



INSTITUT CDC  
POUR LA RECHERCHE

CINQUIEMES DOCTORIALES DE MACROFI  
ET  
SEMINAIRE  
*DIVERSITE DES SYSTEMES FINANCIERS ET CROISSANCE*

22-23 mai 2008

*Les ratings (S&P et Moody's) de banques sont-ils cohérents  
avec les probabilités de défaillance bancaire dans les pays  
émergents ?*

Linda Ismaïel  
DEFI, Université de la Méditerranée

Amphi René CASSIN  
Institut d'Etudes Politiques d'Aix-en-Provence  
25, Rue Gaston de Saporta, AIX-EN-PROVENCE

**Les Ratings (*S&P* et *Moody's*) de Banques sont-ils Cohérents avec  
les Probabilités de Défaillance Bancaire dans les Pays  
Emergents ?**

ISMAIEL Linda

Centre de Développement Economique et Finances Internationales (DEFI)  
Université de la Méditerranée - Aix-Marseille II  
Château La Farge – Route des Milles – 13290 LES MILLES AIX-EN-PROVENCE  
e-mail : [ismaiellinda@yahoo.fr](mailto:ismaiellinda@yahoo.fr)

**Janvier 2008**

## Résumé

Les ratings externes doivent être cohérents avec les probabilités de défaut des contreparties pour que leur rôle croissant dans le cadre du troisième pilier de la réforme de Bâle II soit efficace. L'objectif de cet article consiste à étudier la cohérence des ratings (*S&P* et *Moody's*) avec un modèle de défaut des banques dans les pays émergents. Dans cette perspective, nous appliquons la méthodologie de *scoring* et de *mapping* proposée par Carey et Hrycay (2001) et utilisée par Godlewski (2004a, 2008) sur des ratings (*Moody's* (BFSR) et Fitch).

## Mots clés

Rating de banque, probabilité de défaut, pays émergents, discipline de marché, méthodes de *scoring* et *mapping*,

## Classification JEL

G21, G24, G28

# **Are Bank Ratings (S&P and Moody's) Coherent with Bank Default Probabilities in Emerging Market Economies?**

## **Abstract**

The role of agency ratings as a market-disciplining device grows within Pillar 3 of the Basel II reform. For the role to be efficient, the rating must be effectively consistent with the counterpart's default probability. In this paper we investigate the coherence between bank ratings (S&P et Moody's) and default probability in emerging market economies using scoring and mapping techniques.

## **Keywords:**

bank rating, default probability, emerging market economies, market discipline, scoring and mapping methods

## **JEL Classifications**

G21, G24, G28

## 1 Introduction

Puisque les ratings externes sont le reflet d'une opinion sur la qualité de crédit d'un émetteur, un lien stable entre rating et probabilité de défaut doit pouvoir être mis en avant, en dépit du fait que le rating n'ambitionne pas d'être une mesure aussi fine que la probabilité de défaut. Le rating doit être cohérent avec le risque de défaut pour constituer un signal fiable de la solidité de la banque permettant au marché d'exercer avec transparence son pouvoir de discipline (Godlewski, 2004a, 2008).

La cohérence des ratings avec un modèle de défaut a été récemment au cœur de plusieurs études. Carey et Hrycay (2001) appliquent, par exemple, la méthodologie de *scoring* et de *mapping* pour étudier la cohérence des notations *Moody's* des entreprises américaines avec un modèle de défaut. Leurs résultats mettent en évidence une cohérence satisfaisante de ces notations avec les probabilités de défaut obtenues du modèle de score simple utilisé. Godlewski (2004a, 2008), de son côté, applique la même méthodologie pour étudier la cohérence des ratings d'agence (*Moody's* BFSR et Fitch) avec un modèle de défaut des banques dans les pays émergents. 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.

L'objectif de cet article consiste à étudier la cohérence des ratings d'agence (*Moody's* et *S&P*) avec les résultats d'un modèle de défaut des banques appliqué aux pays émergents d'Europe de l'Est, d'Asie du Sud-Est et d'Amérique Latine sur la période 1998-2005. Dans cette perspective, nous appliquons la méthodologie de *scoring* et de *mapping* proposée par Carey et Hrycay (2001). L'originalité de notre étude par rapport à celle de Godlewski (2004a, 2008) réside dans la période plus longue de l'étude, dans l'intégration de variables supplémentaires pour estimer le modèle de défaut, et dans l'utilisation des notations de dépôts bancaires (*Bank Deposit Ratings*) de l'agence *Moody's* et des notations de l'agence *S&P*. Nous envisageons aussi de tester si un découpage alternatif de l'intervalle de la probabilité de défaut estimée pourrait influencer nos résultats, comme le suggère Godlewski (2004a) dans son étude. Pour cela, on découpe l'intervalle de la probabilité de défaut estimée en 5 classes. Ensuite, on procède à un découpage alternatif en 13 classes simulées.

L'article est organisé de la manière suivante. Une revue de littérature portant sur la performance des notations externes 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 conclut ce papier.

## 2 De la performance des ratings

Deux critères sont avancés pour juger la performance des agences de notation :

- La fiabilité et la stabilité de leur notation. La fiabilité est mesurée par la corrélation entre les ratings et les défauts. Quant à la stabilité, elle est quantifiée par la fréquence des changements de notation. Les principales agences de notation considèrent leur notation comme des indicateurs « fiables » et « stables » du risque de crédit relatif (Cantor, 1995).
- L'information additionnelle que fournissent les agences de notation relativement à celle déjà disponible, notamment dans les prix de marché.

Les études traitant ces deux critères constituent un courant important<sup>1</sup>. Nombre de ces études ont visé à tester le pouvoir prédictif de la défaillance des ratings. Les résultats sont mitigés. D'un côté, Altman et Saunders (2001) et Cantor et Mann (2003) soutiennent que les notations d'agence présentent un contenu prédictif faible et en conséquence, leur utilité dans un régime d'adéquation de fonds propres est limitée.

D'un autre côté, Krämer et Güttler (2003) et Güttler (2004) concluent que la prédiction du défaut des ratings *Standard&Poor's* et *Moody's* est importante. Les études de Carey et Hrycay (2001) et de Godlewski (2004a, 2008) mettent également en évidence une cohérence satisfaisante entre les ratings et le risque de défaut observé dans leurs échantillons d'étude.

---

<sup>1</sup> Nous nous limitons aux analyses établies lors des deux dernières décennies en raison des améliorations récentes apportées par les agences de rating. D'une part, celles-ci ont ajouté aux notes des appréciations plus qualitatives donnant des indications sur la tendance possible à court terme (mises sous surveillance) ou à long terme (perspective) de la note. D'autre part, entre 1971 et 1982, les principales agences de notation ont modifié progressivement leurs échelles de notation par l'introduction de crans plus fins conduisant à un quasi-triplement de l'échelle des notations.

La stabilité de ratings est aussi au cœur de plusieurs études. Un certain nombre de ces études font état d'une incidence du cycle économique sur les matrices de transition des notations d'agence. Parmi ces études, nous pouvons citer celles de Nickell, Perraudin et Varotto (2000), de Carpenter, Whitesell et Zajrajsek (2001), de Bangia et *al.* (2002), ou de Schuermann et Jafry (2003). Nickell, Perraudin, Varotto (2000) procèdent, par exemple, à un examen de la stabilité des matrices de transition dans le temps. Ils travaillent sur un échantillon de 6534 emprunteurs (essentiellement américains, mais aussi européens et japonais) considérés entre décembre 1970 et décembre 1997. Le test réalisé classe les années de la période d'étude en fonction du taux de croissance du PIB des pays du G7 (en 3 catégories). Les résultats sont les suivants : pour les contreparties « investment grade », la volatilité des transitions baisse significativement en période haute et monte en période basse.

Par contre, d'autres études dont celles d'Altman et Rijken (2004), d'Amato et Furfine (2004) et de Löffler (2006) fournissent la preuve empirique de la stabilité des notations externes. Amato et Furfine (2004), par exemple, étudient l'influence de l'état du cycle des affaires sur les notations *S&P* de crédit des entreprises américaines. Ils se basent sur un modèle de détermination de notations qui prend en compte des facteurs mesurant les risques financiers des entreprises, en plus des indicateurs de conditions macroéconomiques. Leurs conclusions plaident en faveur de notations *S&P* peu sensibles aux variables correspondant au cycle des affaires. Löffler (2006), de son côté, conclut que les agences de notation sont, en effet, capables de regarder « *through the cycle* » comme ils le prétendent.

Les agences de notation font un travail difficile dans le sens où on leur demande de réagir avec parcimonie tout en leur reprochant de ne pas réagir assez vite. Le retard de ces agences à intégrer les nouvelles informations sur la situation de l'émetteur est nuisible à la capacité informationnelle de la notation<sup>2</sup>. Il est donc tout à fait significatif que *Moody's* ait décidé d'acquérir la firme KMV qui commercialise un modèle de risque de crédit qui produit des notations *a priori* plus volatiles que celles des agences (Béranger F. et Teïletche J., 2004). En effet, la méthodologie KMV dérive la probabilité de défaut d'une contrepartie en combinant l'information relative à sa dette comptable et celle associée à la valeur de marché de ses actifs. Catarineu-Rabell et *al.* (2005) suggèrent que la notation KMV aurait conduit à

---

<sup>2</sup> Un certain nombre de faillites récentes n'ont pas été anticipées par les agences, ce qui leur a été reproché. Parmi les plus médiatisées figurent les faillites d'Enron, mais également celles de Worldcom, Global Crossing, et ATT Canada, qui étaient notées encore en catégorie d'investissement quelques mois avant leur défaut. Récemment, la nouvelle crise du crédit hypothécaire américain "*subprime*" que traversent les marchés financiers depuis l'été 2007 a relancé le débat sur l'efficacité des agences de notation.

un accroissement significativement élevé du capital IRB lors d'une récession similaire à celle des années 1990 aux Etats-Unis, relativement à celle de *Moody's*.

Les études relatives à la capacité du rating à véhiculer de l'information supplémentaire à celle issue des données financières disponibles sur le marché, sont abondantes. Ederington et *al.* (1987) montrent, par exemple, que les notations des agences, en intégrant les informations non connues des analystes boursiers, ont un contenu informationnel plus important que le cours des actions. D'autres études plus récentes comme celles de Bliss et Flannery (2002) et de Krainer et Lopez (2004), concluent que l'information des ratings émis par le régulateur est complémentaire avec celle du marché. Le régulateur contribue donc, par l'information qu'il possède, à accroître la discipline de marché.

Une littérature volumineuse s'est aussi attachée à la vérification de l'incidence des modifications de notation sur le prix des actifs financiers ainsi que les *spreads*. Ainsi, les tests empiriques menés dans les années 1990 et 2000 aux Etats-Unis apportent la preuve d'une réaction des marchés aux annonces de dégradation de note, tout en démontrant l'absence de réaction aux augmentations de note. Citons notamment les travaux de Hand, Holthausen et Leftwich (1992) et de Goh et Ederington (1999). Ces études mettent en évidence l'impact sur les rendements des actions non seulement des changements de notes, mais également des mises sous surveillance.

Pour ce qui relève des réactions des marchés non américains aux variations de notation, nous citons les études de Richard et Deddouche (1999) et de Gropp et Richard (2001). Richard et Deddouche (1999) étudient l'impact des variations des notations bancaires sur les marchés émergents. Leurs résultats indiquent que les cours boursiers se comportent de manière contre-intuitive vis-à-vis des annonces de variations de notation. Cependant, ces auteurs n'arrivent pas à juger si ces résultats reflètent la faiblesse de réaction des acteurs de marché dans ces pays ou les limites des opinions des agences de notation. Gropp et Richard (2001), de leur côté, notent que la réaction du marché obligataire aux effets d'annonce des agences de notation est absente et concluent à l'ambiguïté du contenu informationnel des notations de banques européennes. Leurs résultats confirment que les variations de notation ont un fort impact sur les cours des actions. Ces résultats suggèrent aussi que les dégradations liées à la dégradation de la situation financière de la firme notée se traduisent par des rendements anormaux positifs. Les auteurs justifient ce résultat par le fait que l'échantillon de données utilisé ne comprend que de grandes banques européennes saines dont la valeur des actifs est éloignée du point de défaut alors que les prix des obligations ne régissent que lorsque les banques sont proches de l'insolvabilité.

Récemment, deux études réalisées sur le marché français par François-Heude et Paget-Blanc (2004) puis par Iankova, Pochon et Teïletche (2006) montrent que les dégradations de note produisent un impact négatif statistiquement significatif sur le rendement des actions, alors que l'impact des augmentations de note est moins sensible.

Il existerait donc une asymétrie de réaction des marchés financiers aux modifications de rating. Cet effet asymétrique peut avoir comme explication les coûts supplémentaires imposés par les dégradations affectant la firme. En effet, la baisse de la note entraîne une modification des conditions de financement (hausse des *spreads* de taux, par exemple) et en conséquence, une augmentation des frais financiers (intérêts) et des charges fixes augmentant ainsi le point mort de la firme.

En résumé, les notations sont importantes pour les acteurs de marchés qui réagissent à ses modifications (surtout aux dégradations). Cette réaction signifie-elle pour autant que les notations fournissent une nouvelle information sur le risque de défaut ? Le contenu informationnel des notations est ambigu et leur utilisation réglementaire implique que le marché peut réagir, non seulement à l'information additionnelle sur le risque de défaut fournie par une modification de notation, mais également au changement du statut réglementaire qu'elle entraîne. En effet, suite à un changement de notation (une dégradation par exemple), une obligation peut atteindre un seuil réglementaire qui remet en cause sa détention. L'information relative à une variation de notation fournie au marché peut donc se résumer à un changement du statut réglementaire d'une obligation et non à une nouvelle information relative à la probabilité de défaut (White, 2001 ; Barkat, 2004).

### **3 Méthodologie et données**

#### **3.1 Méthodologie**

Nous appliquons la méthodologie de *scoring* et de *mapping* proposé par Carey et Hrycay (2001) afin d'étudier la cohérence d'un rating de banque de *Moody's* et de *S&P* avec les résultats d'un modèle de défaut. L'objectif consiste à tester si ces ratings remplissent leur rôle informationnel en signalant de façon cohérente la probabilité de défaut de la banque.

#### *Le scoring et le mapping : définitions*

Les modèles de score sont des outils de mesure du risque. Ils utilisent des données historiques et des techniques statistiques dans l'objectif de déterminer les effets de diverses caractéristiques des emprunteurs sur leur chance de faire défaut. Ils attribuent une note ou un score à chaque emprunteur, ce qui revient à classer ces emprunteurs selon leur qualité de crédit. On peut, sur la base de ce classement et par l'intermédiaire d'un *mapping*, ranger les emprunteurs, dans un système de notations internes auxquelles on associe des probabilités de défaut (PD). Le processus de *mapping* convertit, en fait, les notes en classes de risque et leur affecte des probabilités de défaut.

