la plus risquée. Les moyennes et les médianes des probabilités de défaut estimées sont également proches. Enfin, pour chacune des classes la moyenne de \hat{p}_D appartient à l'intervalle de confiance à 95%, sauf pour la classe 3.

On fournit ensuite les moyennes et les médianes des probabilités estimées par classe de rating BFSR de Moody's, de même que les taux de défaut et les intervalles de confiance à 95% au sein de chacune de ces classes Moody's dans le tableau 5.

TAB. 5 – Moyennes et médianes des probabilités estimées et taux de défaut par classe de rating Moody's

BFSR (4)	moy. \hat{p}_D	méd. \hat{p}_D	tx déf.	N déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
B	0.013101	0.011086	0	0	0.0000	0.0000
C	0.033047	0.003466	0.0351	2	0.0000	0.0829
D	0.07714	0.007155	0.0844	20	0.049	0.1198
E	0.269362	0.14728	0.2599	46	0.1953	0.3245

Il est important de signaler que le rating est par nature acyclique, par contre le modèle logit estime des probabilités à un point donné dans le temps. Cependant, si ce modèle de défaut permet d'estimer correctement des probabilités de défaut individuelles des banques à l'horizon d'un an, il devrait également permettre d'estimer correctement les probabilités de défaut moyennes à l'horizon d'un an par classe de rating BFSR de Moody's¹³.

D'après les résultats du tableau 5, les moyennes des probabilités de défaut estimées sont proches des taux de défaut observés par catégorie de rating

¹³Sachant que le pouvoir discriminatif du modèle logit reste imparfait.

pour les catégories C, D et E, c.à.d. les plus risquées. Pour la catégorie B, le modèle sur-estime fortement le risque de défaut effectif puisque aucun défaut observé n'est répertorié pour cette catégorie de rating. Les médianes et les moyennes des probabilités de défaut sont éloignées, mis à part la meilleure catégorie de rating B. A nouveau, les probabilités de défaut estimées sont compris dans les intervalles de confiance à 95% par catégorie de rating, sauf pour la catégorie B.

Enfin, on utilise les probabilités de défaut (transition à un an d'un rating vers le défaut) des classes de rating Moody's afin de procéder au calibrage des classes de rating simulée au système Moody's. Les résultats sont présentés dans le tableau 6. Les nouvelles abréviations sont les suivantes : tx déf. hist. - taux de défaut historique, et moy. pond. - moyenne pondérée. Les taux de défaut historique correspondent aux taux de transition historiques moyens vers la catégorie DEFAULT à l'horizon d'un an sur la période 1970-2002 pour les pays émergents¹⁴. Les moyennes pondérées des probabilités de défaut estimées sont calculées de la manière suivante :

$$moy. \hat{p}_D^1 pond. hist. = \frac{N_{cl} \cdot tx def. hist.}{N},$$

N_{cl} étant le nombre d'observations par classe de rating "simulée", et N le nombre total d'observations dans l'échantillon.

D'après les résultats du tableau 6 pour l'échelle à 5 classes, les 4 premières catégories de risque allant de 1 à 4 correspondent à un rating BFSR médian D, ce qui implique inévitablement une "agrégation" de l'information pour ces 4 classes¹⁵. La dernière classe de risque 5 correspond à un rating BFSR médian E. En conséquence, les taux de défaut historiques sous-évaluent le risque de défaut de la banque en comparaison avec les taux de défaut effectifs. Les moyennes des probabilités de défaut pondérées par le taux de défaut

¹⁴Source : Credit Risk Calculator, Moody's Investor Services. On utilise les matrices de transition des ratings des émetteurs, incluant les ratings retirés, en posant une correspondance entre ces ratings et le BFSR comme suit (la catégorie des "ratings spéculatifs" commence au rating Baa de Moody's) : Aaa = A, Aa = B, A = C, Baa-B=D, Caa-C = E.

¹⁵L'importance de cette catégorie du BFSR en terme de poids dans l'échantillon joue sans doute un rôle dans ce résultat.

TAB. 6 – Calibrage des classes de rating simulée avec les classes de rating Moody’s

classe (5)	méd. BFSR	tx déf. hist.	moy. BFSR	moy. \hat{p}_D pond. hist.	tx déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
1	D	0.025	2.98	0.005331	0	0.0000	0.0000
2	D	0.025	3.04	0.001234	0	0.0000	0.0000
3	D	0.025	3.02	0.00471	0.0549	0.0081	0.1018
4	D	0.025	2.86	0.00471	0.011	0.0000	0.0324
5	E	0.125	3.62	0.044772	0.3584	0.2869	0.4298
classe (4)	méd. BFSR	tx déf. hist.	moy. BFSR	moy. \hat{p}_D pond. hist.	tx déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
1	D	0.025	2.99	0.00629	0.0127	0.0000	0.0373
2	D	0.025	3.02	0.00471	0.0549	0.0081	0.1018
3	D	0.025	2.86	0.00471	0.011	0.0000	0.0324
4	E	0.125	3.62	0.044772	0.3584	0.2869	0.4298

historique (moy. \hat{p}_D pond. hist.) sont nettement inférieures aux taux de défaut observés. Les conclusions sont similaires en ce qui concerne les résultats pour l’échelle à 4 classes. Dans le cadre de ce travail, et compte tenu des données disponibles, on pourrait suggérer que le rating BFSR Moody’s a tendance à agréger l’information, le rating BFSR moyen étant équivalent à la catégorie D¹⁶.

