

Rating et probabilité de défaut des entreprises européennes : détermination par un modèle de régression logistique ordonné



Éric Paget-Blanc

Maître de Conférence
Université d'Evry – Val d'Essonne
Chercheur associé, CREFIB,
Consultant, Fitch
eric.paget-blanc@socio.univ-evry.fr

La réglementation prudentielle bancaire a connu une évolution importante en 2001, avec la proposition du Comité de Bâle visant à utiliser les probabilités de défaut (Pd) pour déterminer les pondérations attachées aux actifs bancaires. La publication de ce texte nous amène naturellement à une réflexion sur les modèles permettant de déterminer la probabilité de défaut d'un emprunteur. Se pose notamment la question de savoir en quelle mesure il est possible pour une banque de déterminer la probabilité de défaut à partir d'informations observables et disponibles pour l'ensemble des emprunteurs, ce qui se résume essentiellement à des données financières tirées des comptes publiés par les entreprises et à la connaissance du secteur auquel celles-ci appartiennent. Dans cet article, nous acceptons l'hypothèse selon laquelle la probabilité de défaut peut être déterminée à partir des ratings attribués par les agences de notation. À partir des méthodologies publiées par les agences et de la littérature sur les déterminants des ratings, nous tenterons d'identifier les principaux facteurs expliquant les ratings. En un second temps, nous proposerons un modèle permettant de déterminer le rating et la probabilité de défaut à partir de données financières publiées par les entreprises.

I Les déterminants des ratings : revue de la littérature

1. *Les approches traditionnelles*

Différentes approches ont été développées afin de modéliser le calcul de Pd . Des recherches entreprises par certaines banques centrales¹ et par des universitaires² ont proposé des modèles de scoring. Plus récemment, des modèles quantitatifs permettant de calculer directement la probabilité de défaut ont été produits par les agences de rating³, et des méthodes traitant la probabilité de défaut comme une variable stochastique ont été développées⁴. Une revue détaillée de ces différentes approches a été proposée par le Comité de Bâle (2000). Une autre manière de modéliser les déterminants de Pd consiste à utiliser les ratings réalisés par les principales agences de notation, Fitch, Moody's et Standard & Poors. Les agences de notation calculent régulièrement et publient le taux de défaut observé historiquement pour chaque niveau de note et pour différents horizons de temps variant d'une à dix années (*voir annexe*). Ceci permet d'associer une probabilité de défaut à chacun des 21 à 24 crans contenus dans l'échelle des notes des trois agences. La détermination de la probabilité de défaut sur un horizon de temps donné revient alors à déterminer le rating de l'entreprise.

Les agences de notation indiquent, dans les notes méthodologiques qu'elles publient⁵, les critères qualitatifs et quantitatifs sur lesquels se fondent leurs ratings. L'approche des agences⁶ s'appuie sur une analyse des données financières recueillies dans les comptes publiés, mais également sur une évaluation de la stratégie et du management de l'entreprise, de sa position concurrentielle, et des risques liés au secteur dans lequel elle évolue, éléments qui sont de nature qualitative. La spécificité de l'analyse qualitative suivie par les agences réside dans le mode de détermination de la note,

L'auteur remercie Elie Hériard-Dubreuil pour son aide précieuse dans le traitement statistique des données, ainsi que Joël Bessis pour ses conseils avisés.

qui ne suit pas un algorithme prédéfini, tel que le calcul d'un score, mais est le fruit de la confrontation d'opinions émises par des analystes et des économistes réunis en comité dit de notation, qui permet la prise en compte d'informations non quantifiables. Cette approche se distingue également des modèles quantitatifs précités par le fait que les notes intègrent des informations non publiques auxquelles les analystes des agences ont accès.

Sur le plan académique, plusieurs études empiriques ont été réalisées afin d'identifier les déterminants des ratings. Les premières études, parmi lesquelles Horrigan (1966), West (1970) et Pogue et Soldofsky (1969), ont utilisé de simples modèles de régression par les moindres carrés, ayant pour variable dépendante le rating. Dans l'ensemble, les calculs des coefficients de détermination indiquent qu'une proportion importante du rating (jusqu'à 79 % dans l'étude de West) peut être expliquée avec un nombre relativement réduit de variables financières (entre trois et cinq). Les facteurs qui ont le plus d'influence sur le rating sont l'actif total, le niveau d'endettement (mesuré par rapport aux fonds propres ou au cash-flow), la couverture des charges d'intérêt, la rentabilité et la volatilité des résultats. Il est intéressant de constater que les variables de liquidité (BFR, rotation des stocks, durée du crédit fournisseurs) ne sont pas citées. Cependant, comme l'ont noté Kaplan et Urwitz (1979), cette approche suppose que les différentes valeurs que prend la variable dépendante sont également espacées, c'est-à-dire que la différence de risque entre un émetteur noté AAA et un émetteur noté AA est égale à celle existant entre un BBB et un BB. Or, l'observation des probabilités de défaut par rating (*Annexe*) indique clairement que cela n'est pas le cas.

Par la suite, les chercheurs ont fait un plus grand usage de l'analyse discriminante linéaire (Pinches & Mingo, 1973) et quadratique (Pinches & Mingo, 1975 ; Altman & Katz, 1976 ; Perry, Cronan & Henderson, 1985). Cette approche consiste à déterminer empiriquement la combinaison linéaire (ou quadratique) de variables qui permet de discriminer le mieux les entreprises de même rating, c'est-à-dire de maximiser la variance entre chaque groupe d'entreprises de même rating relativement à la variance à l'intérieur de chaque groupe. Ces études montrent, que lorsqu'elles sont appliquées à des échantillons tests d'entreprises, les fonctions score obtenues permettent de déterminer de manière exacte la note de l'entreprise dans 60 % à 80 % des cas. Peavy et Edgar (1983) parvenaient à un taux de 91,6 %, mais en appliquant le modèle à l'échelle court terme simplifiée des agences, qui ne comprend que trois crans, et ne peut pas être valablement utilisé pour l'estimation de *Pd*. Ces résultats, en apparence satisfaisants, doivent être considérés avec précaution, en raison des limites méthodologiques que présente l'analyse discriminante. En effet, celle-ci ne saisit pas le caractère ordinal des ratings, car ce type d'analyse revient à tenter de classer la variable expliquée en différentes catégories qui ne sont pas ordonnées ; par ailleurs, elle suppose que les variables dépendantes suivent une loi normale multivariée, hypothèse qui n'a pas été systématiquement vérifiée dans ces études. La portée de ces études est également limitée par le fait que les agences ont élargi leurs échelles de notation au début des années 1980, en introduisant, pour chaque catégorie de note, des niveaux intermédiaires représentés

par des + et des - sur les échelles Fitch et S & P et par des chiffres 1,2 et 3 pour l'échelle Moody's. Les échelles comprennent aujourd'hui entre 21 (Moody's) et 24 (Fitch) crans, contre seulement 10 dans les échelles antérieures aux années 80, période pendant laquelle les données des études précitées ont été collectées. D'autre part, la quasi-totalité de ces études a été réalisée sur des échantillons d'entreprises américaines, et leurs résultats ne s'appliquent pas nécessairement aux entreprises européennes.