Le Z-score est l'une des méthodes de *scoring* les plus connues. Ce modèle, développé par Altman (1968), suppose que les informations comptables fournissent des informations prédictives sur la probabilité de défaut d'une entreprise. La probabilité de défaut ainsi calculée se trouve définie entre 0% et 100% sur une échelle continue. C'est par l'intermédiaire d'un *mapping* interne que le lien entre cette échelle continue et les mesures discrètes peut être fait. En général, l'échelle continue se trouve divisée en classes qui reflètent les différents niveaux de scores obtenus. Pour qu'un tel travail de correspondance puisse avoir de sens, il faut que les deux échelles utilisées fassent référence à un horizon temporel similaire (Servigny et al., 2006)<sup>3</sup>.

Pour construire un modèle de score, il faut disposer de deux populations d'emprunteurs. La première regroupe des emprunteurs ayant fait défaut et la seconde des emprunteurs n'ayant pas fait défaut. Il est donc nécessaire de choisir un critère de défaut. D'une façon générale, le défaut ou la défaillance d'une entreprise est l'expression d'un état d'insolvabilité constaté à une échéance donnée. Celle-ci engage l'entreprise dans un processus économique, juridique, voire judiciaire, impliquant l'ensemble des prêteurs.

Selon le comité de Bâle<sup>4</sup>, un défaut de la part d'un débiteur intervient lorsque l'un des deux événements ci-dessous se produit, sinon les deux :

- La banque estime improbable que le débiteur rembourse en totalité son crédit au groupe bancaire sans qu'elle ait besoin de prendre des mesures appropriées telles que la réalisation d'une garantie (si elle existe).
- L'arriéré du débiteur sur un crédit important dû au groupe bancaire dépasse 90 jours. Les découverts sont considérés comme des créances échues dès que le client a dépassé

---

<sup>3</sup> Servigny de A., Métayer B. et Zelenko I., (2006), « Le Risque de Crédit », 3e Ed., DUNOD, Paris, p.73.

<sup>4</sup> Voir article 414 du « Nouvel Accord de Bâle sur les Fonds Propres », avril, 2003.

une limite autorisée ou qu'il a été averti qu'il disposait d'une limite inférieure à l'encours actuel.

Les agences de notations (*Moody's*, *S&P* et *Fitch*) considèrent le défaut de paiement des intérêts ou du principal d'un titre de dette. Dans chacun des cas, le défaut est défini précisément. Chez *Moody's* par exemple<sup>5</sup>, un débiteur est considéré en défaut lorsque l'un des trois événements suivants se produit :

- Défaut ou retard de paiement des intérêts ou du principal (incluant les retards de paiement ayant fait l'objet d'une négociation),
- Faillite du débiteur,
- Modification du contrat initial où :
  - le débiteur donne au détenteur du titre de nouvelles valeurs dans le but de faire diminuer ses obligations financières, ou bien,
  - la modification a pour but apparent d'aider l'emprunteur à éviter le défaut de paiement.

Un bon modèle de score est un modèle qui attribue des scores élevés aux emprunteurs sans problèmes et des scores faibles à ceux dont les prêts ne se comportent pas bien. Les modèles de score doivent alors être capables de trouver les facteurs de risque qui déterminent le mieux la probabilité de défaut d'un emprunteur, et de mesurer la contribution relative de chacun de ces facteurs au risque de défaut.

Dietsch et Petey (2003)<sup>6</sup> énoncent plusieurs conditions de robustesse et de stabilité des modèles de score. Selon eux, le modèle de score doit contenir un maximum d'information, il doit être estimé sur une population homogène d'emprunteurs et il doit être construit sur des données historiques couvrant une période assez longue pour couvrir un cycle économique<sup>7</sup>. Les coefficients de la fonction de score doivent être significatifs et conformes aux attentes et les performances du modèle doivent être stables à un instant donné et au cours du temps. Enfin, il est très important que le modèle puisse bien prévoir le défaut.

### *Le scoring et le mapping : propriétés et faiblesses*

---

<sup>5</sup> Moody's Investors Service, "Default and Recovery rate of Corporate Bond Issuers", Global Credit Research, février 2002, p23.

<sup>6</sup> Dietsch M. et Petey J, (2003), « Mesure et Gestion du Risque de Crédit dans les Institutions Financières », Revue Banque Edition, Paris, p.66.

<sup>7</sup> Autour de 7 ans selon le Comité de Bâle.

Les propriétés du *scoring* et du *mapping*, ont été empiriquement étudiées par Carey et Hrycay (2001). Ces auteurs concluent que des quantifications informelles peuvent conduire à des erreurs importantes dans l'allocation de capitaux réglementaires. Mais, en portant une attention particulière aux problèmes de biais, de stabilité, et de manipulation, des bonnes estimations de probabilités de défaut par classe paraissent réalisables.

➤ Le biais :

L'utilisation des probabilités de défaut estimées comme étape intermédiaire pour placer les emprunteurs dans des classes de ratings peut créer un biais mécanique. Une autre sorte de biais, à savoir le biais informationnel, survient quand la méthode de quantification produit des probabilités de défaut individuelles estimées pour les emprunteurs, sans distinguer ces emprunteurs selon leurs profils de risque individuels. Dans ce cas, on peut trouver, dans chaque classe de rating simulée, des emprunteurs relativement sûrs ou risqués par rapport à la moyenne.

➤ La stabilité :

Carey et Hrycay (2001) soulignent que la stabilité des deux méthodes de *scoring* et de *mapping* dépend de la période étudiée. En effet, pour que le modèle de score soit stable, il doit être estimé en utilisant une longue série de données regroupées et empilées. Le contexte historique utilisé peut aussi influencer les résultats du modèle de score. Selon eux, une période riche en défauts<sup>8</sup>, même si elle n'est pas longue, est suffisante pour construire un modèle de score stable. Par contre, le modèle sera instable s'il est construit en utilisant une période avec un petit nombre de défaut.

La stabilité du *mapping* entre les ratings internes et les ratings des agences dépend aussi du contexte historique utilisé. Les auteurs expliquent cela par le fait que les architectures du système de ratings des agences sont significativement différentes de celles des banques. En effet, la plupart des banques estiment le risque de défaut des emprunteurs sur un horizon relativement court alors que les agences de ratings estiment ce risque pour un horizon relativement long. De plus, ces agences assignent les ratings selon leurs estimations des probabilités de défaut des emprunteurs dans un scénario de stress. Par contre, les banques estiment la distance des emprunteurs par rapport au défaut et la volatilité de cette distance en

---

<sup>8</sup> Les taux de défaut sont considérablement plus élevés pendant les mauvaises périodes de l'économie que pendant les bonnes périodes.

se basant sur les conditions courantes des emprunteurs au moment où la note est assignée. Si les scénarios de stress des agences sont différents des conditions courantes des emprunteurs, on peut alors attendre que plusieurs emprunteur notés par l'agence (*through the cycle*) soient, dans les bonnes périodes, dans une classe interne simulée relativement moins risquée. Cela veut dire qu'ils seront loin du scénario de stress de l'agence. Par contre, peu d'emprunteurs classés sûrs selon l'agence de rating seront dans des classes de ratings simulées (internes) risquées dans le cas inverse (la mauvaise période).

➤ La manipulation (*gaming*) :

Carey et Hrycay (2001) abordent aussi les problèmes de manipulation (ou *gaming*) qui peuvent influencer la qualité des estimations si plusieurs agents sont impliqués dans le processus de notation. En effet, plusieurs parties peuvent utiliser la quantification d'un système de rating donné. Parfois, ceux qui produisent la quantification peuvent avoir la motivation de manipuler les résultats pour faire croire aux autres que le portefeuille est moins risqué qu'il ne l'est en réalité.

En effet, l'estimation des probabilités de défaut associées aux ratings internes est, en pratique, un déterminant essentiel pour estimer les allocations de capital pour le risque de crédit. Les décideurs qui utilisent ces allocations sont alors vulnérables à la manipulation des probabilités par les agents qui les produisent. Cette manipulation peut, par exemple, se produire par l'exploitation asymétrique des informations quand une information sur un emprunteur est disponible pour une institution financière et que cette information n'est pas exploitée dans la quantification des ratings.

Le biais, l'instabilité et la manipulation (*gaming*) de la quantification peuvent introduire des distorsions importantes en ce qui concerne l'estimation de l'allocation de capital du portefeuille. Ces points critiques doivent faire l'objet d'une surveillance particulière.

Le scoring et le mapping : présentation de la méthode

Pour mettre en œuvre la méthodologie de *scoring* et de *mapping*, on applique, dans la suite de cet article, les cinq étapes décrites par Godlewski (2004a, 2008) :

- On applique, premièrement, un modèle logit pour estimer des probabilités de défaut ( $P_D$ )<sup>9</sup>. Le modèle Logit est considéré aujourd'hui comme le modèle le plus utilisé dans la construction des fonctions de score<sup>10</sup>. Il contraint la probabilité de défaut d'un emprunteur à être comprise entre 0 et 1. Les coefficients de ce modèle sont estimés par la technique du maximum de vraisemblance<sup>11</sup>.

La fonction de *scoring* est définie selon l'équation suivante :

$$DEFAUT = \alpha + \beta \dot{Y}_i + \varepsilon_i,$$

Avec  $p(DEFAUT) = \exp^v / (1 + \exp^v)$ ,  $v = \alpha + \beta \dot{Y}_i + \varepsilon_i$ ,  $\dot{Y}_i$  correspondant au vecteur des facteurs de risque, le résidu  $\varepsilon_i$  ayant une distribution logistique de moyenne 0 et de variance  $\Pi^2/3$ .

Nous modélisons la probabilité de défaut en l'année  $t$  en fonction des caractéristiques des banques en l'année  $t-1$ , l'horizon de notre modèle étant d'un an. La variable « *DEFAUT* » prend la valeur 1 à la dernière année d'existence de la banque, et la valeur 0 sinon.

Dans ce travail, on applique un modèle logit comportant dix variables *proxies* des principaux facteurs de risque ayant un impact sur la probabilité de faillite de la banque<sup>12</sup> (tableau 1). Ces facteurs de risque recouvrent selon la typologie CAMEL<sup>13</sup>, les dimensions suivantes :

<sup>9</sup> Ces probabilités correspondent aux probabilités de défaut individuelles à l'horizon d'un an des banques de pays émergents dans l'échantillon.

<sup>10</sup> Voir Maddala (1983) pour une description détaillée du modèle Logit.

<sup>11</sup> Cette technique consiste à construire une fonction appelée fonction de vraisemblance et à maximiser son logarithme par rapport aux paramètres inconnus.

<sup>12</sup> On a répertorié les principales variables utilisées dans la littérature empirique sur la prévision de défaillance bancaire, et compte tenu de la disponibilité de nos propres données, on a créé un ensemble de ratios représentatifs des éléments composant un rating de type CAMEL. L'ensemble de ces ratios est présenté dans le tableau A.1 en annexe A, de même que le signe attendu de l'effet de ces ratios sur la variable dépendante de défaut. Nous nous sommes basées (entre autres) sur les travaux de Sinkey (1975), Altman et al. (1977), Hanweck (1977), Martin (1977), Avery et Hanweck (1984), Benston (1985), Barth et al. (1985), Gajewski (1988), Demirgüç-Kunt (1989), Thomson (1991), Barr et Siems (1994), Molina (2002), et Godlewski (2004d). Les variables sélectionnés pour estimer notre modèle sont celles dont le pouvoir explicatif et discriminatif est important et rendent notre modèle plus performant. On n'a pas utilisé toutes les variables créées et testées parce que cela nécessite d'avantage de nettoyage de la base, ce qui réduit la quantité d'informations disponible.

<sup>13</sup> La majorité des modèles d'explication et de prévision du défaut bancaire s'inscrivent dans la typologie du rating CAMEL. Cette typologie recense cinq facteurs de risque (depuis le premier janvier 1997, il existe une sixième composante- S : sensibilité au risque de marché) qui composent ensuite un rating de l'état de la banque. Voir Godlewski (2004d) pour une présentation détaillée de cette typologie.

- l'adéquation du capital au portefeuille de crédit (*Capital Adequacy (C)*),
- la gestion de la banque (*Management Quality (M)*),
- la rentabilité (*Earnings (E)*),
- la liquidité (*Liquidity (L)*),
- et la couverture du risque de crédit (*Asset Quality (A)*).

Pour contrôler la taille de la banque, on inclut également le logarithme de la valeur du total bilan (LOGTOTASSET) dans le modèle.

**TAB. 1- Définition des variables explicatives du modèle Logit**

<b>Variable</b>	<b>définition</b>	<b>Catégorie CAMEL</b>	<b>Signe attendu</b>
EQTL	Equity/Total Loans	C	-
NPLTA	Non Performing Loans/Total Assets	A	+
LLRTA	Loan Losses Reserves/Total Assets	A	+/-
LLRNPL	Loan Losses reserves/Non Performing Loans	A	-
PXTOX	Personal Expenses/ Total Operating Expenses	M	-
OVTA	Overheads/Total Assets	M	+
NIM	Net Interest Margin	E	-
IITOI	Interest Income/Total Operating Income	E	+/-
LIQATA	Liquid Assets/Total Assets	L	-
TDTA	Total Deposits/Total Assets	L	+/-

- Deuxièmement, on crée des classes de rating simulées à partir de la distribution des probabilités de défaut estimées par le modèle de score. On découpe l'intervalle [0,1] de ces probabilités, en suivant les résultats des rapports *Moody's* (Carey et Hrycay, 2001; Hamilton et al., 2004, Godlewski (2008)), pour attribuer un rating à chaque banque. On obtient alors une échelle ordinaire du risque de défaut.

- Troisièmement, on calcule les statistiques descriptives des moyennes et médianes des probabilités estimées ( $P_D$ ), ainsi que les taux de défaillance observés par classe de rating simulée.

- Quatrièmement, les mêmes statistiques descriptives des ( $P_D$ ) et des taux de défaut observés sont évaluées par classe de rating (*Moody's* et *S&P*).
- Enfin, on effectue un *mapping* entre les classes de rating simulées et les classes de ratings (*Moody's* et *S&P*). On confronte les taux de défaut historiques correspondants au rating médian à ceux des classes de ratings simulés observés dans l'échantillon.

### 3.2 Données

Notre base de données contient les banques des pays émergents des trois zones d'Amérique Latine, d'Asie et de l'Europe de l'Est, pour lesquelles on dispose de données comptables et de ratings ainsi que d'un critère de défaut. L'étude couvre la période (1998-2005).

Les informations comptables<sup>14</sup> des banques, y compris les banques défailtantes<sup>15</sup>, sont extraites de la base Bankscope (2006).

On construit deux échantillons de banques. Le premier est composé des banques notés par *Moody's* et le deuxième de celles notées par *S&P*. Les ratings (*Moody's* et *S&P*) des banques étudiées proviennent de la base Bloomberg.