5 Conclusion et Perspectives

Cet article propose d’étudier la cohérence d’un rating de banque de l’agence de notation Moody’s, le Bank Financial Strength Rating, et de Fitch, le Individual Rating, avec les résultats d’un modèle de défaut de la banque dans les pays émergents. Dans cet objectif, la méthodologie de scoring et de calibrage, proposée par Carey et Hrycay (2001), est appliquée à un échantillon de banques des pays émergents disposant de ce rating. Compte tenu de la

¹⁶Un découpage alternatif de l’intervalle de la probabilité de défaut estimée pourrait éventuellement influencer ce type de résultat.

disponibilité des données, on trouve que la cohérence est relativement faible lorsqu'on tente de calibrer les catégories de rating simulées par un modèle de défaut avec le rating BFSR Moody's et Fitch Individual Rating. Une tendance à agréger l'information en classe de risque intermédiaire est mise en évidence. Par contre, la cohérence s'avère plus importante en terme de répartition des probabilités de défaut estimées par le modèle de défaut par classe de rating BFSR Moody's et par classe de rating Fitch Individual Rating.

En intégrant des variables proxies des facteurs réglementaires et institutionnels dans le modèle défaut¹⁷, on améliore certes la qualité du modèle de défaut de la banque, mais l'agrégation de l'information en classe de risque intermédiaire demeure, malgré une répartition plus homogène des classes de rating simulée entre les classes de rating Moody's correspondantes. Notons que la modification du découpage de l'intervalle de la probabilité de défaut estimée pourrait influencer les résultats obtenus.

Références

- [1] Beaver W. (1966), "Financial Ratios as Predictors of Failure", *Journal of Accounting Research* 4, PP. 71-111.
- [2] Blum J. [1999], "Do capital adequacy requirements reduce risks in banking?", *Journal of Banking and Finance* 23, pp. 755-771.
- [3] Brister B.M., Kennedy R.E. et Liu P. (1994), "The Regulation Effect of Credit Ratings on Bond Interest Yield : The Case of Junk Bonds", *Journal of Business, Finance Accounting* 21, pp. 511-531.
- [4] Cantor R. et Packer F. (1996), "Multiple Ratings and Credit Standards : Differences of Opinion in the Credit Rating Industry", *Federal Reserve Bank of New York Staff Report* 12.
- [5] Cantor R. et Packer F. (1995), "The Credit Rating Industry", *The Journal of Fixed Income* 5, pp. 10-34.

¹⁷Cet environnement ayant un impact significatif sur le risque de défaut de la banque, particulièrement dans les pays émergents (Rojas-Suarez (2000, 2001)). La prise en compte de ce type de variables contribue à une meilleure explication et discrimination à la fois de la probabilité de défaut de la banque et du rating Moody's (Godlewski (2003, 2004)).

- [6] Carey M. et Hrycay M. (2001), "Parametrizing Credit Risk Models with Rating Data", *Journal of Banking and Finance* 25, pp. 197-270.
- [7] Crouhy M., Galai D. et Mark R. (2001), "Prototype Risk Rating System", *Journal of Banking and Finance* 25, pp. 47-95.
- [8] Demirgüç-Kunt A. (1989), "Deposit-Institution Failures : A Review of Empirical Literature", *Economic Review* 25, Federal Reserve Bank of Cleveland.
- [9] Ederington L.H., Yawitz J.B. et Roberts B.E. (1987), "The Informational Content of Bond Ratings", *Journal of Financial Research* 10, pp. 211-226.
- [10] Ferri G., Liu et Stiglitz (1999), "The Procyclical Role of Rating Agencies : Evidence from the East Asian Crisis", *Economic Notes* 28, pp. 335-355.
- [11] Fons J.S. et Kimball A.E. (1991), "Corporate Bond Defaults and Default Rates 1970-1990", *The Journal of Fixed Income* 1, pp. 36-47.
- [12] Godlewski C.J. (2004), "Influence des Facteurs Institutionnels sur l'Excès de Risque et les Ratings de Banques dans les Pays Emergents", *Miméographe LaRGE*, Université Robert Schuman.
- [13] Godlewski C.J. (2003), "Le Rôle de l'Environnement Réglementaire, Légal et Institutionnel dans la Défaillance des Banques Le Cas des Pays Emergents", *Working Paper LaRGE*, Université Robert Schuman.
- [14] Güttler A. (2004), "Using a Bootstrap Approach to Rate the Raters", *Working Paper* University of Frankfurt.
- [15] Hamilton D.T., Varma P., Ou S. et Cantor R. (2004), "Default and Recovery Rates of Corporate Bond Issuers A Statistical Review of Moody's Ratings Performance, 1920-2003", *Special Comment*, Moody's Investors Service, Global Credit Research.
- [16] Hand J.R., Holthausen R.W. et Leftwich R.W. (1992), "The Effects of Bond Rating Agency Announcements on Bond and Stock Prices", *Journal of Finance* 47, pp. 733-752.