2. L'approche logistique

Les études les plus récentes se sont tournées vers les approches logistiques, qui permettent de modéliser des variables discrètes et présentent l'avantage de ne pas requérir que les variables indépendantes aient une distribution normale. Les fonctions logistiques de type LOGIT/PROBIT permettent de modéliser les variables dichotomiques ou polytomiques dont le comportement n'est pas linéaire. Kaplan et Urwitz (1979) ont réalisé l'une des premières études utilisant un modèle PROBIT polytomique ordonné. Ce type de fonction logistique permet de discriminer une variable dépendante discrète Y_n (le rating de la firme n) pouvant prendre des valeurs k , k étant un nombre entier variant entre 1 et L . Le nombre de valeurs prises par Y_n est ici supérieur à deux, ce qui distingue le modèle des fonctions dichotomiques, où la variable est binaire ; elle est adaptée à la modélisation des déterminants des ratings⁷, alors que les fonctions dichotomiques permettent de modéliser le risque de défaut. Dans un modèle polytomique ordonné, une variable score Z_n est associée à Y_n , Z_n est obtenue par combinaison linéaire de variables X_n ; elle s'écrit sous la forme :

$$Z_n = \beta' \cdot X_n$$

où β est le vecteur des coefficients d'une combinaison linéaire des variables indépendantes X_n . Z est une variable continue partitionnée en k intervalles. Les bornes de chaque intervalle sont définies par des valeurs seuils de Z notées α_k .

Les conditions de détermination de Y_n en fonction de Z_n sont les suivantes :

$$\begin{aligned} Y_n &= 1 \text{ si } Z_n \leq \alpha_1 \\ Y_n &= 2 \text{ si } \alpha_1 < Z_n \leq \alpha_2 \\ &\vdots \\ Y_n &= L \text{ si } \alpha_{L-1} < Z_n \end{aligned}$$

Les valeurs seuils α_k et le vecteur des coefficients β de la combinaison linéaire sont obtenus par maximisation de la fonction log-vraisemblance suivante⁸ :

$$l(\beta, \alpha) = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^g \log(P(Y_n = k | X_n, \beta, \alpha)) \cdot 1(Y_n = k)$$

où $1(\cdot)$ est une fonction indicatrice prenant la valeur 1 si la condition $Y_n = k$ est vérifiée et 0 si elle ne l'est pas.

On détermine la probabilité pour que chaque valeur de Y_n appartienne à une catégorie de rating k de la manière suivante :

$$\begin{aligned} P(Y_n = 1 | X_n, \beta, \alpha) &= F(\alpha_1 + \beta X_n) \\ P(Y_n = 2 | X_n, \beta, \alpha) &= F(\alpha_2 + \beta X_n) - F(\alpha_1 + \beta X_n) \\ P(Y_n = k | X_n, \beta, \alpha) &= F(\alpha_k + \beta X_n) - F(\alpha_{k-1} + \beta X_n) \\ P(Y_n = L | X_n, \beta, \alpha) &= 1 - F(\alpha_{L-1} + \beta X_n) \end{aligned}$$

F étant une fonction logistique de la forme

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}.$$

Chandy & Duett (1990) ont utilisé la régression logistique LOGIT et l'analyse discriminante multivariée pour identifier les déterminants des ratings ; cependant, ils ont limité leur test aux ratings de papier commercial, dont l'échelle ne comprend que 4 crans. Resti et Omacini (2001) ont appliqué un modèle logistique multinomial ; les modèles multinomiaux présentent l'avantage de pouvoir s'appliquer à une variable dépendante non binaire. Cependant, dans un modèle de régression logistique multinomiale, l'endogène est une variable cardinale, ce qui ne permet pas de saisir le caractère ordinal des ratings. L'intérêt de cette étude réside principalement dans l'échantillon utilisé, qui est composé exclusivement d'entreprises européennes. Ces études, dans l'ensemble, parviennent à identifier les facteurs explicatifs des ratings et s'accordent sur la nature des variables financières exerçant une influence significative sur les ratings, à savoir la taille, l'endettement, et la rentabilité, pour ne citer que les principales. Le modèle de Kaplan et Urwitz fournit une prévision exacte du rating dans les deux tiers des cas ; les auteurs constatent que les résultats ne sont pas significativement différents de ceux obtenus avec une régression par les moindres carrés. Cependant, ils se fondent sur l'« ancienne » échelle des agences à neuf crans. Chandi et Duett ne constatent pas non plus de différences significatives entre les résultats obtenus par les modèles logistiques et par l'analyse discriminante multivariée. Resti et Omacini parviennent à prédire correctement entre 54 % et 64 % de ratings d'un échantillon test, mais en utilisant une échelle de rating simplifiée comprenant seulement six niveaux de note.

En conclusion, les résultats de ces études montrent qu'il est possible d'expliquer une part non négligeable du rating avec un nombre relativement peu élevé de variables financières. En revanche, elles ne parviennent pas à proposer un modèle de détermination des ratings présentant un degré de précision satisfaisant, du moins susceptible de permettre la détermination des probabilités de défaut. La faible capacité prédictive des modèles de rating accrédite la théorie selon laquelle les notes des agences contiennent des informations privilégiées que l'on ne peut intégrer dans un modèle quantitatif. Sous cette hypothèse, le rating contient une prime informationnelle forte et l'information n'est que partiellement transmise par les spreads aux prêteurs, ce qui suppose un marché du crédit faiblement efficient. Le faible degré de précision des modèles présentés peut également s'expliquer par le fait qu'ils n'intègrent pas suffisamment de variables spécifiques aux secteurs dans lesquelles évoluent les entreprises. Les documents méthodologiques publiés par les agences indiquent, en effet, que le risque sectoriel revêt une importance déterminante dans l'attribution des notes par les agences.