#### Le cas de ratings *Moody's*

On retient les banques disposant du rating *Moody's* de dépôts bancaires de long terme (*Foreign LT Bank Deposits Rating*) dans l'échantillon utilisé pour l'étude de la cohérence des probabilités de défaut des banques avec les ratings *Moody's*. Les notations *Moody's* de dépôts bancaires constituent une appréciation sur la capacité de remboursement à la bonne échéance par une banque de ses dépôts libellés en devises et/ou monnaie locale. Ces notations visent à intégrer les aspects du risque de crédit relatifs à la capacité future de la banque notée à procéder au remboursement des dépôts de sa clientèle, en devises étrangères et/ou monnaie locale. Il s'agit notamment de la solidité financière intrinsèque de la banque, du risque de

<sup>14</sup> Données annuelles en milliers de USD.

<sup>15</sup> Les banques sous administration, avec licence bancaire suspendue ou révoquée, en liquidation, ou en faillite, sont considérées comme défailtante dans notre échantillon. La liste de ces banques a été obtenue en contactant les institutions de régulation locales dans les pays émergents étudiés (Banques Centrales, commissions de régulation et de surveillance prudentielle, association et fédération de banques et associations de commissions de régulation prudentielle). Cette base de données sur les banques défailtantes a été complétée en bénéficiant d'un accès à la base de *Banker's Almanac* ([www.bankersalmanac.com](http://www.bankersalmanac.com)).

transfert souverain (pour les dépôts en devises étrangères) et des facteurs de soutien externes implicites et explicites. Si les notations de dépôts ne tiennent pas compte de l'intérêt des mécanismes de garantie des dépôts, elles reconnaissent néanmoins le soutien éventuel résultant des mécanismes pouvant apporter aux banques un appui direct<sup>16</sup>.

Les classes de rating *Moody's* de dépôts bancaires s'étendent de Aaa (meilleure note) à C (moins bonne note)<sup>17</sup>. L'échelle *Moody's* est affiné en ajoutant aux notes (de Aa à Caa) des coefficients numériques (1, 2 ou 3), signalant que l'émetteur se trouve plutôt dans le haut ou dans le bas de la classe attribuée. Nous retiendrons pour notre étude l'échelle de notation sans ces coefficients.

On ne dispose pas dans notre échantillon de banques notées Aaa puisque ce type d'établissement est très rare dans les pays émergents. On travaille donc sur des ratings *Moody's* renseignés sur 6 classes (respectivement Aa, A, Baa, Ba, B, C (Caa - C)). En codant ces classes, on obtient un intervalle de 6 valeurs ordinales comme suit : Aa=1, A=2, Baa=3, Ba=4, B=5, C=6.

L'échantillon final est composé de 343 banques des pays émergents des zones de l'Europe de l'Est, d'Asie et d'Amérique Latine<sup>18</sup>, empilées sur 8 ans (1998-2005), dont 62 en défaut.

### Le cas de ratings S&P

On construit un deuxième échantillon composé des banques notées par *S&P* (*Long Term Foreign Issuer Credit Rating*), afin d'étudier la cohérence des probabilités de défaut des banques avec ces ratings<sup>19</sup>. Les ratings *S&P* d'émetteur (*Issuer Credit Rating*) reflètent la capacité financière de la banque à honorer ses engagements financiers et à assurer le service de l'ensemble de ses dettes financières<sup>20</sup>.

---

<sup>16</sup> En marge de ces notations de dépôts bancaires, *Moody's* publie également des notations de solidité financière des banques (BFSR) qui excluent certains de ces facteurs de risque et éléments de soutien externes (par exemple, le risque souverain et le soutien externe). Ces notations visent à expliquer et à compléter les notations de dépôts bancaires qui intègrent et reflètent ces facteurs de risque de crédit.

<sup>17</sup> Les définitions de ces classes sont fournies dans le tableau A.2 en annexe A.

<sup>18</sup> Voir tableau A.3 en annexe A.

<sup>19</sup> Les définitions des classes de ratings *S&P* sont fournies dans le tableau D.4 en annexe D.

<sup>20</sup> Il faut distinguer la note d'émetteur (*issuer rating*) de la note d'émission (*issue rating*), qui est spécifique à une catégorie particulière de dette émise.

On travaille, dans notre échantillon, sur des ratings renseignés sur 6 classes<sup>21</sup> (respectivement AA, A, BBB, BB, B, C (CCC - CC))<sup>22</sup>. On code ces classes pour obtenir un intervalle de 6 valeurs ordinales comme suit : AA=1, A=2, BBB=3, BB=4, B=5, C=6.

L'échantillon final est composé de 324 banques des pays émergents des zones de l'Europe de l'Est, d'Asie du Sud-Est et d'Amérique Latine<sup>23</sup>, empilées sur 8 ans (1998-2005), dont 59 en défaut.

## 4 Résultats et discussion

### 4.1 Le cas de *Moody's*

Les statistiques descriptives des variables utilisées dans l'estimation du modèle de défaut sont présentées dans le tableau 2.

D'après ces statistiques, on constate que les valeurs des variables (EQTL, PXTOX, LLRTA, LLRNPL, LIQATA, NIM, LOGTOTASSET) dans les banques défaillantes sont inférieures en moyenne aux valeurs de ces mêmes variables pour les établissements solvables. Par contre, les valeurs des variables (NPLTA, OVTA, IITOI, TDTA) dans les banques défaillantes sont supérieures en moyenne aux valeurs de ces mêmes variables pour les établissements solvables.

**TAB. 2- Statistiques descriptives des variables explicatives du modèle de défaut de la banque – le cas de *Moody's***

Variable	N	moyenne	écart-type	min.	Max.
<b>Banques défaillantes</b>					
EQTL	200	5,27	956,33	-730,77	409,09
PXTOX	200	31,07	20,74	0,19	148,57
NPLTA	200	35,06	278,52	0,04	883,29
LLRTA	200	3,08	3,11	0,04	35,41
LLRNPL	200	85,29	124,61	0,8	900

<sup>21</sup> On ne dispose pas de banques notées AAA dans notre échantillon puisque ce type d'établissement est très rare dans les pays émergents.

<sup>22</sup> L'échelle *S&P* est affinée en ajoutant aux notes (de AA à CCC) des signes + ou -. Pour notre étude, nous retiendrons l'échelle de notation en grande classe (sans ces signes).

<sup>23</sup> Voir tableau A.5 en annexe A.

OVTA	200	20,10	44,30	0,52	312,90
IITOI	200	248	478,08	-854,54	1954,74
TDTA	200	102,98	152,79	1,20	723,49
LIQATA	200	17,76	35,85	-15,50	476,65
NIM	200	2,62	9,74	62,3	17,25
LOGTOTASSET	200	7,88	2,62	3,72	14,34
<b>Banques non défailtantes</b>					
EQTL	1099	39,06	225,47	-305,98	1407,30
PXTOX	1099	35,06	17,25	-96,23	295,76
NPLTA	1099	4,06	5,79	-4,68	67,33
LLRTA	1099	12,51	29,45	0,01	268,76
LLRNPL	1099	116,41	92,67	-12,08	1215,05
OVTA	1099	3,71	2,76	0,15	27,27
IITOI	1099	167,34	191,22	-379,42	963,25
TDTA	1099	78,57	12,67	0,02	186,72
LIQATA	1099	19,73	21,4	0,1	369,6
NIM	1099	4,93	4,65	-19,43	35,54
LOGTOTASSET	1099	9,23	2,4	4	16,21

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

Les ratios sont en pourcentage.

Source : *Bankscope*.

Dans la suite, on présente les résultats des cinq étapes de la méthodologie décrites précédemment.

### **Les résultats de la première étape :**

D'après les résultats du tableau 3, on constate que notre modèle a un bon pouvoir de prédiction, le taux de reclassement des défauts étant supérieur à 60%, et celui des non-défauts, proche de 100%. Un taux de bon reclassement global, c'est-à-dire le rapport du nombre des banques bien classées sur le nombre total des banques, peut être calculé mais il peut cacher des différences entre les taux de bon reclassement des banques défailtantes et celui des banques non défailtantes. C'est pourquoi on a préféré le calculer sur chacun des groupes.

Toutes les variables utilisées dans le modèle ont des coefficients significatifs avec les signes attendus, conformément aux résultats obtenus dans la littérature empirique existante (voir Demirgüç-Kunt, 1989).

Une part de frais généraux élevées dans le total du bilan (OVTA), une part importante des bénéfices des intérêts dans les revenus des opérations totales (IITOI), et une part importante des prêts douteux dans le total bilan (NPLTA) sont, d'après nos résultats, des facteurs qui augmentent la probabilité de défaut.

Par contre, les variables EQTL, PXTOX, NIM, LIQATA, TDTA, LLRNPL et LLRTA sont des facteurs qui réduisent la probabilité de défaut de la banque, leurs signes étant négatifs:

- Plus la couverture des crédits par le capital bancaire (EQTL) est grande, plus la probabilité de survie en cas de difficultés est importante. Ce ratio représente, en effet, la couverture des risques qui peuvent être générés par les crédits. Cette couverture permet d'atténuer les pertes potentielles.
- Plus une banque alloue de dépense en personnel (PXTOX), plus son efficacité à gérer les activités bancaires, particulièrement la gestion des risques, est grande.
- Le ratio de marge bénéficiaire (NIM) représente la marge d'intermédiation qui rémunère la prise de risque de la banque. Plus cette marge est élevée plus les revenus générés par l'activité d'octroi de crédit sont importants, et donc plus la performance et la solidité de la banque sont assurées.
- La capacité de la banque à faire face à des problèmes de liquidité et donc à survivre en cas de difficultés augmente quand la part des actifs liquides dans le total du bilan (LIQATA) est importante, grâce aux cessions plus rapides de ce type d'actifs.
- Une part importante des dépôts bancaires au bilan (TDTA) permet aux banques de mieux connaître la qualité et la solidité de leurs confrères, et de contrôler le canal de contagion *via* le marché interbancaire.
- Plus la couverture des prêts douteux par des provisions (LLRNPL) est importante, plus la solidité de l'établissement est assurée.
- Les provisions pour pertes sur crédits sont constituées dans la perspective de difficultés potentielles<sup>24</sup>. Plus la part de ces provisions dans le total bilan (LLRTA) est élevée, plus la banque a de chance de survivre en cas de pertes sur crédits.

---

<sup>24</sup> Il faut noter que ces provisions grèvent en contrepartie le résultat, en accroissant les charges d'exploitation.

**TAB. 3 - Résultats du modèle logit de défaut de la banque – le cas *Moody's*<sup>25</sup>**

Variables	
Constant	1.825** (0.8530)
EQTL	-0.001*** (0.0004)
PXTOX	-0.0403*** (0.0116)
NPLTA	0.032*** (0.009)
LLRTA	-0.219*** (0.0393)
LLRNPL	-0.007** (0.0033)
OVTA	0.249*** (0.0325)
IITOI	0.002*** (0.0003)
TDTA	-0.037*** (0.0067)
LOGTOTASSET	-0.083 (0.0888)
LIQATA	-0.034* (0.0188)
NIM	-0.270*** (0.0418)
<b>Ndéf</b>	<b>62</b>
<b>N</b>	<b>1299</b>
<b>LR</b>	<b>297.26***</b>
<b>LogL</b>	<b>-100.49</b>
<b>Tx reclas. déf.</b>	<b>62.9</b>
<b>Tx reclas. Non déf.</b>	<b>99.8</b>

\*\*\*, \*\*, \* : coefficient significatif au seuil de 1%, 5%, et 10% respectivement.

Les écarts-types figurent entre parenthèses.

Ndéf. Nombre d'observations en défaut, N : nombre total d'observations<sup>26</sup>.

LogL. Logarithme de vraisemblance, LR : le test de ratio de vraisemblance<sup>27</sup>

Tx reclas. Déf. : Taux de reclassements des défauts<sup>28</sup>

<sup>25</sup> Voir les résultats du modèle logit de défaut en annexe A.

<sup>26</sup> On utilise des données de panel non cylindrées sur 345 banques couvrant la période (1998-2005). Le nombre total d'observations est de 1299 en ne retenant que les années pour lesquelles les onze variables utilisées dans le modèle sont renseignées.

<sup>27</sup> C'est le test de la significativité globale de l'ensemble des coefficients en dehors de la constante.

Tx reclas. Non déf. : Taux de reclassement des non défauts<sup>29</sup>.

### **Les résultats de la deuxième étape**

On construit un système de rating interne « simulé » en utilisant la distribution des probabilités de défaut estimées par le modèle de défaut. Pour cela, on découpe l'intervalle de ces probabilités estimées en cinq classes selon les rapports de *Moody's* (Carey et Hrycay (2001) ; Hamilton et al. (2004), Godlewski (2008))<sup>30</sup>, comme indiqué dans le tableau 4.

**TAB. 4 - Le découpage de l'intervalle des probabilités de défaut estimées en cinq classes simulées**

<b>P<sub>D</sub></b>	<b>Codage des classes simulées</b>
<0.001	1
[0.001, 0.0025 [	2
[0.0025, 0.01 [	3
[0.01, 0.05 [	4
≥0.05	5

Dans le but de fournir une distinction plus fine des classes de risque, on procède à un découpage alternatif en 13 classes simulées<sup>31</sup>, comme indiqué dans le tableau 5.

**TAB. 5 - Le découpage de l'intervalle des probabilités de défaut estimées en 13 classes simulées**

<sup>28</sup> C'est le rapport du nombre des banques défaillantes bien classées sur le nombre total des banques défaillantes.

<sup>29</sup> C'est le rapport du nombre des banques non défaillantes bien classées sur le nombre total des banques non défaillantes.

<sup>30</sup> On construit cinq classes de rating simulées en découpant l'intervalle de la probabilité de défaut de manière approximativement similaire aux taux de défaut réels présentés dans les rapports de *Moody's* (voir le rapport de Hamilton et al. (2004)).

<sup>31</sup> Carey et Hrycay (2001) procède, toujours selon les rapports de *Moody's*, à un découpage alternatif de l'intervalle de la probabilité de défaut en 10 classes correspondant aux probabilités de défaut suivantes : <0.001, [0.001, 0.002 [, [0.002, 0.004 [, [0.004, 0.008 [, [0.008, 0.0125 [, [0.0125, 0.02 [, [0.02, 0.03 [, [0.03, 0.05 [, [0.05, 0.10 [, ≥ 0.10. On choisit d'affiner la dixième classe de cette échelle en la divisant en quatre classes. On obtient alors une échelle à treize classes.

$P_D$	Codage des classes simulées
<0.001	1
[0.001, 0.002 [	2
[0.002, 0.004 [	3
[0.004, 0.008 [	4
[0.008, 0.0125 [	5
[0.0125, 0.02 [	6
[0.02, 0.03 [	7
[0.03, 0.05 [	8
[0.05, 0.10 [	9
[0.10, 0.30 [	10
[0.30, 0.50 [	11
[0.50, 0.70 [	12
$\geq 0.70$	13

### **Les résultats de la troisième étape**

On utilise les probabilités de défaut estimées, moyennes et médianes, pour quantifier chaque classe de rating simulée. Ensuite, on compare les probabilités de défaut avec les taux de défaut observés par classe de rating simulée. Les résultats, pour l'échelle à 5 classes, sont présentés dans le tableau 6.