- [17] Honohan P. (1997), "Banking system failures in developing and transition countries : Diagnosis and predictions", *BIS Working Papers* 39.
- [18] Jewell J. et Livingston M. (1999), "A Comparison of Bond Ratings from Moody's, S&P and Fitch IBCA", *Financial Markets, Institutions and Instruments* 8, pp. 1-45.
- [19] Kaplan R.S. et Urwitz G. (1979), "Statistical Models of Bond Ratings : A Methodological Inquiry", *Journal of Business* 52, pp. 231-261.
- [20] Kim D. et Santomero A.M. [1988], "Risk in Banking and Capital Regulation", *Journal of Finance* 43, pp. 1219-1233.
- [21] Koehn M. et Santomero A.M. [1980], "Regulation of Bank Capital and Portfolio Risk", *Journal of Finance* 35, pp. 1235-1250.
- [22] Krämer W. et Güttler A. (2003), "Comparing the Accuracy of Default Predictions in the Rating Industry : The Case of Moody's vs S&P", *Working Paper* University of Dortmund.
- [23] Maddala G.S. (1983), *Limited Dependent and Qualitative Variables in Econometrics*, Cambridge University Press.
- [24] Pinches G.E. et Mingo K.A. (1975), "The Role of Subordination and Industrial Bond Ratings", *Journal of Finance* 30, pp. 201-206.
- [25] Poon W.P.H., Firth M. et Fung H.-G. (1999), "A Multivariate Analysis of the Determinants of Moody's Bank Financial Strength Ratings", *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 9, pp. 267-283.
- [26] Reiter S.A. et Zeibert D.A. (1991), "Bond Yields, Ratings, and Financial Information : Evidence from Public Utility Issues", *The Financial Review* 26, pp. 45-73.
- [27] Rojas-Suarez L. (2001), "Rating Banks in Emerging Markets : What Credit Rating Agencies should Learn from Financial Indicators", *Working Paper*, Institute for International Economics.
- [28] Rojas-Suarez L. (2000), "Can International Standards Strengthen Banks in Emerging Markets?", *Working Paper*, Institute for International Economics.

- [29] Shin Y.S. et Moore W.T. (2003), "Explaining Credit Ratings Differences between Japanese and US Agencies", *Review of Financial Economics* 12, pp. 327-344.

ANNEXES

TAB. 7 – Fréquences des banques notées par pays

Pays	Code	N. Banques	Fréquence
Argentine	AR	40	8.28
Brésil	BR	52	10.77
Colombie	CO	23	4.76
Tchéquie	CZ	12	2.48
Equateur	EC	8	1.66
Hong Kong	HK	6	1.24
Croatie	HR	4	0.83
Indonésie	ID	7	1.45
Corée du Sud	KR	60	12.42
Lettonie	LV	10	2.07
Mexique	MX	33	6.83
Malaisie	MY	20	4.14
Pérou	PE	23	4.76
Pologne	PL	46	9.52
Roumanie	RO	12	2.48
Singapoure	SG	22	4.55
Slovénie	SI	2	0.41
Slovaquie	SK	14	2.90
Thaïlande	TH	47	9.73
Taiwan	TW	6	1.24
Vénézuéla	VE	36	7.45
		483	100

Résultats pour le Fitch Individual Rating

L'agence Fitch IBCA, Duff & Phelps est spécialisée dans la notation de banques dans un ensemble de pays du monde, via son entité Fitch Ratings. Elle fournit uniquement des ratings sollicitées, à la différence de Moody's. Leur rating constitue une opinion sur la capacité d'un émetteur ou d'une émission à faire face à ses engagements financiers à temps. Le Fitch Individual Rating FIR est comparable à travers tous les pays où les banques sont notées, et constitue une évaluation synthétique de la vision d'une banque si celle-ci serait entièrement indépendante et ne pourrait recourir à un soutien externe. Ce rating évalue l'exposition au risque, l'appétit pour le risque et la gestion du risque d'une banque. Il représente l'opinion de Fitch sur la probabilité que la banque soit sujette à des difficultés nécessitant un soutien externe. Des facteurs tels que la rentabilité et l'intégrité du bilan, la valeur de franchise, la gestion, l'environnement opérationnel et les perspectives sont pris en compte pour la production de ce rating. Il est attribué après un processus d'analyse, qui évalue les différentes dimensions du risque bancaire¹⁸.

On utilise les données de la base Bankscope (2003) sur des banques de pays émergents sur la période 1998-2002, dont des établissements défaillants, et les ratings Fitch (Fitch Individual Rating). Après nettoyage et bornage, on obtient un échantillon composé de 257 banques des pays émergents des zones d'Europe de l'Est, d'Asie du Sud-Est et d'Amérique Latine, dont 48 défauts (Voir tableaux 8 et 10).

Les définitions des ratings Fitch sont fournies ci-après.

D'après les résultats de la régression logit, la plupart des variables significatives ont des signes cohérents (EQTL, TDTA et LLRNPL). Les statistiques du modèle sont bonnes (ratio de vraisemblance significatif, statistique d'ajustement de Hosmer & Lemeshow et R^2), de même que le taux de reclassement des défauts, supérieur à 85%.

On utilise l'intervalle des probabilités de défaut estimées par ce modèle lo-

¹⁸Gestion du risque, risque crédit, risque marché, risque opérationnel, risque légal, ressources et liquidité, capitalisation, titrisation, rentabilité et performance, environnement opérationnel, diversification et valeur de franchise, stratégie et structure de propriété et soutien.