Dans l'étude empirique qui suit, nous proposons un modèle de détermination de la probabilité de défaut des entreprises européennes s'appuyant sur la relation entre le rating et Pd , et comprenant à la fois des variables communes à toutes les entreprises et des variables propres à chaque secteur d'activité. L'échantillon est constitué uniquement d'entreprises européennes.

II Étude empirique

1. Champ

L'échantillon est composé d'entreprises industrielles et commerciales européennes notées par Fitch ou S & P. Nous avons retenu l'hypothèse, généralement acceptée, que les écarts de notes entre les trois principales agences n'étaient pas significatifs⁹, et qu'en conséquence, le lien entre la note et la probabilité de défaut est indépendant de l'agence qui a attribué la note. L'échantillon d'entreprises européennes comprend un total de 274 ratings attribués à des entreprises situées dans 10 pays européens ; pour chaque entreprise retenue, nous avons observé le niveau de la note en 2001 et, pour les entreprises dont la note a été modifiée depuis 1990, le ou les niveaux antérieurs de cette note. Nous avons également constitué un échantillon test, qui ne sera pas utilisé pour l'estimation empirique des paramètres du modèle ; compte tenu du nombre relativement faible d'entreprises notées en Europe, nous avons été contraints de réduire cet échantillon à 10 %, soit 27 entreprises, de l'échantillon utilisé pour l'estimation des paramètres. Les entreprises situées dans des pays dont la note est spéculative (inférieure à BBB-) ont été exclues de l'échantillon. En effet, les agences de notation ont adopté le principe de plafonner la note d'un émetteur par la note du pays dans lequel il est situé afin de prendre en compte le risque de transfert¹⁰. En conséquence, dans un pays faiblement noté, la note d'une entreprise présentant une bonne santé financière serait égale à celle du pays, reflétant ainsi les facteurs intervenant dans la notation du risque souverain et non ceux d'une entreprise industrielle ou commerciale. Nous avons également exclu de l'échantillon les entreprises publiques, définies comme les entreprises dont la dette est garantie par l'Etat, et dont la note traduit le soutien de l'Etat et non la situation financière intrinsèque.

Nous avons recueilli les comptes et les principaux ratios de l'exercice comptable précédant l'observation de la ou des notes de chaque entreprise de l'échantillon. En nous fondant sur les principaux soldes intermédiaires de gestion, postes de bilan, et ratios jugés les plus pertinents par les agences de notation¹¹, nous avons retenu un ensemble de 20 indicateurs financiers. Cet ensemble comprend des indicateurs de croissance – rentabilité, de couverture des frais financiers, d'endettement, de capitalisation, de taille, de capacité à dégager des cash-flows, et de liquidité¹². La plupart de ces indicateurs prennent la forme de ratios, ce qui permet de comparer des indicateurs financiers pour des entreprises de tailles différentes. Les critères de taille de l'entreprise (actif total, chiffre d'affaires, log de l'actif et fonds propres) ne sont pas exprimés sous forme de pourcentage, mais en valeur puisque leur objectif est précisément de mesurer le lien entre la taille de l'entreprise et le rating. Le logarithme a également été retenu pour l'actif total, dont certaines valeurs observées, notamment pour les entreprises opérant dans l'industrie lourde, sont fortement éloignées des autres observations de l'échantillon, rendant ainsi difficile l'identification d'un lien statistique avec le rating.

L'essentiel de l'échantillon est composé d'entreprises situées dans des pays notés AAA ; aucune entreprise de l'échantillon n'est située dans un pays noté dans les catégories

AA- à A-. Les observations plafonnées par un rating pays situé dans le bas de la catégorie d'investissement (BBB + à BBB-), et qui sont susceptibles d'être plus influencées par les facteurs macro-économiques ou politiques que par des éléments propres à l'entreprise, ne représentent que 1,1 % de l'échantillon. Il s'agit d'entreprises situées en Pologne et en République Tchèque. En revanche, les notes d'entreprises britanniques sont sur-représentées, avec 75,55 % de l'échantillon européen, ce qui s'explique par le fort développement de la notation dans les pays anglo-saxons par rapport aux autres pays. Compte tenu du faible nombre d'entreprises notées dans les autres pays européens, il n'est pas possible de constituer un échantillon représentatif en maintenant une distribution équilibrée par pays¹³.

La répartition par note fait apparaître que seulement 9,1 % des notes sont en catégorie spéculative (inférieures à BBB-), ce qui constitue une faiblesse par rapport aux études présentées plus haut, qui portent en quasi-totalité sur des échantillons américains. En effet, le modèle présenté dans cet article est bâti à partir d'informations obtenues sur des entreprises présentant une qualité de crédit élevée. De ce fait, quel que soit le degré de signification du modèle obtenu, son application à des petites et moyennes entreprises devra être accompagnée de certaines précautions. Ceci est lié à la difficulté qu'a rencontrée le marché du *high-yield* à se développer en Europe, alors que les émetteurs en catégorie spéculative représentent une part conséquente du marché obligataire américain.

Pour chaque note observée, nous avons également indiqué le secteur dans lequel évolue l'entreprise. Cinq secteurs d'activité ont été identifiés (*tableau 1*). Cette désagrégation a été effectuée sous la double contrainte de constituer des sous-populations de taille raisonnable pour être statistiquement représentative et de maintenir l'homogénéité des entreprises du point de vue des facteurs de risques sectoriels. Les cinq secteurs retenus sont ainsi classés par niveau croissant d'intensité capitalistique, qui constitue un facteur de risque majeur et constitue une clef de répartition sectorielle des entreprises couramment retenue par les agences de notation¹⁴.

Tableau 1. Répartition des observations par secteur d'activité (en %)

Secteur 1 (communication/services)	18,2
Secteur 2 (distribution/commerce)	23,7
Secteur 3 (<i>utilities</i> /transport)	22,6
Secteur 4 (Industries diverses)	13,1
Secteur 5 (Industrie lourde)	22,3
Total	100,0

2. Sélection des variables du modèle

La première étape de l'étude empirique consiste à identifier les variables qui ont la plus forte influence sur la probabilité de défaut. Pour cela, nous utilisons le coefficient de corrélation de Pearson (*R*). Cette mesure présente un certain nombre de limites : elle suppose que les variables sont stationnaires et ne traduit pas forcément un lien de causalité.