En premier lieu, on remarque que les probabilités de défaut estimées moyennes sont relativement cohérentes avec les taux de défaut observés, particulièrement pour les deux classes 4 et 5 les plus risquées. Par contre, cette cohérence est faible pour les classes 1, 2, et 3 où il y a absence de défauts observés.

**TAB. 6 - Moyennes et médianes des probabilités de défaut estimées et des taux de défaut par classe de rating simulée<sup>32</sup> - échelle à 5 classes**

classes	Moy. $P_D$	Méd. $P_D$	s.e. $P_D$	Tx déf.	Nb. Déf.	Lim. inf. I.C. tx déf.	Lim. sup. I.C. tx déf.
1	0.0003	0.0002	0.0003	0	0	0	0.0028
2	0.0017	0.0017	0.0004	0	0	0	0.0082
3	0.0054	0.0049	0.0021	0	0	0	0.0127
4	0.0198	0.0164	0.0098	0.0246	6	0.0051	0.0440
5	0.4055	0.2787	0.3410	0.4409	56	0.3546	0.5273

La probabilité de défaut estimée par le modèle logit est notée  $P_D$ . moy. : moyenne, méd. : médiane, s.e. : écart-type, tx déf. : taux de défaut (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), nb.déf. : nombre de défauts, lim. inf. et lim. sup. de l'I.C. : limite inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 95%. Compte tenu du nombre d'observations réduit par classe de rating (simulée et d'agence), on utilise des limites de l'intervalle de confiance exact sous l'hypothèse de distribution binomiale des proportions. Les intervalles de confiance sont basés sur la méthode de l'approximation normale en utilisant le taux de défaut actuel comme paramètre binomiale, sauf si ce taux est égal à zéro. Dans ce cas, la moyenne ou la médiane de la probabilité estimée est utilisé à la place.

Les moyennes et les médianes des probabilités de défaut estimées par le modèle logit sont proches surtout pour les classes (1, 2, 3, 4). On observe également des écarts-type de la moyenne de  $P_D$  croissants avec les classes de rating, ce qui signifie une variabilité croissante avec les classes de rating. Cette variabilité est très prononcée pour la dernière classe la plus risquée. Enfin, pour chacune des classes, les taux de défaut observés appartiennent tous à l'intervalle de confiance à 95%, ce qui contribue à valider notre démarche.

La cohérence entre les probabilités de défaut moyennes et les taux de défaut observés par classe de rating simulée est beaucoup moins évidente quand on procède à un découpage

<sup>32</sup> Le nombre d'observations utilisées pour effectuer cette étape et les étapes suivantes est de 1200 en ne retenant que les années pour lesquelles les onze variables utilisées dans le modèle ainsi que les ratings *Moody's* sont renseignées.

alternatif de l'intervalle des probabilités de défaut estimées en 13 classes simulées. En effet, comme le montre le tableau 7, cette cohérence est faible non seulement pour les classes les moins risquées 1, 2, 3 et 4 où les défauts observés sont absents, mais également pour les classes les plus risquées surtout pour la classe 12 où la probabilité de défaut moyenne est presque la moitié du taux de défaut observé (la probabilité de défaut moyenne est égal à 0.5639 alors que le taux de défaut observé est égal à 1 pour cette classe).

**TAB. 7 - Moyennes et médianes des probabilités de défaut estimées et des taux de défaut par classe de rating simulée- échelle à 13 classes**

classes	Moy. $P_D$	Méd. $P_D$	s.e. $P_D$	Tx déf.	Nb. Déf.	Lim. inf. I.C. tx déf.	Lim. sup. I.C. tx déf.
1	0.0003	0.0002	0.0003	0.0000	0	0	0.0028
2	0.0015	0.0015	0.0003	0.0000	0	0	0.0087
3	0.0030	0.0030	0.0006	0.0000	0	0	0.0111
4	0.0058	0.0056	0.0011	0.0000	0	0	0.0167
5	0.0101	0.0102	0.0013	0.0081	1	0	0.0238
6	0.0155	0.0153	0.0019	0.0227	2	0	0.0539
7	0.0232	0.0223	0.0025	0.0425	2	0	0.1003
8	0.0379	0.0376	0.0057	0.0232	1	0	0.0683
9	0.0712	0.0698	0.0151	0.1071	3	0	0.2217
10	0.1799	0.1865	0.0622	0.2105	8	0.0809	0.3401
11	0.3798	0.3772	0.0448	0.3000	6	0.0991	0.5008
	0.5639	0.5363	0.0529	1.0000	7	1.0000	1.0000

12							
13	0.9157	0.9557	0.1024	0.9412	32	0.8621	1.0000

La probabilité de défaut estimée par le modèle logit est notée  $P_D$ . moy. : moyenne, méd. : médiane, s.e. : écart-type, tx déf. : taux de défaut (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), nb.déf. : nombre de défauts, lim. inf. et lim. sup. de l'I.C. : limite inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 95%. Compte tenu du nombre d'observations réduit par classe de rating (simulée et d'agence), on utilise des limites de l'intervalle de confiance exact sous l'hypothèse de distribution binomiale des proportions. Les intervalles de confiance sont basés sur la méthode de l'approximation normale en utilisant le taux de défaut actuel comme paramètre binomiale, sauf si ce taux est égal à zéro. Dans ce cas, la moyenne ou la médiane de la probabilité estimée est utilisé à la place.

### **Les résultats de la quatrième étape**

On utilise ensuite la méthode de *scoring* pour la quantification des classes de rating *Moody's*. Pour cela, on calcule des probabilités de défaut par classe de rating de l'agence en utilisant les probabilités de défaut estimées par notre modèle de score. On présente les moyennes et les médianes des probabilités estimées par classe de rating de *Moody's*, de même que les taux de défaut et les intervalles de confiance à 95% ainsi que les écarts-type de la moyenne de  $P_D$  au sein de chacune de ces classes *Moody's* dans le tableau 8.

D'après les résultats obtenus, on constate une cohérence importante des probabilités de défaut estimées moyennes avec les taux de défaut observés par classe de rating, sauf pour la classe Aa, où les défauts observés sont absents. On a ainsi des probabilités de défaut estimées moyennes à 1.14%, 1.80%, 2.08%, 3.28% et 22.27% pour les classes A, Baa, Ba, B, et C, avec des taux de défaut observés correspondants à 1.49%, 0.68%, 1.32%, 4.78% et 24.86%. Mise à part la meilleure catégorie de rating Aa, les médianes et les moyennes des probabilités de défaut sont éloignées, surtout pour la classe la plus risquée C. Les écarts-type de la moyenne de  $P_D$  sont croissants avec les classes de rating *Moody's*. On constate également que, pour toutes les classes, les taux de défaut observés appartiennent à l'intervalle de confiance à 95%.

**TAB. 8 - Moyennes et médianes des probabilités de défaut estimées et taux de défaut par classe de rating *Moody's***

classes	Moy. $P_D$	Méd. $P_D$	s.e. $P_D$	Tx	Nb.	Lim. inf. I.C.	
---------	------------	------------	------------	----	-----	----------------	--

				déf.	Déf.	tx déf.	Lim. sup. I.C. tx déf.
Aa	0.0057	0.0038	0.0068	0	0	0	0.0292
A	0.0114	0.0066	0.0229	0.0149	2	0	0.0354
Baa	0.0180	0.0046	0.0726	0.0068	2	0	0.0163
Ba	0.0208	0.0048	0.0916	0.0132	3	0	0.0281
B	0.0328	0.0023	0.1226	0.0478	11	0.0202	0.0754
C	0.2227	0.0520	0.3328	0.2486	44	0.1849	0.3122

La probabilité de défaut estimée par le modèle logit est notée  $P_D$ . moy. : moyenne, méd. : médiane, s.e. : écart-type, tx déf. : taux de défaut (les valeurs de tx déf. correspondent à la proportion de banques défailtantes dans la population des banques à l'intérieur de chaque classe de risque), nb.déf. : nombre de défauts, lim. inf. et lim. sup. de l'I.C. : limite inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 95%. Compte tenu du nombre d'observations réduit par classe de rating (simulée et d'agence), on utilise des limites de l'intervalle de confiance exact sous l'hypothèse de distribution binomiale des proportions. Les intervalles de confiance sont basés sur la méthode de l'approximation normale en utilisant le taux de défaut actuel comme paramètre binomiale, sauf si ce taux est égal à zéro. Dans ce cas, la moyenne ou la médiane de la probabilité estimée est utilisé à la place.

Si la quantification des classes de rating *Moody's* de dépôts bancaires (*Bank Deposit Ratings*) par la méthode de *scoring* montre une relative cohérence de ces ratings avec le risque de défaut effectif de l'échantillon, cette cohérence est plus prononcée quand on utilise les ratings BFSR<sup>33</sup> de *Moody's*, comme le montrent les résultats de l'étude de Godlewski (2004a, 2008), effectuée en utilisant ces ratings. Cela est du, selon nous, au fait que les notations *Moody's* de solidité financière des banques (BFSR) représentent l'opinion de *Moody's* sur la solidité financière et la qualité de crédit intrinsèques d'une banque et excluent, de ce fait, certains éléments de soutien externes que prennent en compte les notations de dépôts bancaires de *Moody's*. En effet, les notations de solidité financière ne prennent en considération ni la probabilité que la banque reçoive effectivement un soutien externe, ni les risques provenant de décisions prises au niveau des autorités souveraines qui pourraient

<sup>33</sup> *Moody's Investors Service* a lancé en 1995 un nouveau type de rating de banques, à savoir le *Bank Financial Strength Rating* (BFSR). Ce type de rating représente l'opinion de *Moody's* sur la solidité financière interne d'une banque. Les ratings BFSR de solidité financière prend en compte des éléments spécifiques aux banques, tels que les fondamentaux financiers et le niveau de diversification des métiers et des actifs. Ils prennent aussi en considération d'autres facteurs de risque propres à l'environnement dans lequel opère l'établissement, qu'il s'agisse du dynamisme et des perspectives futures de l'économie, de la structure et de la fragilité relative du secteur financier, ou encore de la qualité de la réglementation et du contrôle du système bancaire. Le rating BFSR est disponible sous forme sollicitée mais également non sollicitée. Les classes de ce rating s'étendent de A (meilleure note) à E (moins bonne note).

remettre en question la capacité d'une banque à honorer ses engagements en monnaie locale ou en devise.

L'agence *Moody's* estime qu'un soutien externe, qu'il soit explicite ou tacite, est de nature à améliorer la solvabilité et à diminuer le risque de crédit de certains émetteurs et qu'il devrait être, lorsque cela est nécessaire, pris en considération dans ses notations<sup>34</sup>. C'est une position que ne partagent pas tous les acteurs du marché. Certains d'entre eux préféreraient en effet que les notations privilégient uniquement la solidité financière intrinsèque des établissements, sans prendre en compte l'éventualité d'un soutien externe. Mais *Moody's* estime que la solidité financière intrinsèque d'une banque peut être mesurée grâce aux notations BFSR de *Moody's*. Il appartient donc aux opérateurs du marché d'utiliser ces notations s'ils s'intéressent plus particulièrement à cet aspect du profil de crédit d'une banque donnée<sup>35</sup>.

### **Les résultats de la cinquième étape**

Enfin, on utilise les probabilités de défaut des classes de rating *Moody's* pour effectuer un *mapping* de classes de rating simulées au système *Moody's*. Les taux de défaut historiques sont définis comme les taux de transition historiques moyens vers la catégorie

---

<sup>34</sup> *Moody's* prend en compte cette probabilité de soutien externe en attribuant à la banque concernée une notation de dépôts supérieure à la notation intrinsèque résultant du BFSR. Le nombre de crans supplémentaires dépend à la fois de la solidité de l'entité susceptible d'apporter son soutien, mesurée par la notation de cette entité, et de l'opinion du comité de notation quant à la probabilité que la banque bénéficie réellement de ce soutien.

<sup>35</sup> L'agence *Moody's* a annoncé le 23 février 2007 la première série de changement de notation dans le cadre de l'introduction de l'analyse de défaut conjoint (JDA ou Joint-Default Analysis) dans ses méthodologie de notation de dettes et de dépôts et de notation BFSR. L'application de la JDA aux banques est partie du constat par *Moody's* que ses notations de dette à long terme de certains établissements ne reflétaient pas correctement la probabilité de soutien apporté par une entité tierce et qu'il faut intégrer de manière plus explicite la capacité et la volonté de l'Etat à apporter un soutien à la banque.

Si l'agence précise que les acteurs du marché s'étaient généralement montrés favorables aux principes analytiques sous-jacents à la JDA, comme en avaient témoigné les nombreux échanges et les réponses recueillies à l'issue de la consultation publique, ceux-ci ont toutefois affiché des réserves devant l'amplitude de certaines révisions de notation. Les réserves indiquaient que les investisseurs souhaitaient des notations permettant un meilleur classement sur la base de la solidité financière intrinsèque, étant donné (i) le caractère aléatoire du soutien externe et (ii) que l'intérêt du système de notation tient en partie au fait qu'il permet un classement des entités par notation de crédit, tout chose égale par ailleurs. En réponse aux questions des acteurs du marché, *Moody's* a, le 30 mars 2007, publié une méthodologie affinée pour les notations bancaires intégrant l'analyse de défaut conjoint. Cette méthodologie appliquait des hypothèses de soutien plus faible et faisait intervenir un nombre plus restreint de niveaux de soutien. Plutôt que d'attribuer des pourcentages précis aux probabilités de soutien, *Moody's* a appliqué des fourchettes afin de donner aux comités de notation une plus grande latitude d'appréciation, cette approche moins systématique laissant une plus grande place aux jugements qualitatifs des comités de notation. Le 11 mai 2007, *Moody's* a annoncé la fin de la phase de mise en œuvre de la JDA. Voir (AMF, 2008) pour plus de détail sur la mise en place de la notation JDA et sur la Chronologie des publications et mesures adoptées.

Défaut à l'horizon d'un an sur la période 1998-2005 pour les banques dans les pays émergents étudiés<sup>36</sup>.

Les résultats, pour l'échelle à 5 classes, sont présentés dans le tableau 9. D'après ces résultats, la dernière classe 5 correspond à un rating *Moody's* médian C. Par contre, les deux premières classes 1 et 2 ainsi que la quatrième classe correspondent à un rating *Moody's* médian Ba. Une forme d'agrégation de l'information sur le risque de défaut par le rating *Moody's* semble présente. On remarque également que les taux de défaut historique des ratings *Moody's* estiment bien les taux de défaut observés nuls dans les classes moins risquées 1, 2, et 3 mais sous-estiment les taux de défaut observés pour les classes plus risquées 4 et 5. Même pour la dernière classe 5, la plus risquée, le taux de défaut historique (24.49%) est deux fois inférieur au taux de défaut observé (44.09%).