TAB. 8 – Fréquences des banques notées par pays - FIR

Pays	Code	N. Banques	Fréquence
Argentine	AR	16	6.23
Brésil	BR	26	10.12
Tchéquie	CZ	7	2.72
Hong Kong	HK	4	1.56
Croatie	HR	4	1.56
Indonésie	ID	4	1.56
Corée du Sud	KR	42	16.34
Lettonie	LV	4	1.56
Mexique	MX	24	9.34
Malaisie	MY	12	4.67
Pérou	PE	1	0.39
Pologne	PL	25	9.73
Singapoure	SG	15	5.84
Slovénie	SI	1	0.39
Slovaquie	SK	2	0.78
Thaïlande	TH	39	15.18
Taïwan	TW	6	2.33
Vénézuéla	VE	25	9.73
		257	100

TAB. 9 – Définition et fréquences des classes de rating Fitch Individual Rating

FIR	Fréquence	Définition
A	4	Banque très forte. Caractérisée par d'excellents éléments comme la rentabilité et l'intégrité du bilan, la valeur de franchise, la qualité de la gestion, l'environnement opérationnel et les perspectives.
B	37	Banque forte, sans problèmes majeurs. Caractérisée par, entre autres, une bonne rentabilité et un bilan intègre, une valeur de franchise importante, une gestion saine, un environnement opérationnel stable et de bonnes perspectives.
C	84	Banque adéquate, avec toutefois des problèmes, concernant la rentabilité et l'intégrité du bilan, la valeur de franchise, la qualité de gestion, l'environnement opérationnel ou les perspectives.
D	101	Banque ayant des faiblesses d'origines internes et/ou externes. La rentabilité et l'intégrité de bilan, la valeur de franchise, la gestion, l'environnement opérationnel, ou les perspectives posent problèmes.
E	31	Banque ayant de sérieux problèmes nécessitant ou impliquant un soutien externe.

Source : Fitch IBCA, Duff & Phelps, FitchRatings.

TAB. 10 – Statistiques descriptives des variables explicatives du modèle de défaut de la banque - échantillon FIR

Variable	N	min.	moyenne	écart-type	Max.
EQTL	257	-221.93	15.08	24.42	76.16
PXTOX	257	1.12	31.52	14.46	86.54
NIM	257	-52.99	4.74	7.66	31.72
LIQATA	257	5.16	26.66	14.03	66.02
TDTA	257	15.93	76.98	15.46	98.28
LLRNPL	257	5.25	88.05	96.03	765.62

N : nombre d'observations. min. et Max. : minimum et maximum.

Les ratios sont en pourcentages.

Source : Bankscope (2003).

git pour construire 5 classes de rating "simulé" en suivant le même découpage que pour l'étude de la cohérence du rating BFSR de Moody's.

Les mêmes abréviations que pour les résultats du rating Moody's sont utilisées pour la présentation des statistiques calculées.

D'après les premiers résultats¹⁹, les probabilités de défaut estimées moyennes par classe de risque sur-estiment les taux de défaut observés, compte tenu de l'absence de défauts pour les bonnes classes de risque - classes 1 et 2, et sous-estiment le taux de défaut observé pour la classe 3. On observe une cohérence entre la probabilité de défaut estimée et le taux de défaut observé pour la classe la plus risquée - la classe 5. En effet, dans l'absence de défauts observés pour la classe 4, seulement la dernière classe présente une cohérence entre la probabilité de défaut estimée et le taux de défaut observé. Les médianes et les moyennes des probabilités de défaut estimées sont suffisamment proches. Par contre, les probabilités de défaut moyennes pour les classes 3 et 5 seulement appartiennent à l'intervalle de confiance à 95%.

En ce qui concerne les résultats par classe de rating Fitch, on remarque une répartition nettement plus homogène des défauts observés par classe de rating, avec toutefois un nombre de défauts inférieurs pour la classe la plus

¹⁹La répartition des banques par classes de risque pour l'échelle 5 est la suivante (par ordre croissant) : 44, 12, 36, 53, 112.

TAB. 11 – Résultats du modèle logit de défaut de la banque - échantillon FIR

(1)		
	coéf.	s.e.
INTERCEPT	10.925***	2.845
EQTL	-0.338***	0.076
PXTOX	0.02	0.025
NIM	0.013	0.17
LIQATA	0.009	0.029
TDTA	-0.108***	0.03
LLRNPL	-0.029***	0.01
Ndef.	48	
N	257	
LR	122.65***	
LogL	-62.42	
R^2 Mc Fadden	49.56	
Hosmer & Lemeshow	529.34***	
Tx reclas. déf.	87.5	

coéf. : coefficient estimé, s.e. : écart-type.

*** : coef. significatifs au seuil de 1%.

Ndef. : nombre de défauts, N : nombre de banques.

LogL : logarithme de la vraisemblance.

LR : ratio de vraisemblance.

Tx reclas. déf. : Taux de reclassement des défauts.

H & L : statistique de Hosmer et Lemeshow.

TAB. 12 – Moyennes et médianes des probabilités estimées et taux de défaut par classe de rating simulée - échantillon FIR

classe (5)	moy. \hat{p}_D	méd. \hat{p}_D	tx déf.	N déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
1	0.000135	0.000035	0	0	0.0000	0.0000
2	0.001038	0.001554	0	0	0.0000	0.0000
3	0.005629	0.00563	0.0833	3	0.0000	0.1736
4	0.026473	0.024097	0	0	0.0000	0.0000
5	0.411889	0.434058	0.4018	45	0.311	0.4926

TAB. 13 – Moyennes et médianes des probabilités estimées et taux de défaut par classe de rating Fitch

FIR	moy. \hat{p}_D	méd. \hat{p}_D	tx déf.	N déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
A	0.013005	0.012224	0	0	0.0000	0.0000
B	0.027761	0.00715	0.0541	2	0.0000	0.1269
C	0.114728	0.004343	0.1548	13	0.0774	0.2321
D	0.245638	0.134073	0.2079	21	0.1288	0.2871
E	0.394766	0.444863	0.3871	12	0.2156	0.5586

risquée - la classe E - par rapport à la classe D. Les probabilités de défaut moyennes restent proches des taux de défaut observés, avec cependant une surestimation de ce taux pour la classe A et D, et une sous-estimation pour la classe B. Hormis pour les classes de risque extrêmes - A et E - les médianes et les moyennes des probabilités de défaut estimées sont éloignées. Néanmoins, les probabilités de défaut estimées moyennes appartiennent à l'intervalle de confiance à 95%.