Elle permet cependant de filtrer les nombreux indicateurs proposés dans les documents méthodologiques des agences, afin de retenir, pour la constitution d'un modèle, ceux qui présentent un lien statistique avec *Pd*. Une prise en compte de la stationnarité aurait nécessité l'utilisation de ratios et des ratings sur plusieurs années, ce que la base de données utilisée ne nous permettait pas de réaliser.

R est calculé entre le taux de défaut et chaque variable indépendante pour l'ensemble de l'échantillon, puis pour chacun des cinq secteurs. Les probabilités de défaut ont été obtenues en utilisant les taux de défaut par rating de Moody's (*Annexe 1*). La probabilité de défaut à 10 ans a été retenue. Le choix d'un horizon de temps long se justifie par le fait que les notes des agences reflètent mieux la perception du risque à long terme. La probabilité de défaut moyenne pour l'ensemble de l'échantillon est de 4,2 %, avec un écart-type de 9,3 %. Le *tableau 2* fait apparaître la valeur des coefficients de corrélation de Pearson *R* calculés pour l'ensemble de l'échantillon et pour chacun des cinq secteurs d'activité. Seuls les coefficients de corrélation significatifs au seuil de probabilité bilatérale (notés *Sign*) de 5 % ou moins apparaissent.

Pour l'ensemble de l'échantillon, c'est avec les ratios de rentabilité, notamment *Résultat Net/Actif Moyen* et de taille (*Chiffre d'affaires* et *Logarithme de l'Actif Total*) que les corrélations avec *Pd* les plus élevées sont observées. Les indicateurs les moins corrélés avec *Pd* sont les ratios de liquidité – quatre sur cinq ne sont pas significatifs au seuil de 5 % – et le ratio de couverture des frais financiers. Une corrélation significative au seuil de 5 %, mais néanmoins peu élevée, est observée pour les indicateurs d'endettement, de capitalisation, de génération de cash-flow et de croissance du chiffre d'affaires. Ces résultats tendent à prouver que les critères de rentabilité et de taille sont les indicateurs financiers qui influencent le plus les agences de notation, avant même les ratios d'endettement et de génération de cash-flow. Ils confirment néanmoins le poids accordé par les agences à la capacité des entreprises à rembourser leur dette par la génération de cash-flow ; cependant, à la lecture des méthodologies publiées par les agences, on aurait pu s'attendre à une corrélation plus élevée que celle des critères de rentabilité avec *Pd*. La corrélation élevée des critères de taille avec *Pd*, en revanche, ne surprend pas, compte tenu de l'importance accordée par les agences au positionnement sur le marché des entreprises et à leur diversification géographique et sectorielle, qui sont directement liés à leur taille. Cependant, certains critères cités comme importants par les agences, tels que la couverture des charges financières et la liquidité, semblent ne pas avoir de poids pour l'ensemble de l'échantillon ; cette observation avait déjà été formulée par Kaplan et Urwitz (pour les ratios de couverture) et Resti & Omacini (pour les ratios de liquidité).

Pour chaque secteur, le nombre de coefficients de corrélation significatifs est plus faible que pour l'ensemble de l'échantillon : certains indicateurs sont corrélés avec *Pd* pour l'ensemble de l'échantillon, mais ne le sont pas pour certains secteurs, ce qui suggère l'existence de spécificités sectorielles en matière de déterminants du rating. En outre, les corrélations observées atteignent des niveaux plus élevés dans certains secteurs que pour l'ensemble de l'échantillon : ainsi, dans le secteur *Communications/Services*, le coefficient de

Tableau 2. Corrélation entre Pd et les indicateurs financiers des entreprises

I		Echant. total	Secteur 1	Secteur 2	Secteur 3	Secteur 4	Secteur 5
Marge opérationnelle	R	- 0,269	- 0,774		- 0,334		- 0,561
	Sign.	0,000	0,000		0,009		0,000
EBITDA/Chiffre d'affaires (CA)	R	- 0,366	- 0,799		- 0,382		- 0,550
	Sign.	0,000	0,000		0,003		0,000
Résultat net/CA	R	- 0,417			- 0,284		- 0,517
	Sign.	0,000			0,028		0,000
Résultat av. IS/Fds Propres moy.	R	- 0,341	- 0,596		0,455		- 0,427
	R	0,000	0,000		0,000		0,001
Résultat net/actif total moyen	Sign.	- 0,424	- 0,652	- 0,330			- 0,523
	R	0,000	0,000	0,013			0,000
EBITDA/frais financiers nets	R					- 0,448	
	Sign.					0,008	
Dettes financières brute/EBITDA	R	- 0,193	- 0,495			0,788	- 0,295
	Sign.	0,002	0,000			0,000	0,022
Dette fin. Nette/Fonds propres	R	0,135		0,337		0,344	
	Sign.	0,026		0,006		0,040	
Fds propres/Actif total	R	- 0,173	0,410	- 0,372			- 0,391
	Sign.	0,005	0,003	0,002			0,003
Croissance du CA	R	0,136	0,606			0,470	
	Sign.	0,035	0,000			0,012	
Cash-flow opérationnel/CA	R	- 0,268	- 0,706				- 0,579
	Sign.	0,000	0,000				0,000
Créances commerciales (en jours)	R			0,659			- 0,323
	Sign.			0,000			0,020
Dettes fournisseurs (en jours)	R						
	Sign.						
Besoin en fonds de roulement	R	0,131		0,308	- 0,336		0,384
	Sign.	0,048		0,013	0,020		0,006
Stock moyen (en jours)	R		0,398		- 0,345	0,617	
	Sign.		0,006		0,011	0,000	
Rotation du BFR (en jours)	R				- 0,382	0,598	
	Sign.				0,003	0,001	
Actif total	R	- 0,316		- 0,408			- 0,556
	Sign.	0,000		0,001			0,000
Chiffre d'affaires (CA)	R	- 0,413				- 0,506	- 0,563
	Sign.	0,000				0,032	0,003
Ln (actif total)	R	- 0,402	- 0,309	- 0,538		- 0,498	- 0,759
	Sign.	0,000	0,029	0,000		0,006	0,000
Fonds propres et quasi-FP	R	- 0,315	- 0,302	- 0,524	- 0,285		- 0,509
	Sign.	0,000	0,037	0,000	0,035		0,000