Le croisement entre les cinq classes de rating simulées et les classes de rating d'agence *Moody's* est présenté dans le tableau 10. Ces résultats tendent à confirmer une tendance à l'agrégation de l'information dans des classes intermédiaires de catégorie de qualité médiocre, particulièrement dans la classe de rating Ba.

**TAB. 9 - Calibrage des classes de rating simulées avec les classes de rating *Moody's* – échelle à 5 classes**

Classes	<i>Moody's</i> méd.	tx déf. historique	<i>Moody's</i> moy.	s.e <i>Moody's</i>	tx déf.	Lim. inf. I.C. tx déf.	Lim. sup. I.C. tx déf.
1	Ba	0	3.9795	1.3920	0	0	0.0028
2	Ba	0	3.7908	1.0739	0	0	0.0082
3	Baa	0	3.5485	1.3001	0	0	0.0127
4	Ba	0	3.7213	1.3319	0.0246	0.0051	0.0440
5	C	0.2449	5.4173	1.0649	0.4409	0.3546	0.5273

moy. : moyenne, méd. : médiane, s.e. : écart-type, tx déf. : taux de défaut, lim. inf. et lim. sup. de l'I.C. : limite inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 95%.

**TAB. 10 - Croisement des classes de rating simulées et les classes de rating *Moody's* – échelle à 5 classes**

classes	Rating <i>Moody's</i>					
	Aa	A	Baa	Ba	B	C

<sup>36</sup> Source : *Credit Risk Calculator, Moody's Investor services*. On utilise la matrice de transition des ratings des banques, excluant les ratings retirés (*withdrawn ratings*). Le résumé de la matrice de transition de *Moody's* est fourni dans le tableau A.6 dans l'annexe A.

1	8.20	10.26	10.26	25.13	38.97	7.18	100
2	1.96	6.53	35.95	24.18	28.76	2.61	100
3	3.67	17.06	34.91	18.37	17.06	8.92	100
4	2.87	14.75	30.33	25.82	11.88	14.34	100
5	0	2.36	7.87	6.30	12.60	70.87	100

Les résultats du calibrage des classes de rating simulées avec les classes de rating *Moody's* dans le cas de l'échelle à 13 classe sont présentés dans le tableau 11. D'après ces résultats, les classes 1, 2, 7 et 8 correspondent à un rating *Moody's* médian Ba. Les classes 3, 4, 5 et 6 corresponde à un rating *Moody's* médian Baa. Les classes les plus risquées 9, 10, 11, 12 et 13 correspondent à un rating *Moody's* médian C.

Les taux de défaut historique des ratings *Moody's* estiment bien les taux de défaut observés nuls dans les quatre premières classes les moins risquées mais sous-estiment les taux de défaut observés pour les classes 9 et 10. Par contre, les taux de défaut historique de *Moody's* sur-estiment les taux de défaut observés pour les classes 5, 6, 7, 8, 11, 12 et 13. On remarque même que, pour la classe 12, le taux de défaut historique de *Moody's* est le quart du taux de défaut observé (0.2449 contre 1). Le croisement entre les classes de rating simulées et les classes de rating d'agence *Moody's*, dans le cas de l'échelle à 13 classes, est présenté dans le tableau 12.

**TAB. 11 - Calibrage des classes de rating simulées avec les classes de rating *Moody's* – échelle à 13 classes**

Classes	<i>Moody's</i> méd.	tx déf. historique	<i>Moody's</i> moy.	s.e <i>Moody's</i>	tx déf.	Lim. inf. I.C. tx déf.	Lim. sup. I.C. tx déf.
1	Ba	0	3.9794	1.3920	0.0000	0	0.0028
2	Ba	0	3.9182	1.0239	0.0000	0	0.0087
3	Baa	0	3.6123	1.1699	0.0000	0	0.0111
4	Baa	0	3.5638	1.3449	0.0000	0	0.0167
5	Baa	0	3.3548	1.289	0.0081	0	0.0238
6	Baa	0	3.4886	1.2954	0.0227	0	0.0539
7	Ba	0	4.2128	1.4285	0.0425	0	0.1003
8	Ba	0	4.0698	1.3164	0.0232	0	0.0683

9	C	0.2449	5.7857	0.6862	0.1071	0	0.2217
10	C	0.2449	5.0526	1.3546	0.2105	0.0809	0.3401
11	C	0.2449	5.0000	1.2139	0.3000	0.0991	0.5008
12	C	0.2449	5.7143	0.4879	1.0000	1.0000	1.0000
13	C	0.2449	5.7059	0.7189	0.9412	0.8621	1.0000

moy. : moyenne, méd. : médiane, s.e. : écart-type, tx déf. : taux de défaut, lim. inf. et lim. sup. de l'I.C. : limite inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 95%.

**TAB 12 - Croisement des classes de rating simulées et les classes de rating *Moody's* – échelle à 13 classes**

classes	Rating <i>Moody's</i>						
	Aa	A	Baa	Ba	B	C	
1	8.20	10.26	10.26	25.13	38.97	7.18	100
2	0.00	7.27	30.91	28.18	30.00	3.64	100
3	2.25	9.55	46.07	15.73	19.66	6.74	100
4	4.25	19.15	29.25	19.68	18.62	9.04	100
5	6.45	16.93	37.90	20.16	10.48	8.06	100
6	2.27	22.73	28.41	28.41	6.82	11.36	100
7	2.13	8.51	23.40	27.66	8.51	29.79	100
8	2.32	11.63	18.60	25.58	27.91	13.95	100
9	0.00	0.00	3.57	3.57	3.57	89.28	100
10	0.00	7.89	10.53	7.89	15.79	57.89	100
11	0.00	0.00	20.00	10.00	20.00	50.00	100
12	0.00	0.00	0.00	0.00	28.57	71.43	100
13	0.00	0.00	2.94	5.88	8.82	82.35	100

Dans la suite, on présente les résultats de la méthodologie de *scoring* et de *mapping* effectuée en utilisant les notations de l'agence *S&P* dans le but de vérifier si nos résultats sont valides pour ces notations.

#### 4.2 Le cas de *S&P* :

Tout d'abord, on présente les statistiques descriptives des principales variables utilisées dans l'estimation du défaut dans le tableau 13. D'après ces statistiques, les valeurs des variables (EQTL, PXTOX, LLRNPL, LIQATA, NIM, LOGTOTASSET) dans les banques défailtantes sont inférieures en moyenne aux valeurs de ces mêmes variables pour les établissements solvables. Par contre, les valeurs des variables (NPLTA, LLRTA, OVTA, IITOI, TDTA) dans les banques défailtantes sont supérieures en moyenne aux valeurs de ces mêmes variables pour les établissements solvables.

**TAB. 13 - Statistiques descriptives des variables explicatives du modèle de défaut de la banque - le cas de *S&P***

Variable	N	moyenne	écart-type	min.	Max.
<b>Banques Défaillantes</b>					
EQTL	201	1,59	1248,79	-1090,77	211,83
PXTOX	201	33,46	29,83	0,17	271,75
NPLTA	201	29,91	130,14	0,03	1380,83
LLRTA	201	8,67	21,58	0,04	129,94
LLRNPL	201	120,72	559,11	0,8	1297,07
OVTA	201	12,04	44,30	0,42	144,04
IITOI	201	552,06	778,08	-954,54	1054,24
TDTA	201	104,87	142,55	5,21	1000,64
LIQATA	201	13,7	12,2	-2,28	79,5
NIM	201	0,17	10,27	-62,3	22,63
LOGTOTASSET	201	7,99	2,04	4,47	14,34

Banques non défailtantes					
EQTL	818	34,71	214,19	-265,93	1862,84
PXTOX	818	35,06	13,36	-96,23	88,79
NPLTA	818	4,1	6,04	0,07	64,23
LLRTA	818	3,17	3,008	0,006	35,41
LLRNPL	818	152,87	189,35	1,76	1415,05
OVTA	818	3,88	2,85	0,26	30,27
IITOI	818	164,9	157,28	-1079,42	1820,48
TDTA	818	78,72	11,35	0,04	198,12
LIQATA	818	18,75	10,61	0,2	77,07
NIM	818	4,93	4,65	-19,43	35,54
LOGTOTASSET	818	9,27	2,54	3,21	16,41

N : nombre d'observations. Min et max. : minimum et maximum.

Les ratios sont en pourcentages.

Source : *Bankscope*

Les résultats des cinq étapes de la méthodologie décrites précédemment sont présentés dans les tableaux (14 - 15 - 16 -17 -18 -19 -20 et 21) respectivement.

Le tableau 14 présente les résultats du modèle de défaut incorporant les facteurs de risques. On remarque que toutes les variables utilisées dans le modèle logit ont des coefficients significatifs avec les signes attendus. Les propriétés du modèle sont bonnes, comme le montrent la significativité du test de ratio de vraisemblance LR, le taux de reclassement des défauts (88.13%), et celui des non-défauts, proche de 100%.

**TAB. 14 - Résultats du modèle logit de défaut de la banque – le cas S&P<sup>37</sup>**

Variables	
Constant	0.823180 (2.326)
EQTL	-0.061*** (0.0153)
PXTOX	-0.0547* (0.0285)
NPLTA	0.0971*** (0.0261)

<sup>37</sup> Voir les résultats du modèle logit de défaut en annexe A.

LLRTA	-0.7765*** (0.1687)
LLRNPL	-0.0059* (0.0035)
OVTA	0.0954*** (0.0355)
IITOI	0.0048*** (0.001)
TDTA	-0.0353** (0.0174)
LOGTOTASSET	0.2243 (0.2059)
LIQATA	-0.1673** (0.0686)
NIM	-0.6301*** (0.1374)
Ndéf.	59
N	1019
LR	401.58***
LogL	-24.56
Tx reclas. déf.	88.13
Tx reclas. Non déf.	99.48

\*\*\*, \*\*, \* : coefficient significatif au seuil de 1%, 5%, et 10% respectivement.

Les écarts-types figurent entre parenthèses.

Ndéf. Nombre d'observations en défaut, N : nombre total d'observations<sup>38</sup>.

LogL. Logarithme de vraisemblance, LR : le test de ratio de vraisemblance.

Tx reclas. Déf. : Taux de reclassements des défauts<sup>39</sup>.

Tx reclas. Non déf. : Taux de reclassement des non défauts<sup>40</sup>.

On présente, dans le tableau 15, les statistiques descriptives des moyennes et médianes des probabilités estimées  $P_D$ , de même que les taux de défaillance observés par classe de rating simulée, dans le cas de l'échelle à 5 classes. Ces résultats montrent que la probabilité de défaut estimée moyenne à 76.19% pour la dernière classe 5, la plus risquée, est cohérente avec le taux de défaut observé à 77.63 %. Par contre, cette cohérence est faible pour les autres classes où il y a absence de défauts observés.

<sup>38</sup> Le nombre total des observations utilisées pour estimer le modèle logit est de 1019, en ne retenant que les années pour lesquelles les onze variables sont renseignés.

<sup>39</sup> C'est le rapport du nombre des banques défaillantes bien classées sur le nombre total des banques défaillantes.

<sup>40</sup> C'est le rapport du nombre des banques non défaillantes bien classées sur le nombre total des banques non défaillantes.

Les moyennes et les médianes des probabilités de défaut estimées par notre modèle logit sont proches surtout pour les classes (1, 2, 3, 4). On observe également des écarts-type de la moyenne de  $P_D$  croissants avec les classes de rating, ce qui signifie une variabilité croissante avec les classes de rating. Cette variabilité est très prononcée pour la dernière classe la plus risquée. Enfin, pour chacune des classes, les taux de défaut observés appartiennent tous à l'intervalle de confiance à 95%, ce qui contribue à valider notre démarche.

**TAB. 15 - Moyennes et médianes des probabilités de défaut estimées et des taux de défaut par classe de rating simulée<sup>41</sup> - échelle à 5 classes**

classes	Moy. $P_D$	Méd. $P_D$	s.e. $P_D$	Tx déf.	Nb. Déf.	Lim. inf. I.C. tx déf.	Lim. sup. I.C. tx déf.
1	0.0001	0.00001	0.0002	0	0	0	0.0008
2	0.0015	0.0015	0.0004	0	0	0	0.012
3	0.0049	0.004	0.0023	0	0	0	0.0267
4	0.0201	0.015	0.0096	0	0	0	0.0788
5	0.7619	0.9698	0.3213	0.7763	59	0.6826	0.87

La probabilité de défaut estimée par le modèle logit est notée  $P_D$ . moy. : moyenne, méd. : médiane, s.e. : écart-type, tx déf. : taux de défaut (les valeurs de tx déf. correspondent à la proportion de banques défailtantes dans la population des banques à l'intérieur de chaque classe de risque), nb.déf. : nombre de défauts, lim. inf. et lim. sup. de l'I.C. : limite inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 95%. Compte tenu du nombre d'observations réduit par classe de rating (simulée et d'agence), on utilise des limites de l'intervalle de confiance exact sous l'hypothèse de distribution binomiale des proportions. Les intervalles de confiance sont basés sur la méthode de l'approximation normale en utilisant le taux de défaut actuel comme paramètre binomiale, sauf si ce taux est égal à zéro. Dans ce cas, la moyenne ou la médiane de la probabilité estimée est utilisé à la place.

<sup>41</sup> Le nombre total d'observations, pour cette étapes et les étapes suivantes, diminue à 827 en ne retenant que les années pour lesquelles les onze variables utilisées dans le modèle ainsi que les ratings S&P sont renseignées.

On calcule les mêmes statistiques des moyennes et médianes des probabilités estimées, dans le cas de l'échelle à 13 classes simulées. Les résultats, présentés dans le tableau 16, montrent que la cohérence entre les probabilités de défaut moyennes et les taux de défaut observés par classe de rating simulée est faible sauf pour les trois classes les plus risquées (surtout pour la dernière classe où la probabilité de défaut moyenne est égal à 0.956 et le taux de défaut observé est égal à 0.943).