TAB. 14 – Calibrage des classes simulées avec les classes Fitch

classe (5)	méd.	tx déf.	moy.	moy. \hat{p}_D	tx déf.	lim. inf.	lim. sup.
	FIR	hist.	FIR	pond. hist.		IC	IC
1	B	0.0000	3	0.000086	0	0.0000	0.0000
2	B/C	0.0005 ^a	2.83	0.000023	0	0.0000	0.0000
3	C	0.0005	3.06	0.00007	0.0833	0.0000	0.1736
4	C	0.0005	3.17	0.000103	0	0.0000	0.0000
5	D	0.0529	3.97	0.023054	0.4018	0.311	0.4926

^a : Le rating Fitch médian étant égal à 2.5, on utilise le taux de défaut historique correspondant au rating C.

Les résultats du calibrage²⁰ sont satisfaisants pour les 2 premières classes de rating simulé (les moins risqués) et leur rating médian correspondant

²⁰Pour procéder au calibrage du rating "simulé" au rating Fitch, on applique la correspondance suivante entre le système de rating interne et le système de rating externe Fitch (matrice de transition vers la catégorie DEFAUT à 1 an, pour la période 1990-2002) : AAA=A, AA=B, A=C, BBB-B=D, CCC-C=E.

équivalent à B pour la classe 1 et à C pour la classe 2. Pour les 3 classes suivantes, les résultats du calibrage sont très décevants, les taux de défaut historiques correspondants aux ratings médians par classe de rating "simulé" sous-estiment largement le taux de défaut observé, sauf pour la classe 4, pour laquelle aucun défaut n'est enregistré, et donc le taux de défaut historique à 0.5% reste cohérent.

Résultats pour le Bank Financial Strength Rating avec incorporation de facteurs réglementaires et institutionnels dans le modèle de défaut bancaire

On a également effectué le même travail en incorporant des variables explicatives supplémentaires dans le modèle de défaut afin d'y inclure des facteurs portant sur l'environnement réglementaire et institutionnel. On a sélectionné plusieurs variables représentatives de différentes dimensions de cet environnement.

TAB. 15 – Descriptif des variables proxies des facteurs réglementaires et institutionnels

Variable	Signification	Fréquence
CRISKV	= 1 si le ratio de capital réglementaire minimum varie avec le risque de crédit de la banque	17.2%
DEPINS	= 1 s'il existe un système d'assurance des dépôts bancaires en vigueur	78.25%
ABLPROHIB	= 1 si la régulation bancaire interdit aux banques l'octroi de crédit à l'étranger	16.37%
HEM	= 1 si le premier actionnaire de la banque provient d'un pays émergent	42.86%
CHINTORGSTR	= 1 si le régulateur peut forcer la banque à opérer un changement de l'organisation interne	54.93%
NPLDEF	= 1 s'il existe une définition formelle des Non Performing Loans	72.65%
NBSUPERI	Nombre total de surveillants professionnels par établissement	moy. : 4.46

Les variables CRISKV et DEPINS portent respectivement sur la régulation du capital bancaire et l'existence d'un système d'assurance des dépôts, 2 dimensions fondamentales de l'environnement réglementaire. ABLPROHIB appartient également à cet ensemble, mais porte plus particulièrement sur la réglementation de l'activité de crédit. La dimension de la nationalité de l'actionnariat est introduite grâce à la variable HEM. Enfin, l'ingérence du régulateur dans le fonctionnement de la banque et la dimension de la discipline réglementaire sont introduites par le biais de CHINTORGSTR et de NBSUPERI, tandis que la réglementation de l'analyse, de la gestion et du contrôle du risque de crédit est introduite via NPLDEF.

Les résultats du modèle de défaut incorporant ces facteurs sont donnés ci-après²¹.

Les signes des coefficients des variables de bilan restent inchangés. En ce qui concerne les signes des coefficients des facteurs réglementaires, la plupart sont conformes aux attentes. L'existence d'un système d'assurance (DEPINS) réduit la probabilité de défaut. Ce résultat contraire à l'argument de création d'aléa moral par ce type de système peut s'expliquer par le fait que dans notre échantillon une majorité des systèmes d'assurance sont cofinancés par les banques, et imposent des plafonds de remboursement. Ces deux caractéristiques réduisent considérablement l'effet d'aléa moral et exercent une influence négative sur la probabilité de défaut. La régulation de l'octroi de crédit (ABLPROHIB) accroît la probabilité de défaut, puisqu'elle réduit l'ensemble des opportunités de diversification du portefeuille de crédits, augmentant ainsi le risque de crédit. La régulation du capital bancaire (CRISKV) accroît également la probabilité de défaut de la banque, ce qui peut être expliqué par les arguments de Koehn et Santomero (1980), Kim et Santomero (1988), et Blum (1999), qui stipulent qu'une contrainte de capital implique un effort supplémentaire en matière de rentabilité des actifs, qui passe généralement par une prise de risque accrue, qui accroît le risque de faillite bancaire. La présence d'un actionnaire majoritaire en provenance d'un pays émergent (HEM) a une influence négative sur la probabilité de défaut. En-

²¹Le nombre d'observations diminue compte tenu des données manquantes pour les variables proxies des facteurs réglementaires.