Source : FitchRatings

corrélations croisées avec les autres variables sont faibles ou nulles, afin de réduire la multicollinéarité, et qui ne figurent pas parmi les variables communes.

corrélation entre Pd et les ratios de rentabilité d' $EBITDA/CA$ et de $cash-flow/CA$ atteignent le seuil de $-0,7$. Cela indique que dans les *Communications/Services*, l'appréciation de Pd est plus influencée par le niveau de marge d'exploitation générée par l'entreprise que dans la *Distribution/Commerce*, où, en revanche, le rendement des fonds propres et de l'actif sont des facteurs fortement liés à l'appréciation du risque de défaut. Ces observations accréditent la démarche consistant à retenir des ratios spécifiques à chaque secteur, en supplément des ratios communs à l'ensemble des entreprises. Les ratios présentant des coefficients de corrélation plus élevés dans un secteur donné que pour l'ensemble de l'échantillon sont présentés dans le *tableau 3*.

Tableau 3. Coefficients de corrélation sectoriels significatifs et plus élevés que ceux de l'ensemble de l'échantillon

Secteur 1 (communication/services) :	Ratios de rentabilité et de croissance de l'activité ; Durée du stock moyen
Secteur 2 (distribution/commerce) :	Durée du crédit fournisseur et BFR ; Fonds propres et capitalisation
Secteur 3 (Utilities/transport) :	Durée du stock moyen et BFR ; Faible corrélation des ratios d'endettement et de taille
Secteur 4 (Industries diverses) :	Ratios d'endettement et de couverture des frais financiers ; Durée du stock moyen et BFR
Secteur 5 (Industrie lourde) :	Indicateurs de taille ; Capacité à générer des cash-flows

3. Traitement statistique

Deux traitements statistiques différents ont été appliqués à l'échantillon : la régression linéaire par les moindres carrés (RLMC) et la régression logistique ordonnée (RLO) de type LOGIT. Dans les deux procédures, nous avons retenu les mêmes variables. La variable dépendante est Y ; les ratings ont été préalablement codés, de manière à obtenir une variable continue et ordinale, qui varie entre 1 (pour AAA) à 21 (pour la catégorie de rating D). Nous avons sélectionné cinq variables indépendantes X_i communes à tous les secteurs. Les variables ayant une forte corrélation avec Pd ont tout d'abord été identifiées, ce qui nous a amenés à exclure les indicateurs de liquidité et de couverture des frais financiers. Afin d'éviter des problèmes de colinéarité entre variables, nous avons retenu une variable pour chaque catégorie d'indicateur (croissance et rentabilité, endettement, capitalisation, taille, et capacité à dégager des cash-flows), en prenant de soin de calculer également les coefficients de corrélation entre ces variables.

X_1 = Dette financière brute/EBITDA (indicateur d'endettement)
 X_2 = Fonds propres/total actif (indicateur de capitalisation)
 X_3 = Résultat net/actif total moyen (indicateur de rentabilité)
 X_4 = Logarithme de l'actif total (indicateur de taille)
 X_5 = Cash-flow opérationnel/chiffre d'affaires (indicateur de génération de cash-flow)

Nous avons également retenu cinq variables S_j spécifiques à chaque secteur j (le fait que le nombre de secteurs soit égal au nombre de variables communes est le fruit du hasard). Nous avons sélectionné les variables qui ont, dans chaque secteur, le plus fort degré de corrélation avec Pd , dont

les corrélations croisées avec les autres variables sont faibles ou nulles, afin de réduire la multicollinéarité, et qui ne figurent pas parmi les variables communes.

Secteur 1 (communication/services) : S_1 = marge opérationnelle
 Secteur 2 (distribution/commerce) : S_2 = durée du crédit-fournisseur (en jours de CA)
 Secteur 3 (Utilities, transport) : S_3 = Cycle du BFR (en jours de CA)
 Secteur 4 (Industries diverses) : S_4 = EBITDA/charges financières nettes
 Secteur 5 (Industrie lourde) : S_5 = Chiffre d'affaires

Nous avons introduit une variable muette $S_{0,j}$ associée à chaque secteur j telle que :

$$S_{0,j} = 1 \text{ si secteur} = j$$

$$S_{0,j} = 0 \text{ si secteur} \neq j$$

Régression linéaire par les moindres carrés (RLMC) : L'équation de régression linéaire s'écrit :

$$Y = b_0 + \sum_{i=1}^5 X_i \cdot b_i + \sum_{j=1}^5 S_{0,j} \cdot \left(\sum_{i=1}^5 X_i \cdot b_{i,j} + S_j \cdot c_j \right)$$

b_0 étant la constante, b_i les coefficients des variables communes X_i , $b_{i,j}$ les coefficients de X_i pour les entreprises des secteurs j , et c_j les coefficients des variables S_j spécifiques aux secteurs j .

L'équation comporte 5 combinaisons de 6 variables (les 5 variables communes X_1, \dots, X_5 et la variable spécifique sectorielle S_j) sectorielles, en plus des 5 variables communes à tous les secteurs, soit un total de 35 variables indépendantes. Le modèle proposé permet, d'une part, d'intégrer des variables spécifiques à chaque secteur, et d'autre part, d'accorder un poids différent aux variables communes selon les secteurs (à travers les coefficients $b_{i,j}$). Une procédure de régression linéaire pas à pas a été utilisée, ce qui permet d'éliminer les variables dont les coefficients ne sont pas statistiquement significatifs au seuil souhaité, et de retenir l'équation présentant le R^2 le plus élevé. Les variables retenues ainsi que leur coefficient, leur écart-type, leur seuil de probabilité critique et R^2 du modèle retenu apparaissent dans le *tableau 4*.