**TAB. 16 - Moyennes et médianes des probabilités de défaut estimées et des taux de défaut par classe de rating simulée- échelle à 13 classes**

classes	Moy. $P_D$	Méd. $P_D$	s.e. $P_D$	Tx déf.	Nb. Déf.	Lim. inf. I.C. tx déf.	Lim. sup. I.C. tx déf.
1	0.0001	0.00001	0.0002	0.0000	0	0	0.0008
2	0.0014	0.0014	0.0003	0.0000	0	0	0.0123
3	0.0028	0.0028	0.0005	0.0000	0	0	0.02268
4	0.0056	0.0054	0.0013	0.0000	0	0	0.0436
5	0.0101	0.0098	0.0015	0.0000	0	0	0.0754
6	0.0143	0.0137	0.0017	0.0000	0	0	0.0878
7	0.0224	0.0226	0.0015	0.0000	0	0	0.1521
8	0.0379	0.0359	0.0051	0.0000	0	0	0.2251
9	0.0680	0.0646	0.0157	0.0000	0	0	0.2695
10	0.2095	0.2039	0.0685	0.7500	3	0.3256	1
11	0.4101	0.4361	0.0706	0.4444	4	0.1198	0.7691
12	0.5746	0.5429	0.0736	0.5000	2	0.01	0.99

13	0.95600	0.999012	0.0775235	0.94339	50	0.8812	1
----	---------	----------	-----------	---------	----	--------	---

La probabilité de défaut estimée par le modèle logit est notée  $P_D$ . moy. : moyenne, méd. : médiane, s.e. : écart-type, tx déf. : taux de défaut (les valeurs de tx déf. correspondent à la proportion de banques défailtantes dans la population des banques à l'intérieur de chaque classe de risque), nb.déf. : nombre de défauts, lim. inf. et lim. sup. de l'I.C. : limite inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 95%. Compte tenu du nombre d'observations réduit par classe de rating (simulée et d'agence), on utilise des limites de l'intervalle de confiance exact sous l'hypothèse de distribution binomiale des proportions. Les intervalles de confiance sont basés sur la méthode de l'approximation normale en utilisant le taux de défaut actuel comme paramètre binomiale, sauf si ce taux est égal à zéro. Dans ce cas, la moyenne ou la médiane de la probabilité estimée est utilisé à la place.

Le tableau 17 présente les moyennes et les médianes des probabilités estimées par classe de rating *S&P*, de même que les taux de défaut et les intervalles de confiance à 95% ainsi que les écarts-type de la moyenne de  $P_D$  au sein de chacune de ces classes *S&P*.

D'après ces résultats, on constate une cohérence importante des probabilités de défaut estimées moyennes avec les taux de défaut observés par classe de rating. Les médianes et les moyennes des probabilités de défaut sont éloignées surtout pour la classe la plus risquée C. Pour toutes les classes, les taux de défaut observés appartiennent à l'intervalle de confiance à 95%.

**TAB. 17 - Moyennes et médianes des probabilités de défaut estimées et taux de défaut par classe de rating *S&P***

classes	Moy. $P_D$	Méd. $P_D$	s.e. $P_D$	Tx déf.	Nb. Déf.	Lim. inf. I.C. tx déf.	Lim. sup. I.C. tx déf.
AA	0.0166	0.00005	0.0507	0.0667	1	0	0.1929
A	0.0232	0.00004	0.1279	0.0375	3	0	0.0791
BBB	0.0328	0.0001	0.1699	0.0284	5	0.0039	0.0529
BB	0.034	0.00001	0.1554	0.0245	6	0.0051	0.0438
B	0.0502	0.000004	0.1984	0.0422	6	0.0092	0.0753

C	0.2091	0.0001	0.3917	0.2248	38	0.1619	0.2878
---	--------	--------	--------	--------	----	--------	--------

La probabilité de défaut estimée par le modèle logit est notée  $P_D$ . moy. : moyenne, méd. : médiane, s.e. : écart-type, tx déf. : taux de défaut (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), nb.déf. : nombre de défauts, lim. inf. et lim. sup. de l'I.C. : limite inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 95%. Compte tenu du nombre d'observations réduit par classe de rating (simulée et d'agence), on utilise des limites de l'intervalle de confiance exact sous l'hypothèse de distribution binomiale des proportions. Les intervalles de confiance sont basés sur la méthode de l'approximation normale en utilisant le taux de défaut actuel comme paramètre binomiale, sauf si ce taux est égal à zéro. Dans ce cas, la moyenne ou la médiane de la probabilité estimée est utilisé à la place.

Enfin, on utilise les probabilités de défaut (transition à un an d'un rating vers le défaut) des classes de rating *S&P* pour effectuer un *mapping* des classes de rating simulées au système *S&P*. Les taux de défaut historiques correspondent aux taux de transition historiques moyens vers la catégorie Défaut à l'horizon d'un an sur la période 1998-2005 pour les banques dans les pays émergents étudiés<sup>42</sup>. Le tableau 18 présente les résultats.

**TAB. 18 - Calibrage des classes de rating simulées avec les classes de rating *S&P* - échelle à 5 classes**

Classes	<i>S&amp;P</i> méd.	tx déf. historique	<i>S&amp;P</i> moy.	s.e <i>S&amp;P</i>	tx déf.	Lim. inf. I.C. tx déf.	Lim. sup. I.C. tx déf.
1	BB	0.0459	4.0314961	1.2742104	0	0	0.0008
2	BB	0.0459	4.0370370	1.1152961	0	0	0.012
3	BB	0.0459	3.850000	1.5615574	0	0	0.0267
4	BB	0.0459	4.1363636	1.5521246	0	0	0.0788
5	C	0.3333	5.0526316	1.2743075	0.7763	0.6826	0.87

moy. : moyenne, méd. : médiane, s.e. : écart-type, tx déf. : taux de défaut, lim. inf. et lim. sup. de l'I.C. : limite inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 95%.

D'après ces résultats, la dernière classe 5 correspond à un rating *S&P* médian C. Par contre, toutes les autres classes (1, 2, 3, et 4) correspondent à un rating *S&P* médian BB. Une forme d'agrégation de l'information sur le risque de défaut par le rating *S&P* dans une classe intermédiaire de catégorie de qualité médiocre (BB) semble présente. On remarque également

<sup>42</sup> Source : Standard & Poor's CreditPro® Corporate Ratings (<http://creditpro.sandp.com>). On utilise la matrice de transition des ratings des banques, excluant les ratings retirés (withdrawn ratings). Le résumé de la matrice de transition de *S&P* est fourni dans le tableau A.7 en annexe A.

que le taux de défaut historique des ratings *S&P* sur-estime le taux de défaut observé pour les quatre premières classes où il y a absence de défaut. Par contre, il sous-estime le taux de défaut observé pour la classe la plus risquée 5 (le taux de défaut historique est de 33.33% alors que le taux de défaut observé est de 77.63%).

Le croisement entre les classes de rating simulées et les classes de rating d'agence *S&P* est présenté dans le tableau 19.

**TAB. 19 - Croisement des classes de rating simulées et les classes de rating *S&P*- échelle à 5 classes**

classes	Rating <i>S&amp;P</i>						
	AA	A	BBB	BB	B	C	
1	1.42	11.02	21.73	30.87	18.74	16.22	100
2	0	1.85	35.18	38.89	5.55	18.52	100
3	7.5	12.5	22.5	25	10	22.50	100
4	9.09	4.54	18.18	22.73	22.73	22.73	100
5	1.31	3.95	7.89	17.10	14.47	55.26	100

Les résultats du calibrage des classes de rating simulées avec les classes de rating *S&P* dans le cas de l'échelle à 13 classes sont présentés dans le tableau 20.

**TAB. 20 - Calibrage des classes de rating simulées avec les classes de rating *S&P*- échelle à 13 classes**

Classes	<i>S&amp;P</i> méd.	tx déf. historique	<i>S&amp;P</i> moy.	s.e <i>S&amp;P</i>	tx déf.	Lim. inf. I.C. tx déf.	Lim. sup. I.C. tx déf.
1	BB	0.0459	4.0315	1.2742	0	0	0.0008
2	BB	0.0459	4.0217	1.0433	0	0	0.0123
3	BB	0.0459	4.0370	1.4000	0	0	0.0227
4	BBB	0	3.5333	1.9223	0	0	0.0436
5	BB	0.0459	4.1111	1.0541	0	0	0.0754
6	BB	0.0459	4.0000	1.6329	0	0	0.0878

7	BB	0.0459	3.8000	1.9235	0	0	0.1521
8	B	0.0370	5.0000	1.4142	0	0	0.2251
9	B	0.0370	5.3333	0.8165	0	0	0.2695
10	B	0.0370	4.2500	2.3629	0.7500	0.3256	1
11	B	0.0370	4.7778	1.3017	0.4444	0.1198	0.7691
12	BB	0.0459	3.5000	1.0000	0.5000	0.01	0.99
13	C	0.3333	5.2452	1.1586	0.9434	0.8812	1

moy. : moyenne, méd. : médiane, s.e. : écart-type, tx déf. : taux de défaut, lim. inf. et lim. sup. de l'I.C. : limite inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 95%.

Ces résultats tendent aussi à confirmer une tendance à l'agrégation de l'information dans des classes intermédiaires de catégorie de qualité médiocre, particulièrement dans la classe de rating BB. En effet, la plupart des classes simulées (1, 2, 3, 5, 6, 7 et 12) correspondent à un rating *S&P* médian BB. On remarque également que les taux de défaut historique des ratings *S&P* sur-estiment les taux de défaut observés pour les classes où il y a absence de défaut (1, 2, 3, 5, 6, 7, 8 et 9). Par contre, les taux de défaut historique de rating *S&P* sous-estiment beaucoup les taux de défaut observés pour les classes les plus risquées (10, 11, 12 et 13). Le taux de défaut historique de rating *S&P* est, par exemple, trois fois moins élevé que le taux de défaut observé pour la classe la plus risquée 13 (33.33% contre 94.34%) .

Le croisement entre les classes de rating simulées et les classes de rating d'agence *S&P* est présenté dans le tableau 21.

**TAB. 21 - Croisement des classes de rating simulées et les classes de rating *S&P* – échelle à 13 classes**

classes	Rating S&P						
	AA	A	BBB	BB	B	C	
1	1.42	11.02	21.73	30.87	18.74	16.22	100
2	0	2.17	30.43	45.65	6.52	15.22	100
3	0	11.11	33.33	22.22	7.41	25.92	100
4	20	13.33	20	13.33	6.67	26.67	100
5	0	0	33.33	33.33	22.22	11.11	100

6	10	10	10	30	20	20	100
7	20	0	20	20	20	20	100
8	0	0	25	0	25	50	100
9	0	0	0	16.67	33.33	50	100
10	25	0	0	25	0	50	100
11	0	11.11	0	22.22	33.33	33.33	100
12	0	25	0	75	0	0	100
13	0	1.89	11.32	11.32	11.32	64.15	100

## 5 Conclusion

Cet article étudie la cohérence des ratings (*Moody's et S&P*) avec les résultats d'un modèle de défaut des banques dans les pays émergents. Dans cette perspective, la méthodologie de *scoring* et de *mapping* proposée par Carey et Hrycay (2001) et utilisée par Godlewski (2004a, 2008) sur des ratings (*Moody's BFSR* et *Fitch*) est mise en œuvre.

La quantification des classes de rating *Moody's* de dépôts bancaires (*Bank Deposit Ratings*) par la méthode de *scoring* montre une relative cohérence de ces ratings avec le risque de défaut effectif de l'échantillon. Ces résultats permettent de conforter les conclusions de Godlewski (2004a, 2008) qui mettent en évidence l'existence d'une cohérence satisfaisante entre les ratings BFSR de *Moody's* des banques et le risque de défaut observé dans les pays émergents. La cohérence est plus prononcée dans le cas des ratings BFSR de *Moody's*. Cela est dû, selon nous, au fait que les notations *Moody's* de solidité financière des banques (BFSR) représentent l'opinion de *Moody's* sur la solidité financière et la qualité de crédit intrinsèques d'une banque et excluent, de ce fait, certains éléments de soutien externes que prennent en compte les notations de dépôts bancaires de *Moody's*.

Les résultats du *mapping* suggèrent que le système des ratings *Moody's* de dépôts bancaires a tendance à agréger l'information sur le risque de défaut dans des classes de rating de qualité médiocre.

Les résultats pour les ratings *S&P* sont similaires à ceux pour les ratings *Moody's*. En effet, la quantification des classes de ratings *S&P* montre une relative cohérence de ces ratings avec les risques de défaut effectif de l'échantillon. Les résultats du *mapping*, suggèrent que le système des ratings *S&P* a aussi, comme celui de *Moody's*, tendance à agréger l'information sur le risque de défaut dans des classes de rating de qualité médiocre, particulièrement dans la classe de rating BB. Cette tendance est même plus prononcée dans le cas du rating *S&P*.

Un découpage alternatif de l'intervalle de la probabilité de défaut estimée n'influence pas significativement ce type de résultats. Une tendance à agréger l'information sur le risque de défaut par les ratings *Moody's* et par les ratings *S&P* demeure dans le cas de l'échelle à 13 classes.

En conclusion, nos résultats empiriques montrent que les ratings *Moody's* et *S&P* constituent bien des indicateurs du risque de défaut des banques dans les pays émergents relativement cohérents avec les taux de défaut observés. Une tendance à l'agrégation de l'information sur le risque de défaut par ces ratings est néanmoins mise en évidence. Il faut donc être vigilant à propos du rôle attribué au rating d'agence comme vecteur de la discipline de marché, dans le cadre du troisième pilier de la réforme de Bâle II, surtout dans les pays émergents.

Cette étude devrait intéresser le régulateur et les contrôleurs bancaires, en leur proposant une méthode pour évaluer la performance d'une agence de notation externe, qui doit être jugée par la fiabilité de ses notations – mesurée par la corrélation entre les notations et les défauts. La méthode de *scoring* et de *mapping* peut aussi être appliquée dans la construction d'un système de rating interne des banques surtout que la majorité des banques prennent en compte les notations externes dans l'affectation des notations internes, dès lors qu'une telle notation existe pour l'emprunteur considéré. La notation externe peut soit, avoir une influence déterminante sur la notation interne, soit servir de simple point de départ<sup>43</sup>.

---

<sup>43</sup> Voir : « Panorama des pratiques observées dans les systèmes internes de notation des banques », rapport du groupe de travail sur la modélisation, Comité de Bâle sur le contrôle bancaire, janvier 2000.