TAB. 16 – Résultats du modèle logit de défaut de la banque intégrant les facteurs réglementaires

	(1.1)	
	coéf.	s.e.
INTERCEPT	14.803***	3.354
EQTL	-0.125***	0.048
PXTOX	-0.065**	0.027
NIM	-0.591**	0.285
LIQATA	-0.08**	0.039
TDTA	-0.082**	0.028
LLRNPL	-0.011	0.007
CRISKV	2.205**	1.062
DEPINS	-3.863***	1.058
HEM	-2.068***	0.551
NBSUPERI	-0.478***	0.132
CHINTORGSTR	1.12	0.773
ABLPROHIB	6.233***	1.475
NPLDEF	0.373	1.13
Ndef.	68	
N	436	
LR	238.87***	
LogL	-188.75	
R^2 Mc Fadden	63.28	
Hosmer & Lemeshow	32.56***	
Tx reclas. déf.	91.2	

coéf. : coefficient estimé, s.e. : écart-type.

*** et ** : coéf. significatifs au seuil de 1% et 5%.

Ndef. : nombre de défauts, N : nombre de banques.

LogL : logarithme de la vraisemblance.

LR : ratio de vraisemblance.

Tx reclas. déf. : Taux de reclassement des défauts.

fin, il semblerait que la discipline réglementaire soit partiellement inefficace, compte tenu de l'absence de significativité des variables CHINTORGSTR et NPLDEF. Par contre, un nombre plus important de surveillants (NBSUPERI) réduit la probabilité de défaut. Une surveillance directe semble donc plus à même d'instaurer une discipline réglementaire, tandis que l'efficacité des mesures et mécanismes "indirects" dépend de leur crédibilité et de leur application pratique et effective.

On remarque une vraisemblance plus importante, un R^2 de Mc Fadden plus grand et un meilleur taux de reclassement des défauts par rapport à celui du modèle sans facteur réglementaire.

On découpe ensuite l'intervalle de la distribution des probabilités de défaut ainsi estimées en classes de rating simulée - respectivement en 4 et 5 classes²² et on procède à la quantification et au calibrage du système de rating ainsi obtenu au système de rating Moody's, comme précédemment (les mêmes significations des sigles s'appliquent).

Les résultats sont fournis dans les 3 tableaux qui suivent.

TAB. 17 – Moyennes et médianes des probabilités estimées et taux de défaut par classe de rating simulée

classe (5)	moy. \hat{p}_D	méd. \hat{p}_D	tx déf.	N déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
1	0.000163	0.000041	0	0	0.0000	0.0000
2	0.001651	0.001662	0	0	0.0000	0.0000
3	0.004823	0.004186	0	0	0.0000	0.0000
4	0.03099	0.030608	0.113208	6	0.0279	0.1985
5	0.482663	0.437445	0.452555	62	0.3692	0.5359
classe (4)	moy. \hat{p}_D	méd. \hat{p}_D	tx déf.	N déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
1	0.000345	0.000101	0	0	0.0000	0.0000
2	0.004828	0.004186	0	0	0.0000	0.0000
3	0.03099	0.030608	0.113208	6	0.0279	0.1985
4	0.482663	0.437445	0.452555	62	0.3692	0.5359

²²Le nombre d'observations par classe de rating est le suivant : 187, 26, 33, 53, 137 pour l'échelle à 5 classes de rating et 213, 33, 53, 137 pour l'échelle à 4 classes de rating.

On remarque que pour les 2 échelles de rating simulée, les probabilités de défaut estimées moyennes sont relativement cohérentes avec les taux de défaut observés, hormis pour la classe 4 de l'échelle à 5 classes et pour la classe 3 de l'échelle à 4 classes (classe comportant peu de défauts par rapport au niveau de risque correspondant). Les moyennes et les médianes des probabilités de défaut estimées sont très proches. Pour les classes comportant des défauts, la probabilités de défaut moyennes appartiennent toutes à l'intervalle de confiance à 95%.

TAB. 18 – Moyennes et médianes des probabilités estimées et taux de défaut par classe de rating Moody's

BFSR (4)	moy. \hat{p}_D	méd. \hat{p}_D	tx déf.	N déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
B	0.029216	0.018002	0	0	0.0000	0.0000
C	0.033755	0.000308	0.046512	2	0.0000	0.1095
D	0.093007	0.000335	0.093458	20	0.0545	0.1325
E	0.277212	0.068119	0.275449	46	0.2077	0.3432

En ce qui concerne la répartition des probabilités de défaut estimées moyennes par classe de rating Moody's, on constate une cohérence importante avec les taux de défaut observés par classe de rating, hormis pour la classe B, où les défauts observés sont absents. Ainsi, hormis pour cette classe, toutes les probabilités de défaut estimées moyennes appartiennent à l'intervalle de confiance à 95%. Par contre, hormis pour la classe la moins risqué - B - les divergences entre les moyennes et les médianes des probabilités de défaut estimées sont conséquentes.