Tableau 4. RLMC : coefficients et seuil de probabilité critique – Coefficient de détermination

	Coefficient Estimé	Seuil de prob. Critique
Constante b_0	19,4688	< 0,001
$X_4 - Ln$ (Actif total)	- 1,1953	< 0,001
X_2 – Fonds propres/actif total	- 0,0373	< 0,001
$S_{0,3} \cdot X_2$	- 0,1576	< 0,001
$S_{0,3} \cdot X_5$	4,3898	0,005
X_3 – Résultat net/Actif total moyen	- 0,0998	< 0,001
$S_{0,2} \cdot S_2$	0,0386	< 0,001
$S_{0,2} \cdot X_4$	- 0,1305	0,001
$S_{0,3} \cdot X_4$	1,0682	< 0,001
$S_{0,3} \cdot S_3$	- 0,0474	< 0,001
$S_{0,3} \cdot X_1$	- 0,7825	0,005

Coefficient $R^2 = 64,5 \%$

Régression logistique ordonnée LOGIT (RLO) : La méthodologie utilisée s'appuie sur les principes des régressions logistiques ordonnées présentées dans la première partie de l'article. Le score Z permet de déterminer le rating selon les conditions définies en première partie ; il est obtenu par combinaison linéaire des variables X_i et S_j , ce qui s'écrit :

$$Z = \sum_{i=1}^5 X_i \cdot \beta_i + \sum_{j=1}^5 S_{0,j} \cdot \left(\sum_{i=1}^5 X_i \cdot \beta_{i,j} + S_j \cdot \chi_j \right)$$

β_i étant les coefficients des variables communes, $\beta_{i,j}$ les coefficients de X_i pour les entreprises des secteurs j , et χ_j les coefficients des variables S_j spécifiques à chaque secteur.

Nous avons calculé les coefficients de Z , qui apparaissent dans le *tableau 5*, avec leur écart-type, leur Statistique t et leur seuil de probabilité critique. Les valeurs seuils α_k du score Z pour chaque niveau de la variable Y ont été calculées ; ces résultats apparaissent dans le *tableau 6*. Aucune valeur seuil pour le score Z n'a pu être obtenue pour les ratings situés entre B et CC , ainsi que pour CCC , car nous n'avons pu recueillir d'observation pour cette catégorie de note.

Tableau 5. RLO : Coefficients, seuil de probabilité critique et R^2 de la fonction logistique F

	Coefficient Estimé	Seuil de prob. Critique
$X_4 - Ln$ (Actif total)	-0,97209	< 0,001
$X_2 -$ Fonds propres/actif total	-0,0371	< 0,001
$S_{0,3} \cdot X_2$	-0,1336	< 0,001
$S_{0,3} \cdot X_5$	4,3167	0,013
$X_3 -$ Résultat net/Actif total moyen	-0,1176	< 0,001
$S_{0,2} \cdot S_2$	0,0469	< 0,001
$S_{0,2} \cdot X_4$	-0,1209	0,004
$S_{0,3} \cdot X_4$	0,8624	< 0,001
$S_{0,3} \cdot S_3$	-0,0442	< 0,001
$S_{0,3} \cdot X_1$	-0,5050	0,108

Coefficient $R^2 = 49,4 \%$

Afin d'évaluer les performances du modèle RLO, le score a été calculé pour tous les ratings de l'échantillon, et à partir des valeurs seuils, les codes de rating estimés par le modèle ont été obtenus (*tableau 7*) ; la variable expliquée dans un modèle logistique étant discrète, les codes obtenus par l'équation de régression sont des nombres entiers qui correspondent exactement à des ratings. Ils sont comparés aux ratings codés observés des 247 entreprises de l'échantillon général, ce qui permet de calculer l'erreur d'estimation moyenne, et la distribution des erreurs. Le R^2 a été calculé. Le modèle a été ensuite appliqué à l'échantillon-test de 27 ratings, et les ratings codés estimés ont été comparés aux ratings observés ; l'erreur moyenne et la distribution des erreurs ont été calculées. La variable dépendante d'un

modèle RLMC est continue (dans ce cas précis, il s'agit du code du rating), alors que la RLO permet de déterminer directement une variable discrète. Ceci constitue la principale limite de la RLMC ; elle peut être contournée en prenant les valeurs arrondies du score obtenu, mais le modèle perd alors de son intérêt. À ce stade, nous avons jugé préférable de poursuivre l'expérience en n'utilisant que la procédure RLO.

Tableau 6. RLO : Valeurs seuils α du score Z pour chaque niveau de rating

Rating	Code du rating (Y)	Seuil de Z par rating (α)	Écart-type
AAA	1	$-\infty$	
AA+	2	-16,3665	1,4945
AA	3	-14,6977	1,3538
AA-	4	-13,7725	1,3129
A+	5	-12,9168	1,2826
A	6	-12,0851	1,2539
A-	7	-10,8488	1,2121
BBB +	8	-9,7528	1,1808
BBB	9	-8,7500	1,1525
BBB-	10	-7,5293	1,1149
BB +	11	-6,7763	1,0972
BB	12	-5,8332	1,0999
BB-	13	-4,8574	1,1297
B +	14	-3,99091	1,1656
B	15	-3,5915	1,1945
CC	18	-2,6234	1,3330
CC-D	20	-1,9269	1,5086

Tableau 7. RLO – comparaison des ratings réels et estimés Échantillon général :

	RLMC		RLO	
Écart Y observé-estimé	Fréquence cumulée	% cumulé	Fréquence cumulée	% cumulé
Exact	51	23,0 %	58	26,0 %
1 cran	151	68,0 %	141	63,2 %
2 crans	194	87,4 %	192	86,1 %
3 crans	211	95,0 %	210	94,2 %
4 crans	213	95,9 %	212	95,1 %
5 crans et plus	9	4,1 %	11	4,9 %
Total :	222		223	
Erreur moyenne	1,41		1,43	

Échantillon-test :

Écart Y observé-estimé	RLMC		RLO	
	Fréquence cumulée	% cumulé	Fréquence cumulée	% cumulé
Exact	8	33,3 %	7	29,2 %
1 cran	16	66,7 %	15	62,5 %
2 crans	18	75,0 %	16	66,7 %
3 crans	21	87,5 %	18	75,0 %
4 crans	22	91,7 %	19	79,2 %
5 crans et plus	2	8,3 %	5	20,8 %
Total :	24*		24	
Erreur moyenne	1,51		2,00	

* Du fait de l'absence de données pour certains indicateurs, ces calculs n'ont pu être réalisés pour trois entreprises de l'échantillon-test

Les taux de défaut à 10 ans correspondant aux ratings prédits par le modèle RLO ont été déterminés à partir des taux de défaut par rating (annexe). Nous avons comparé les taux de défaut estimés et les taux de défauts observés en calculant l'écart moyen entre ces variables (tableau 8).