## Bibliographie

- Allen F., Gale D., (2000), "Comparing Financial Systems", MIT Press.
- Altman E., Haldeman R. et Narayanan P., (1968), "Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations", *Journal of Finance*, Vol. 23, n°4.
- Altman E. & Rijken H., (2004), "How Rating Agencies Achieve Rating Stability ?", *Journal of Banking and Finance*, 28, 2679-2714.
- Altman, E., Saunders, A., (2001), "An Analysis and Critique of the BIS Proposal on Capital Adequacy and Ratings", *Jurnal of Banking and Finance* 25 (1), 25-46.
- Amato J. & Furfine C., (2004), « Are Credit Ratings Procyclical? », *Journal of Banking and Finance*, 28, 2641-2677.
- Anderson R.C. et Fraser D.R. (2000), "Corporate Control, Bank Risk Taking and the Health of the Banking Industry", *Journal of Banking and Finance* 24, 1383-1398.
- Avery R. et Hanweck G. (1984), "A Dynamic Analysis of Bank Failures" dans *Bank Structure and Competition*, pp. 380-395. Federal Reserve Bank of Chicago.
- Bangia A., Diebold F., Kronimus A., Schagen C. et Schuermann T., (2002), "Ratings Migration and the Business Cycle, with Application to Credit Portfolio Stress Testing" *Journal of Banking & Finance*, Volume 26, Issues 2-3, March 2002, Pages 445-474
- Bardos M., (2001), « Développement Récentes de la Méthode des Scores de la Banque de France », Bulletin de la Banque de France, n° 90, juin.
- Barkat D. (2004), « Réglementation du Capital Bancaire et Risque du Crédit : Evaluation du nouvel Accord de Bâle », *thèse du Laboratoire d'Economie d'Orléans*, Faculté de Droit, Economie et Gestion.
- Barr R.S. et Siems T.F. (1994), "Predicting Bank Failure Using DEA to Quantify Management Quality", *Financial Industry Studies Working Paper* 94, Federal Reserve Bank of Dallas.
- Barth J., Brumbaugh D., Sauerhaft D. et Wang G. (1985), "Thrift Institutions Failures: Causes and Policy Issues", dans *Bank Structure and Competition*, pp. 184-216. Federal Reserve Bank of Chicago.
- Barth J.R., Caprio Jr G., et Levine R. (1999), "Financial Regulation and Performance : Cross-Country Evidence", *Working Paper* 2037, World Bank.
- Barth J.R., Caprio Jr G. et Levine R. (2000), "Banking Systems Around the Globe : Do Regulation and Ownership affect Performance and Stability ?", *Working Paper* 2325, World Bank.

- Barth J.R., Caprio Jr G. et Levine R., (2001), “The Regulation and Supervision of Banks Around the World A New Database”, *Working Paper* 2588, World Bank.
- Barth J.R., Caprio Jr G., et Levine R. (2004), “Bank Regulation and Supervision : What Works Best”, *Journal of Financial Intermediation*, 13, 205-248.
- Basle Committee on Banking Supervision ou BCBS, (2000), “Credit Ratings and Complementary Sources of Credit Quality Information“, *Working Paper*, août.
- Basle Committee on Banking Supervision, (2000), “Range of practice in bank’s internal rating systems”, *Discussion Paper*, Basel.
- BCBS, (2001a), “The Internal Rating-Based Approche”, *Basel Committee on Banking Supervision Consultative Document*, Bank for International Settlements, janvier.
- BCBS, (2002), “Overview Paper for the Impact Study”, *Basel Commette on Banking Supervision*, Basel, octobre.
- BCBS, (2003), « The New Basel Accord », Basel Committe on Banking Supervision, *Consultative Document*, janvier.
- BCBS, (2003), « Nouvel Accord de Bâle sur les Fonds Propres», Comité de Bâle sur le Contrôle Bancaire, *Document soumis à consultation*, avril.
- BCBS, (2004), “International Convergence of Capital Mesurement and Capital Standards: A Revised Framework”, juin.
- Beaver W., (1966), “Financial Ratios as Predictors of Failure”, *Journal of Accounting Research* 4, PP. 71-111.
- Bell J. et Pain D., (2000), ”Leading Indicator Models of Banking Crises – A Critical Review”, *Financial Stability Review* 9, Bank of England.
- Benston G. (1985), *An Analysis of the Causes of Savings and Loan Associations Failures*, New York University, monograph series in finance and economics end.
- Béranger F. et Teïletche J., (2003), « Bâle II et la procyclicité», *Revue d’économie financière*, n° 73.
- Berger A., Davies S. et Flannery M., (2000), “Comparing Market and Supervisory Assessments of Bank Performance : Who knows What When ?”, *Journal of Money, Credit and Banking*, 32, 641-667.
- Bliss B. et Flannery M. (2002), “Market Discipline in the Governance U.S. Bank Holding Companies: Monitoring versus Influence”, *European Economic Review* 6, 361, 395.
- Bongini P., Laeven L. et Majnoni G. (2002), “How Good is the Market at Assessing Bank Fragility? A Horse Race between Different Indicators”, *Journal of Banking and Finance*, 26, 1011-1028.

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.

Cantor, R. Mann, C., (2003), "Measuring the Performance of Corporate Bond Ratings", *Special Comment*, Moody's Investor's Services.

Cantor R. et Packer F., (1995), "The Credit Rating Industry", *The Journal of Fixed Income* 5, pp. 10-34.

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.

Carey M. et Hrycay M. (2001), "Parametrizing Credit Risk Models with Rating Data", *Journal of Banking and Finance* 25, pp. 197-270.

Carpenter S., Whitesell W., Zakrajseke E., (2001), "Capital Requirements, Business Loans, and Business Cycles: An Empirical Analysis of the Standardized Approach in the New Basel Capital Accord, Board of Governors of the Federal Reserve System", *Finance and Economics Discussion Series*, n° 2001-48.

Catarineu-Rabell E., Jackson P. et Tsomocos D., (2005), "[Procyclicality and the New Basel Accord - Banks Choice of Loan Rating System](#)," *Economic Theory*, Springer, vol. 26(3), pages 537-557, October.

Crouhy M., Galai D. et Mark R. (2001), "Prototype Risk Rating System", *Journal of Banking and Finance* 25, pp. 47-95.

Demirgüç-Kunt A. (1989), "Deposit-Institution Failures : A Review of Empirical Literature", *Economic Review* 25, Federal Reserve Bank of Cleveland.

DeYoung R., Flannery M., Lang W. Et Sorescu S. (2001), "The Information Content of Bank Exam Ratings and Subordinated Debt Prices", *Journal of Money, Credit and Banking*, 33, 900-925.

Dietsch M. et Petey J, (2003), « Mesure et Gestion du Risque de Crédit dans les Institutions Financières », Revue Banque Edition, Paris.

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.

Ferri G., Liu et Stiglitz (1999), "The Procyclical Role of Rating Agencies : Evidence from the East Asian Crisis", *Economic Notes* 28, p.335-355.

François-Heude A. et Paget-Blanc E., (2004), « Les annonces de rating : impact sur le rendement des actions cotées sur Euronext-Paris », *Banque et Marchés*, N 70, mai-juin.

« Frequently Asked Questions on Proposals to Revise Methodology for Assigning Bank Financial Strength Rating (BFSR) and to Incorporate joint-Default Analysis (JDA) into Bank Rating Methodology », étude spécifique *Moody's* (novembre 2006), *Moody's Investors Service*.

Gajewski G.R. (1988), "Bank Risk, Regulator Behavior, and Bank Closure in the Mid 1980's : A Two Step Logit Model", *PhD Dissertation*, The George Washington University.

Godlewski C.J. (2004a), « Etude de la Cohérence des Ratings de Banques avec la Probabilité de Défaillance Bancaire dans les Pays Emergents », *Working Paper*, 65, LARGE, Université Robert Schuman.

Godlewski C.J. (2004b), « Influence des Facteurs Institutionnels sur l'Exces de Risque et les Ratings de Banques dans les Pays Emergents », *Revue Bancaire et Financière*, 450-460.

Godlewski C.J. (2004c), « Le Rôle de l'Environnement Réglementaire, Légal et Institutionnel dans la Défaillance des Banques Le Cas des Pays Emergents », *Banque & Marchés*, 73, 20-31.

Godlewski C.J. (2004d), « Modélisation de la Prévion de la Défaillance Bancaire Une Application aux Banques des Pays Emergents », *Working Paper* 70, LARGE, Université Robert Schuman.

Godlewski C.J. (2008), « La Cohérence des Ratings avec la Probabilité de Défaillance des Banques dans les Pays Emergents », *Banque & Marchés*, à paraître.

Goldstein M. et Turner P. (1996), "Banking Crises in Emerging Economies : Origins and Policy Options", *BIS Economic Papers* 46, Bank for International Settlements.

Goh, J. & Ederington L., (1993), " Is a Bond Rating Downgrade Bad News, Good News, or No News for Stockholders?", *Journal of Finance* 48 (5), 2001-2008.

Goh J. & Ederington L., (1999), " Cross-Sectional Variation in the Stock Market Reaction to Bond Rating Changes", *Quarterly Review of Economics and Finance*, Vol. 39, N1.

Gropp, R., Richards, A.J., (2001), "Rating Agency Actions and the Pricing of Debt and Equity of European banks : What Can We Infer about Private Sector Monitoring of Bank Soundness?", *Working paper series* 76, European Central Bank.

Güttler A. (2004), "Using a Bootstrap Approach to Rate the Raters", *Working Paper University of Frankfurt*.

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.

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.

Hanweck G. (1977), "Predicting Bank Failure", Research Papers in *banking and financial economics*, Board of Governors of the Federal Reserve System, Financial Studies Section, Division of Research and Statistics.

Helwege J. et Turner C. (1999), "The Slope of the Credit Yield Curve for Speculative-Grade Issuers", *Journal of Finance*, 54, 1869-1884.

Honohan P. (1997), "Banking System Failures in Developing and Transition Countries : Diagnosis and Predictions", *BIS Working Papers* 39.

Iankova E., Pochon F., et Teïletche J., (2006), « L'Impact des Décisions d'Agence : Une Comparaison du Cas des Actions Françaises avec l'Expérience Internationale », In. Rapport de l'AMF sur les Agences de Notation, 31 janvier.

« Incorporation of Joint-Default Analysis for Systemic Support into Moody's Bank Rating Methodology », Appel à commentaires, *Moody's Investors Service*, octobre 2005.

ISDA, (1998), "Credit Risk and Regulatory Capital", *International Swaps and derivatives associatio*,  
<http://www.isda.org>

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.

Kaplan R.S. et Urwitz G. (1979), "Statistical Models of Bond Ratings : A Methodological Inquiry", *Journal of Business* 52, pp. 231-261.

Keenan, S., J. Sobehart and D.T. Hamilton (1998). "Predicting default rates: a forecasting model for Moody's issuerbased default rates," Moody's Investors Service Global Credit Research, August.

KMV Corporation (1997), "Modeling Default Risk", Mimeo.

KMV Corporatin (1999), "Valuation, EDFs and Valuing Cashs Flows", Mimeo.

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*.

Krainer J. et Lopez J. (2004), "Incorporating Equity Market Information into Supervisory Monitoring Models", *Journal of Money, Credit and Banking*, 36, 1043-1067.

La Porta R., Lopez-de-Silanes F., Shleifer A., et Vishny R.W. (1997), "Legal Determinants of External Finance", *Journal of Finance* 52, pp. 1130-1150.

La Porta R., Lopez-de-Silanes F., et Shleifer A. (1998), "Law and Finance", *Journal of Political Economy* 106, pp. 1113-1155.

La Porta R., Lopez-de-Silanes F., Shleifer A., et Vishny R.W. (2000), "Investor Protection and Corporate Governance", *Journal of Financial Economics* 58, pp. 3-27.

Llewellyn D. (2002), "An Analysis of the Causes of Recent Banking Crises", *The European Journal of Finance* 8, pp. 152-175.

Löffler G., (2004), "Ratings Versus Market-Based Measures of Default Risk in Portfolio Governance", *Journal of Banking and Finance*, 28, 2715-2746.

Löffler G., (2005), "Avoiding the Rating Bounce: Why Rating Agencies are Slow to React to New Information", *Journal of Economic Behavior and Organization*, 56, 365-381.

Löffler G., (2006), "Can Rating Agencies Look Through the Cycle?", [www.mathematik.uni-ulm.de/dof/gloeffler/paper/lookingtru%20mar%2006.pdf](http://www.mathematik.uni-ulm.de/dof/gloeffler/paper/lookingtru%20mar%2006.pdf)

Maddala G.S. (1983), *Limited Dependent and Qualitative Variables in Econometrics*, Cambridge University Press.

Martin D. (1977), "Early Working of Bank Failure", *Journal of Banking and Finance*, 1, 249-276.

Molina C. (2002), "Predicting Bank Failure Using a Hazard Model: The Venezuelan Banking Crisis", *Emerging Markets Review*, 3, 31-50.

Moody's Investors Service, "Default and Recovery rate of Corporate Bond Issuers", Global Credit Research, février 2002.

Moody's Investors Service, "Default and Recovery rate of Corporate Bond Issuers", Special Report, janvier 2004.

Nickell P., Perraudin W., Varotto S., (2000), "Stability of Rating Transition", *Journal of Banking and Finance*, 124, 203-228.

Nier E. et Baumann U. (2002), "Market Discipline, Disclosure and Moral Hazard in Banking", *Working Paper*, Bank of England.

« Panorama des pratiques observées dans les systèmes internes de notation des banques », rapport du groupe de travail sur la modélisation, *Comité de Bâle sur le contrôle bancaire*, janvier 2000.

Pinches G.E. et Mingo K.A. (1975), "The Role of Subordination and Industrial Bond Ratings", *Journal of Finance* 30, pp. 201-206.

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.

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.

Richards, A., Deddouche, D., (1999), "Bank Rating Changes and Bank Stock Returns - Puzzling Evidence from the Emerging Markets", *IMF Working Papers* 99 /151, International Monetary Fund.

Rojas-Suarez L. (2000), "Can International Standards Strengthen Banks in Emerging Markets?", *Working Paper*, Institute for International Economics.

Rojas-Suarez L. (2001), "Rating Banks in Emerging Markets: What Credit Rating Agencies should Learn from Financial Indicators", *Working Paper*, Institute for International Economics.

Saidenberg M., Schuermann T., (2003), "The New Basel Capital Accord and questions for research", The Wharton Financial Institutions Center, *Working paper* n° 03-14.

Schuermann T. et Jafry Y., (2003), "[Measurement and Estimation of Credit Migration Matrices](#)," *Center for Financial Institutions Working Papers* 03-08, Wharton School Center for Financial Institutions, University of Pennsylvania.

Servigny de A., Métayer B. et Zelenko I., (2006), « Le Risque de Crédit », 3e Ed., *DUNOD*, Paris.

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.

Sinkey J. (1975), "A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of problem banks", *Journal of Finance* 30, 21-36.

Sobehart, J.R., Keenan, S.C., Stein, R.M, (2000), "Benchmarking Quantitative Default Risk Models : A Validation Methodology", Moody's Investors Service, <http://riskcalc.moodysrms.com/us/research/crm/53621.pdf>.

S&P (2002), "Corporate Rating Criteria", Standard&Poor's, <http://www.standardandpoors.com>.

Thomson J.B. (1991), "Predicting Bank Failures in the 1980s", *Economic Review* 27, Federal Reserve Bank of Cleveland.

Thomson J.B. (1992), "Modeling the Bank Regulator's Closure Option : A Two Step Logit Regression Approach", *Journal of Financial Services Research*, 6, pp. 5-23.

« Update to Proposal to Incorporate Joint-Default Analysis into Moody's Bank Rating Methodology », Appel à commentaires, *Moody's Investors Service*, avril 2006.

White, L.J., (2001), "The Credit Rating Industry : An Industrial Organisation Analysis", *Working Paper*, New York University.