Enfin, on procède au calibrage du rating simulée avec le rating Moody's. La principale différence par rapport au calibrage utilisant les probabilités de défaut estimées avec un modèle excluant les facteurs réglementaires réside dans une répartition plus homogène des catégories de rating médian Moody's par classe de rating simulée. En effet, les classes 4 et 3 des échelle à 5 et 4 classes respectivement correspondent désormais à la classe de rating Moody's E. L'agrégation de l'information semble moins importante. Pour au-

TAB. 19 – Calibrage des classes simulées avec les classes Moody’s

classe (5)	méd. BFSR	tx déf. hist.	moy. BFSR	moy. \hat{p}_D pond. hist.	tx déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
1	D	0.025	3.04	0.010722	0	0.0000	0.0000
2	D	0.025	3.04	0.001491	0	0.0000	0.0000
3	D	0.025	3.09	0.001892	0	0.0000	0.0000
4	E	0.125	3.17	0.015195	0.113208	0.0279	0.1985
5	E	0.125	3.58	0.039278	0.452555	0.3692	0.5359
classe (4)	méd. BFSR	tx déf. hist.	moy. BFSR	moy. \hat{p}_D pond. hist.	tx déf.	lim. inf. IC	lim. sup. IC
1	D	0.025	3.04	0.012213	0.0000	0.0000	0.0000
2	D	0.025	3.09	0.001892	0.0000	0.0000	0.0000
3	E	0.125	3.17	0.015195	0.113208	0.0279	0.1985
4	E	0.125	3.58	0.039278	0.452555	0.3692	0.5359

tant, cela n’influence pas considérablement la cohérence entre les classes de rating simulée et les classes de rating Moody’s. En effet, on remarque que les taux de défaut historiques des rating Moody’s sur-estiment les taux de défaut observés pour les classes moins risquées et sous-estiment les taux de défaut observés pour les classes plus risquées. Seule la classe de rating 4 et 3 des échelles à 5 et 4 classes respectivement affiche une relative cohérence entre le taux de défaut historique correspondant à la classe de rating Moody’s et le taux de défaut observé.

En somme, l’intégration de facteurs réglementaires dans le modèle de défaut de la banque améliore certes les statistiques de celui-ci, mais ne semble pas modifier considérablement les résultats du calibrage. L’agrégation de l’information dans des classes de rating intermédiaires est sensiblement réduite, mais cette tendance demeure, et en conséquent la calibration implique une sur-estimation du risque de défaut pour les classes peu risquées et une sous-estimation pour les classes à fort risque de faillite.

PAPIERS

Laboratoire de Recherche en Gestion & Economie (LARGE)

- D.R. n° 1 "Bertrand Oligopoly with decreasing returns to scale",
J. Thépot, décembre 1993
- D.R. n° 2 "Sur quelques méthodes d'estimation directe de la structure par terme
des taux d'intérêt", P. Roger - N. Rossiensky, janvier 1994
- D.R. n° 3 "Towards a Monopoly Theory in a Managerial Perspective",
J. Thépot, mai 1993
- D.R. n° 4 "Bounded Rationality in Microeconomics", J. Thépot, mai 1993
- D.R. n° 5 "Apprentissage Théorique et Expérience Professionnelle",
J. Thépot, décembre 1993
- D.R. n° 6 "Stratégic Consumers in a Duable-Goods Monopoly",
J. Thépot, avril 1994
- D.R. n° 7 "Vendre ou louer ; un apport de la théorie des jeux", J. Thépot, avril 1994
- D.R. n° 8 "Default Risk Insurance and Incomplete Markets",
Ph. Artzner - FF. Delbaen, juin 1994
- D.R. n° 9 "Les actions à réinvestissement optionnel du dividende",
C. Marie-Jeanne - P. Roger, janvier 1995
- D.R. n° 10 "Forme optimale des contrats d'assurance en présence de coûts
administratifs pour l'assureur", S. Spaeter, février 1995
- D.R. n° 11 "Une procédure de codage numérique des articles",
J. Jeunet, février 1995
- D.R. n° 12 Stabilité d'un diagnostic concurrentiel fondé sur une approche
markovienne du comportement de rachat du consommateur",
N. Schall, octobre 1995
- D.R. n° 13 "A direct proof of the coase conjecture", J. Thépot, octobre 1995
- D.R. n° 14 "Invitation à la stratégie", J. Thépot, décembre 1995
- D.R. n° 15 "Charity and economic efficiency", J. Thépot, mai 1996

- D.R. n° 16 "Pricing anomalies in financial markets and non linear pricing rules", P. Roger, mars 1996
- D.R. n° 17 "Non linéarité des coûts de l'assureur, comportement de prudence de l'assuré et contrats optimaux", S. Spaeter, avril 1996
- D.R. n° 18 "La valeur ajoutée d'un partage de risque et l'optimum de Pareto : une note", L. Eeckhoudt - P. Roger, juin 1996
- D.R. n° 19 "Evaluation of Lot-Sizing Techniques : A robustness and Cost Effectiveness Analysis", J. Jeunet, mars 1996
- D.R. n° 20 "Entry accommodation with idle capacity", J. Thépot, septembre 1996
- D.R. n° 21 "Différences culturelles et satisfaction des vendeurs : Une comparaison internationale", E. Vauquois-Mathevet - J.Cl. Usunier, novembre 1996
- D.R. n° 22 "Evaluation des obligations convertibles et options d'échange", A. Schmitt - F. Home, décembre 1996
- D.R. n° 23 "Réduction d'un programme d'optimisation globale des coûts et diminution du temps de calcul, J. Jeunet, décembre 1996
- D.R. n° 24 "Incertitude, vérifiabilité et observabilité : Une relecture de la théorie de l'agence", J. Thépot, janvier 1997
- D.R. n° 25 "Financement par augmentation de capital avec asymétrie d'information : l'apport du paiement du dividende en actions", C. Marie-Jeanne, février 1997
- D.R. n° 26 "Paiement du dividende en actions et théorie du signal", C. Marie-Jeanne, février 1997
- D.R. n° 27 "Risk aversion and the bid-ask spread", L. Eeckhoudt - P. Roger, avril 1997
- D.R. n° 28 "De l'utilité de la contrainte d'assurance dans les modèles à un risque et à deux risques", S. Spaeter, septembre 1997
- D.R. n° 29 "Robustness and cost-effectiveness of lot-sizing techniques under revised demand forecasts", J. Jeunet, juillet 1997
- D.R. n° 30 "Efficience du marché et comparaison de produits à l'aide des méthodes d'enveloppe (Data envelopment analysis)", S. Chabi, septembre 1997
- D.R. n° 31 "Qualités de la main-d'œuvre et subventions à l'emploi : Approche microéconomique", J. Calaza - P. Roger, février 1998
- D.R. n° 32 "Probabilité de défaut et spread de taux : Etude empirique du marché français", M. Merli - P. Roger, février 1998
- D.R. n° 33 "Confiance et Performance : La thèse de Fukuyama",