Tableau 8. Probabilité de défaut à 10 ans (%) – Erreur d'estimation de Pd_{10} (%)

Pd estimée : moyenne/Échantillon total	2,9595
Pd estimée : Écart-type/Échantillon total	6,4879
Erreur moyenne estimée – observée/Échantillon total	2,8186
Erreur moyenne/Catégorie d'investissement	1,2870
Erreur moyenne/Catégorie spéculative	24,8356

4. Résultats et commentaires

Les résultats obtenus par les deux méthodes – RLMC et RLO – ne sont pas sensiblement différents en ce qui concerne l'identification des variables explicatives et leur poids respectif (tableaux 4 et 5). Nous avons retenu les variables dont le coefficient est statistiquement significatif au seuil de 1 % (nous avons également choisi de maintenir un coefficient dont le seuil de probabilité critique se situe respectivement à 5,4 % et 10,8 % pour chaque équation). On constate que les mêmes variables indépendantes ont été retenues par les deux méthodes et que dans les deux cas, le coefficient de la variable $S_{0,3} \cdot X_1$ présente un seuil de probabilité critique qui se situe légèrement au-dessus du seuil généralement accepté (5 %). Les ratings sont expliqués par seulement trois variables communes à l'ensemble des entreprises : le logarithme de l'actif total, qui est la variable influençant le plus le rating, le ratio de fonds propres sur actif total, et le ratio de résultat net sur fonds propres. Ceci corrobore les résultats des études précédentes, qui ont observé qu'une part importante du rating pouvait s'expliquer avec un nombre réduit de variables. Les variables sectorielles sont retenues pour le secteur 2 (distribution/commerce : durée du crédit fournisseur) et 3 (utilities/transport : cycle du BFR en jours). La plupart des

coefficients ont un signe négatif, ce qui indique un effet positif de l'indicateur sur le niveau du rating. Ces résultats indiquent ainsi que l'augmentation du logarithme de l'actif et le ratio de fonds propres/actif a un effet positif sur le rating, tous secteurs confondus. Certaines variables communes apparaissent deux fois dans le modèle : il s'agit de X_4 (Log de l'actif total) pour le secteur 2 et le secteur 3, et de X_1 (Dette/EBITDA), X_2 (fonds propres/actif), et X_3 (cash-flow opérationnel/chiffre d'affaires) pour le secteur 3 uniquement. Le coefficient directeur de la variable X_4 est donc différent dans les secteurs 2 et 3 de sa valeur dans les secteurs 1, 4 et 5 ; de même, celui des variables X_1 , X_2 et X_3 est différent dans le secteur 3 par rapport aux autres secteurs. Cela signifie que ces variables communes n'ont pas la même influence sur le rating pour les secteurs 2 et 3 que pour l'ensemble de l'échantillon. Dans le secteur 3, on remarque que les coefficients du Log de l'actif total (D3-X4) et du cash-flow opérationnel/chiffre d'affaires (D3-X5) sont négatifs. Pour le premier, cela signifie que le Log de l'actif total (variable X4) a, dans le secteur 3, une influence moins importante sur le rating que pour l'ensemble de l'échantillon : en effet, le coefficient liant ces deux variables est égal, dans ce secteur, à la somme des coefficients de la variable commune Log de l'Actif Total et de la variable spécifique sectorielle D3-X4 qui, elle, est négative. Le signe négatif du coefficient de la variable D3-X5 indique que le ratio de cash-flow opérationnel/chiffre d'affaires a une influence négative sur le rating dans le secteur 3. Cependant, ce résultat est à relativiser, le seuil de probabilité critique élevé du coefficient indiquant que la variable cash-flow opérationnel/CA est nettement moins significative que les autres variables ; elle aurait d'ailleurs pu être exclue de l'équation de régression sans en diminuer significativement le R^2 .

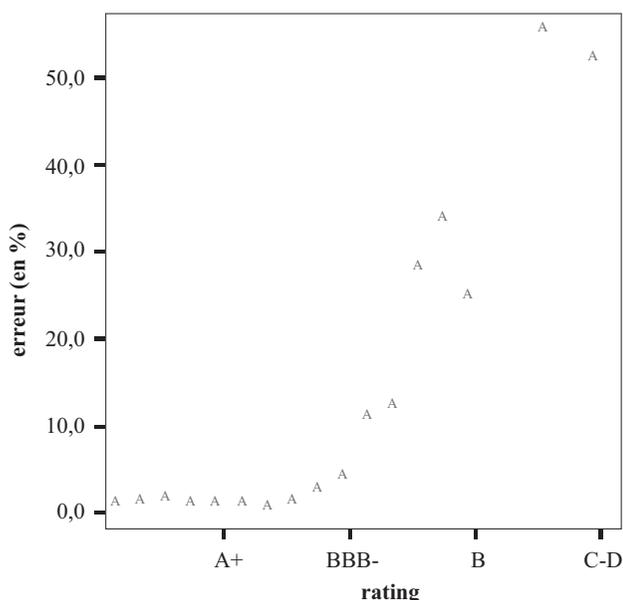
La RLMC permet d'expliquer une part plus importante des ratings. Le R^2 obtenu par la RLMC indique que les variables indépendantes expliquent 64,45 % de la variance de Y , alors qu'elles en expliquent 49,4 % lorsque le modèle est estimé par la RLO. Cependant, on ne peut tirer de conclusions de la bonne performance relative de la RLMC, car cette procédure suppose que les ratings sont représentés par une variable continue, ce qui n'est pas le cas ; les résultats obtenus sont donc biaisés. L'intérêt de la RLO est précisément de pouvoir s'appliquer à une variable discrète et d'éviter ainsi ce biais.