## ANNEXE A

**TAB. A.1 - Liste des variables explicatives de type CAMEL**

<b>Variable</b>	<b>définition</b>	<b>Catégorie CAMEL</b>	<b>Signe attendu</b>
EQTA	Equity/Total Assets	C	-
EQTL	Equity/Total Loans	C	-
NPLTA	Non Performing Loans/Total Assets	A	+
NPLGL	Non performing Loans/Gross Loans	A	+
NLTA	Net Loans/Total Assets	A	+
TLTOEA	Total Loans/Total Other Earning Assets	A	+
TOEATA	Total Other Earning Assets/Total Assets	A	+
LLRTA	Loan Losses Reserves/Total Assets	A	+/-
LLRGL	Loan Losses Reserves/Gross Loans	A	+/-
LLRNPL	Loan Losses reserves/Non Performing Loans	A	-
PXTOX	Personal Expenses/ Total Operating Expenses	M	-
OVTA	Overheads/Total Assets	M	+
TOITA	Total Operating Income/Total Assets	M	-
TOXTOI	Total Operating Expenses/Total Operating Income	M	+
NI	Net income	E	-
NIM	Net Interest Margin	E	-
ROE	Net Income/Equity	E	+/-
ROA	Net Income/Total Asset	E	+/-
IITOI	Interest Income/Total Operating Income	E	+/-
LIQATA	Liquid Assets/Total Assets	L	-
TDTA	Total Deposits/Total Assets	L	+/-
TDTLIAB	Total Deposits/Total Liabilites	L	+
TLTD	Total Loans/Total Deposits	L	+/-
TLCSTF	Total Loans/Customer and Short term Funding	L	+

**TAB. A.2 - Définition des classes de rating *Moody's* de dépôts bancaires** <sup>44</sup>

<b>Notation <i>Moody's</i></b>	<b>Interprétation</b>
Aaa	Les banques présentent une qualité de crédit exceptionnelle et le niveau de risque le plus faible. Si la qualité de crédit de ces banques est susceptible d'évoluer, il est très improbable que ces changements, tels que l'on peut les envisager, puissent altérer sensiblement leur position fondamentalement solide.
Aa	Les banques présentent une excellente qualité de crédit mais affichent une notation inférieure aux banques notées Aaa, car leur sensibilité aux risques à long terme semble un peu plus marquée. Les marges de couverture ne sont probablement pas aussi importantes que pour les banques notées Aaa, ou bien la variation des facteurs de protection peut être de plus grande amplitude.
A	Les banques présentent une bonne qualité de crédit. Néanmoins, certains facteurs autorisent à ne pas exclure une éventuelle dégradation à long terme.
Baa	Les banques présentent une qualité de crédit satisfaisante. Néanmoins, certains facteurs peuvent faire défaut ou s'avérer intrinsèquement peu fiables à long terme.
Ba	Les banques présentent une qualité de crédit discutable. La capacité de ces banques à assurer le paiement ponctuel de leurs obligations de dépôts semble incertaine et par conséquent difficilement garantie pour l'avenir.
B	Les banques présentent généralement une mauvaise qualité de crédit. L'assurance d'un paiement ponctuel des dépôts sur une longue période est limitée.
Caa	Les banques dont les dépôts sont notés Caa présentent une qualité de crédit extrêmement mauvaise. Ces banques sont susceptibles de faire défaut ou peuvent présenter des facteurs de risque eu égard à leur capacité financière.
Ca	Les banques font généralement défaut sur leurs obligations de dépôts.
C	Les banques font généralement défaut sur leurs obligations de dépôts et la probabilité d'une récupération sur les pertes est faible.

Source : *Moody's Investors Service, Global Credit Research*

<sup>44</sup> *Moody's* applique des coefficients numériques allant de 1 à 3 correspondant à chaque catégorie de notation de Aa à Caa. Le coefficient 1 indique que l'établissement bancaire se situe dans la fourchette haute de l'échelle alphabétique; le coefficient 2 correspond à une notation intermédiaire et le coefficient 3 correspond à un établissement bancaire situé dans la fourchette basse de la catégorie alphabétique.

**TAB. A.3 - Fréquences des banques notées selon *Moody's* par pays**

Pays	Code	Nombre de Banques Actives	Nombre de Banques Défaillantes	Nombre de Banques	Fréquence
Argentine	AR	18	5	23	6.70
Bolivia	BO	4	1	5	1.46
Brésil	BR	39	10	49	14.28
Colombie	CO	18	4	22	6.41
Tchéquie	CZ	3	1	4	1.17
Hong Kong	HK	8	2	10	2.91
Croatie	HR	4	1	5	1.46
Indonésie	ID	12	1	13	3.79
Corée du Sud	KR	34	5	39	11.37
Lituanie	LT	4	1	5	1.46
Lettonie	LV	2	1	3	0.87
Mexique	MX	15	4	19	5.54
Malaisie	MY	10	3	13	3.79
Panama	PA	5	1	6	1.75
Pérou	PE	10	2	12	3.50
Pologne	PL	14	3	17	4.96
Roumanie	RO	10	2	12	3.50
Russie	RU	7	1	8	2.33
Singapour	SG	6	1	7	2.04
Slovénie	SI	2	1	3	0.87
Slovaquie	SK	5	2	7	2.04
Thaïlande	TH	28	6	34	9.91
Taiwan	TW	9	2	11	3.21
Ukraine	UA	3	1	4	1.17
Venezuela	VE	11	1	12	3.50
		281	62	343	100

**TAB. A.4 - Définition des classes de rating S&P de crédit à long terme<sup>45</sup>**

Notation S&P	Interprétation
AAA	La Banque a une extrêmement forte capacité à remplir ses engagements financiers.
AA	La différence avec AAA est petite. La banque a une très forte capacité à remplir ses engagements financiers.
A	Une banque classée A est plus sensible aux effets de change et aux circonstances économiques. Néanmoins, sa capacité à remplir ses engagements reste forte.
BBB	La banque a des paramètres de protection adéquate. Néanmoins, des conditions économiques adverses ou des circonstances changeantes sont plus de nature à conduire à une capacité affaiblie à remplir les engagements financiers.
BB, B, CCC et CC	Les banques notées BB, B, CCC et CC sont considérées comme présentant des caractéristiques spéculatives significatives. La note BB indique le degré de spéculation le plus faible et la note CC le plus élevé. Bien que ces banques conservent certaines qualités et caractéristiques de protection, ceci doit être contrebalancé par d'importantes incertitudes ou des expositions majeures à des conditions adverses.
D	Une banque classée D est en défaut de paiement.

Source : *Standard&Poor's*

<sup>45</sup> Les notations S&P (de AA à CCC) peuvent être modifiées par l'ajout d'un signe (+) ou (-) pour montrer la position relative dans la catégorie.

**TAB. A.5 - Fréquences des banques notées selon S&P par pays**

Pays	Code	Nombre de Banques Actives	Nombre de Banques Défaillantes	Nombre de Banques	Fréquence
Argentine	AR	12	5	17	5.25
Bolivia	BO	6	2	8	2.47
B Brésil	BR	32	8	40	12.34
Colombie	CO	12	1	13	4.01
Chili	CL	11	3	14	4.32
Hong Kong	HK	13	2	15	4.63
Croatie	HR	5	1	6	1.85
Indonésie	ID	10	2	12	3.70
Corée du Sud	KR	13	6	19	5.86
Mexique	MX	11	1	12	3.70
Malaisie	MY	10	2	12	3.70
Panama	PA	14	1	15	4.63
Pérou	PE	7	1	8	2.47
Pologne	PL	11	4	15	4.63
Roumanie	RO	9	2	11	3.39
Russie	RU	13	1	14	4.32
Singapour	SG	9	4	13	4.01
Slovénie	SI	5	1	6	1.85
Slovaquie	SK	6	1	7	2.16
Thaïlande	TH	13	3	16	4.94
Taiwan	TW	34	6	40	12.34
Venezuela	VE	9	2	11	3.39
		265	59	324	100

## Résultats du modèle logit de défaut

### Le cas Moody's :

---- GiveWin 2.30 session started at 11:57:46 on Friday 18 May 2007 ----

Base de données.xls loaded from C:\Documents and Settings\ISMAIEL\Bureau\programmes économétries\Base de données.xls

Ox version 3.40 (Windows) (C) J.A. Doornik, 1994-2004

Ox version 3.40 (Windows) (C) J.A. Doornik, 1994-2004

Logitjd package version 3.01, object created on 18-05-2007

---- Logitjd 3.01 session started at 11:58:11 on 18-05-2007 ----

CS( 1) Modelling défaut by Logit

The estimation sample is 1 - 2759

Dropped 1460 observation(s) with missing values from the sample

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
Constant	1.82474	0.8530	2.14	0.033
EQTL	-0.00139490	0.0004093	-3.41	0.001
PXTOX	-0.0403639	0.01163	-3.47	0.001
NPLTA	0.0321044	0.009003	3.57	0.000
LLRTA	-0.218738	0.03932	-5.56	0.000
LLRNPL	-0.00731086	0.003314	-2.21	0.028
OVTA	0.249435	0.03248	7.68	0.000
IITOI	0.00172577	0.0002625	6.57	0.000
TDTA	-0.0367247	0.006685	-5.49	0.000
LOGTOTASSET	-0.0830570	0.08884	-0.935	0.350
LIQATA	-0.0344668	0.01881	-1.83	0.067
NIM	-0.270393	0.04182	-6.47	0.000

log-likelihood	-100.48607	no. of states	2
no. of observations	1299	no. of parameters	12
baseline log-lik	-249.1137	Test: Chi^2( 11)	297.26 [0.0000]**
AIC	224.972141	AIC/n	0.173188715
mean(défaut)	0.047729	var(défaut)	0.045451
Newton estimation (eps1=0.0001; eps2=0.005): Strong convergence			

	Count	Frequency	Probability	loglik
State 0	1237	0.95227	0.95227	-43.23
State 1	62	0.04773	0.04773	-57.26
Total	1299	1.00000	1.00000	-100.5

Table of actual and predicted

	State 0	State 1	Sum actual
State 0	1235	2	1237
State 1	23	39	62
Sum pred	1258	41	1299

## Le cas S&P :

---- GiveWin 2.30 session started at 21:23:24 on Saturday 19 May 2007 ----

classeur base de données S&P.xls loaded from C:\Documents and Settings\  
ISMAIEL\Bureau\modèle S&P\classeur base de données S&P.xls

Ox version 3.40 (Windows) (C) J.A. Doornik, 1994-2004

Ox version 3.40 (Windows) (C) J.A. Doornik, 1994-2004

Logitjd package version 3.01, object created on 19-05-2007

---- Logitjd 3.01 session started at 21:23:37 on 19-05-2007 ----

CS( 1) Modelling défaut by Logit

The estimation sample is 1 - 2589

Dropped 1570 observation(s) with missing values from the sample

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
Constant	0.823180	2.326	0.354	0.724
EQTL	-0.0615754	0.01529	-4.03	0.000
PXTOX	-0.0547296	0.02848	-1.92	0.055
NPLTA	0.0970984	0.02612	3.72	0.000
LLRTA	-0.776510	0.1687	-4.60	0.000
LLRNPL	-0.00595261	0.003479	-1.71	0.087
OVTA	0.0954247	0.03551	2.69	0.007
IITOI	0.00480943	0.001043	4.61	0.000
TDTA	-0.0353860	0.01742	-2.03	0.042
LOGTOTASSET	0.224333	0.2059	1.09	0.276
LIQATA	-0.167318	0.06868	-2.44	0.015
NIM	-0.630124	0.1374	-4.59	0.000

log-likelihood	-24.5589914	no. of states	2
no. of observations	1019	no. of parameters	12
baseline log-lik	-225.3513	Test: Chi^2( 11)	401.58 [0.0000]**
AIC	73.1179828	AIC/n	0.0717546446
mean(défaut)	0.0578999	var(défaut)	0.0545475

Newton estimation (eps1=0.0001; eps2=0.005): Strong convergence

	Count	Frequency	Probability	loglik
State 0	960	0.94210	0.94210	-12.86
State 1	59	0.05790	0.05790	-11.70
Total	1019	1.00000	1.00000	-24.56

Table of actual and predicted

	State 0	State 1	Sum actual
State 0	955	5	960
State 1	7	52	59
Sum pred	962	57	1019

**TAB. A.6 - Résumé de la matrice de transition<sup>46</sup> à un an du rating de *Moody's* sur la période 1998 - 2005**

Ratings From	Rating To							
	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Caa-C	Default
Aaa	100.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
Aa	0.00%	87.05%	12.95%*	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
A	0.00%	1.81%	94.55%	3.64%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
Baa	0.00%	0.00%	13.36%	78.30%	8.33%	0.00%	0.00%	0.00%
Ba	0.00%	0.00%	0.00%	12.57%	81.73%	3.77%	1.92%	0.00%
B	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	15.33%	81.64%	3.03%	0.00%
Caa-C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	10.71%	64.80%	24.49%

*Letter Migration Rate Summary Excluding Withdrawn Ratings*

© Copyright 2007, *Moody's Investors Service, Inc.* All rights reserved..

*Average 1 - Year(s) Rating Migrations Rates for 01/01/98 - 12/31/05*

\*En moyenne sur la période 1998-2005, les banques notées (Aa) avaient 12.95% de chance de migrer vers la classe de notation (A) sur l'horizon de risque annuel.

**TAB A.7 - Résumé de la matrice de transition à un an du rating de *S&P* sur la période 1998 - 2005**

Rating	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	D
AAA	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
AA	0,00	83,33	16,67	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
A	0,00	5,88	82,35	11,76	0,00	0,00	0,00	0,00
BBB	0,00	0,00	4,82	79,52	13,25	2,41	0,00	0,00
BB	0,00	0,00	0,00	11,93	82,57	0,92	0,00	4,59
B	0,00	0,00	0,00	0,00	9,26	87,04	0,00	3,70*
CCC/C	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	33,33	33,33	33,33

*Standard & Poor's CreditPro® Corporate Ratings* (<http://creditpro.sandp.com>)

Copyright © 2006, *Standard & Poor's, a division of The McGraw-Hill Companies, Inc.* All right reserved.

\* En moyenne sur la période 1998-2005, les banques notées B avaient 3.70% de chance de migrer vers la classe Défaut sur l'horizon de risque annuel.

<sup>46</sup> Les matrices de transition sont des tables à double entrée, qui pour un horizon donnée, fournissent la probabilité qu'un émetteur ou instrument, appartenant à une classe de rating initiale passe dans une autre classe en cours de la période. Les taux de transition réalisés sont les pourcentages suivant lesquels, au coup suivant, l'émetteur conserve sa note de crédit de long terme ou bien migre ou transite vers une note de long terme soit inférieure ou supérieure ou bien fait défaut. Le principe est de définir un large échantillonnage de crédits sur une période historique passée, suffisamment longue pour être représentative. Sur cette base une statistique des migrations est obtenue, permettant de déduire l'ensemble des composantes de la matrice de transition. L'horizon privilégié a en général été d'un an, c'est-à-dire que les probabilités de migrations sont des probabilités à un an.