J.Cl. Usunier - P. Roger, avril 1998

- D.R. n° 34 "Measuring the performance of lot-sizing techniques in uncertain environments", J. Jeunet - N. Jonard, janvier 1998
- D.R. n° 35 "Mobilité et décision de consommation : premiers résultats dans un cadre monopolistique", Ph. Lapp, octobre 1998
- D.R. n° 36 "Impact du paiement du dividende en actions sur le transfert de richesse et la dilution du bénéfice par action", C. Marie-Jeanne, octobre 1998
- D.R. n° 37 "Maximum resale-price-maintenance as Nash condition", J. Thépot, novembre 1998
- D.R. n° 38 "Properties of bid and ask prices in the rank dependent expected utility model", P. Roger, décembre 1998
- D.R. n° 39 "Sur la structure par termes des spreads de défaut des obligations », Maxime Merli / Patrick Roger, septembre 1998
- D.R. n° 40 "Le risque de défaut des obligations : un modèle de défaut temporaire de l'émetteur", Maxime Merli, octobre 1998
- D.R. n° 41 "The Economics of Doping in Sports", Nicolas Eber / Jacques Thépot, février 1999
- D.R. n° 42 "Solving large unconstrained multilevel lot-sizing problems using a hybrid genetic algorithm", Jully Jeunet, mars 1999
- D.R. n° 43 "Niveau général des taux et spreads de rendement", Maxime Merli, mars 1999
- D.R. n° 44 "Doping in Sport and Competition Design", Nicolas Eber / Jacques Thépot, septembre 1999
- D.R. n° 45 "Interactions dans les canaux de distribution", Jacques Thépot, novembre 1999
- D.R. n° 46 "What sort of balanced scorecard for hospital", Thierry Nobre, novembre 1999
- D.R. n° 47 "Le contrôle de gestion dans les PME", Thierry Nobre, mars 2000
- D.R. n° 48 "Stock timing using genetic algorithms", Jerzy Korczak – Patrick Roger, avril 2000
- D.R. n° 49 "On the long run risk in stocks : A west-side story", Patrick Roger, mai 2000
- D.R. n° 50 "Estimation des coûts de transaction sur un marché gouverné par les ordres : Le cas des composantes du CAC40", Laurent Deville, avril 2001
- D.R. n° 51 "Sur une mesure d'efficacité relative dans la théorie du portefeuille de Markowitz", Patrick Roger / Maxime Merli, septembre 2001

- D.R. n° 52 "Impact de l'introduction du tracker Master Share CAC 40 sur la relation de parité call-put", Laurent Deville, mars 2002
- D.R. n° 53 "Market-making, inventories and martingale pricing", Patrick Roger / Christian At / Laurent Flochel, mai 2002
- D.R. n° 54 "Tarification au coût complet en concurrence imparfaite", Jean-Luc Netzer / Jacques Thépot, juillet 2002
- D.R. n° 55 "Is time-diversification efficient for a loss averse investor ?", Patrick Roger, janvier 2003
- D.R. n° 56 "Dégradations de notations du leader et effets de contagion", Maxime Merli / Alain Schatt, avril 2003
- D.R. n° 57 "Subjective evaluation, ambiguity and relational contracts", Brigitte Godbillon, juillet 2003
- D.R. n° 58 "A View of the European Union as an Evolving Country Portfolio", Pierre-Guillaume Méon / Laurent Weill, juillet 2003
- D.R. n° 59 "Can Mergers in Europe Help Banks Hedge Against Macroeconomic Risk ?", Pierre-Guillaume Méon / Laurent Weill, septembre 2003
- D.R. n° 60 "Monetary policy in the presence of asymmetric wage indexation", Giuseppe Diana / Pierre-Guillaume Méon, juillet 2003
- D.R. n° 61 "Concurrence bancaire et taille des conventions de services", Corentine Le Roy, novembre 2003
- D.R. n° 62 "Le petit monde du CAC 40", Sylvie Chabi et Jérôme Maati
- D.R. n° 63 "Are Athletes Different ? An Experimental Study Based on the Ultimatum Game", Nicolas Eber et Marc Willinger
- D.R. n° 64 "Le rôle de l'environnement réglementaire, légal et institutionnel dans la défaillance des banques : Le cas des pays émergents", Christophe Godlewski, janvier 2004
- D.R. n° 65 "Etude de la cohérence des ratings de banques avec la probabilité de défaillance bancaire dans les pays émergents", Christophe Godlewski, Mars 2004
- D.R. n° 66 "Le comportement des étudiants sur le marché du téléphone mobile : Inertie, captivité ou fidélité ?", Corentine Le Roy, Mai 2004.