La comparaison entre les valeurs observées de Y et celles estimées par le modèle nous renseigne sur la fiabilité de celui-ci. La RLO permet d'estimer le rating avec une erreur moyenne de 1,4 cran pour l'échantillon de base, et de 2,0 crans pour l'échantillon-test. Le modèle estimé par RLMC possède une fiabilité comparable, l'erreur moyenne se situant à respectivement 1,42 et 1,51 pour l'échantillon de base et l'échantillon test. Le modèle obtenu par RLO a permis d'estimer 26 % des ratings de l'échantillon de base de manière exacte, et 94 % des ratings dans une bande de 3 crans, ce qui représente une catégorie de rating (AA, AA- et AA+ par exemple) ; ces chiffres s'élèvent à respectivement 29 % et 62 % pour l'échantillon-test. Nous considérons que cette marge d'erreur est faible : elle est d'un niveau comparable aux écarts que l'on rencontre dans le cas des *split-ratings* (ratings différents par plusieurs agences pour une

même entreprise). Elle est plus étroite que celle constatée dans les études présentées dans la première partie : en effet, nous avons utilisé dans nos tests une échelle de note de 21 crans (y compris le défaut), alors que la plupart des autres études s'appuyaient soit sur les anciennes échelles des agences (9 ou 10 crans), soit sur une échelle simplifiée excluant les crans intermédiaires (ou notes alphanumériques). Les performances du modèle estimé par la RLMC sont similaires. La similarité des résultats obtenus par les modèles RLMC et RLO indique que, dans cette série de tests, le biais induit par le modèle RLMC n'est pas significatif. Le rating peut donc, dans cette expérience, s'analyser comme une variable continue, préalablement codée. Déterminer s'il est possible de généraliser ce résultat, notamment aux ratings de catégorie spéculative – qui n'étaient que faiblement représentés dans notre échantillon — pourrait constituer une extension des travaux de recherche présentés dans cet article.

Les ratings obtenus par le modèle RLO peuvent être « traduits » en probabilités de défaut à 10 ans (cf. *Annexe*). La probabilité de défaut à 10 ans moyenne pour l'ensemble de l'échantillon se situe à 2,95 %. L'écart moyen entre les *Pd* estimées et les *Pd* observées est de 2,81 % pour l'ensemble de l'échantillon, ce qui est élevé par rapport à la moyenne de *Pd*. Cependant, il apparaît que l'erreur d'estimation est nettement plus importante pour les ratings en catégorie spéculative (24,8 % en moyenne) que pour les ratings en catégorie d'investissement (1,3 %). Le *graphe 1* montre clairement que le degré d'erreur d'estimation est une fonction du niveau du rating, et que cette relation est de nature exponentielle ; l'amplitude de l'erreur d'estimation augmente considérablement à partir de BBB/BBB-. On en conclut que le modèle présenté peut fournir une estimation de *Pd* avec une marge d'erreur faible – de l'ordre de 1 % – pour les entreprises dont la qualité de crédit est moyenne ou élevée, mais que sa fiabilité est limitée pour les entreprises de faible qualité de crédit.

Grappe 1. Erreur d'estimation et niveau de rating



Conclusion

En nous appuyant sur l'hypothèse selon laquelle les ratings attribués par les agences constituent une bonne estimation de la probabilité de défaut à long terme des entreprises, nous avons bâti un modèle de détermination de la probabilité de défaut à 10 ans des entreprises européennes. Les tests effectués prouvent que le modèle est relativement robuste. Il permet d'estimer le rating avec une marge de deux crans dans 86 % des cas, un degré de précision qui n'avait pas été atteint par les modèles présentés dans la littérature académique, et permet de prévoir les taux de défaut des entreprises de catégorie d'investissement avec une marge d'erreur de 1,29 %.

La robustesse du modèle s'explique, selon nous, par l'intégration de variables quantitatives spécifiques aux secteurs d'activité, qui avait été négligée dans les études précédentes. Ce modèle présente néanmoins certaines limites. D'une part, compte tenu de la faible taille de l'échantillon et de la sur-représentation des entreprises britanniques, les résultats doivent être interprétés avec précaution, notamment lorsque le modèle est appliqué à des entreprises d'Europe continentale. L'utilisation de données collectées en une seule année constitue une faiblesse notable de notre approche. D'autre part, ce modèle ne permet pas d'estimer avec un degré de précision satisfaisant le rating et la probabilité de défaut des entreprises notées en catégorie spéculative. Ceci s'explique, d'une part, par le faible nombre de ratings de cette catégorie présents dans l'échantillon, qui illustre la situation du marché des émissions *high yield* en Europe, et d'autre part, par l'amplitude des variations du taux de défaut au sein d'une même catégorie de rating lorsque ceux-ci sont spéculatifs : ainsi, le taux de défaut à 10 ans associé à un rating de catégorie B varie entre 35,9 % et 59,0 %.

Nous en concluons que si la probabilité de défaut des entreprises de qualité d'investissement peut être déterminée avec un degré de précision élevé par un modèle logistique ordonné s'appuyant sur des données financières publiques, elle nécessite un modèle spécifique pour les ratings de catégorie spéculative. Une autre approche consisterait à constituer des modèles spécifiques à chaque secteur d'activité ; étant donné le poids important des variables sectorielles dans le modèle présenté, le degré de précision des estimations de ratings ou de probabilité de défaut ne pourrait qu'en être amélioré. ■

1 C'est le cas de la Banque de France, avec le Score BDFI (1998).
 2 Voir notamment les travaux d'Altman (1968, 1993) et d'Altman et Al (1976, 1977).
 3 Voir Sobehart & Stein (2000) pour le modèle de l'agence Moody's.
 4 Voir modèle KMV (2001).
 5 Voir le recueil de méthodologies de Standard & Poors (2001), ainsi que la méthodologie de Fitch (1999) et de Moody's Investor Services (2001) pour les entreprises.
 6 Nous nous limitons, dans cette étude, aux méthodologies de notation des entreprises industrielles et commerciales, qui constituent une part importante du bilan des banques.
 7 Bardos (2001) propose une présentation des modèles LOGIT / PROBIT et de leur application à la détermination de la probabilité de défaillance des entreprises.
 8 McKelvey & Zavoina (1975) ont proposé un algorithme permettant de déterminer les coefficients et les valeurs seuils qui maximisent cette fonction. Voir également le manuel d'utilisation du logiciel E-Views, p. 419 et p. 646.

9 Voir la revue de la littérature sur le sujet proposée par le Comité de Bâle (2000), et les articles de Beatie & Searle (1992), et Jewell & Livingston (1999).
 10 Il existe des exceptions à cette règle, mais qui ne concernent pas les entreprises de l'échantillon. Voir Fitch (1998), « Rating above sovereign ceiling », Sovereign Comment. Dans les pays de l'Union européenne, depuis l'unification monétaire de 1999, les notes de tous les émetteurs sont plafonnées par la note de l'Union européenne, c'est-à-dire AAA ; il n'existe donc pas, en pratique, de plafond souverain dans les pays de l'UE.
 11 Voir méthodologies de notation des entreprises des agences, op. cit.
 12 Voir tableau 2.
 13 Les autres études empiriques réalisées à partir de ratings européens ont rencontré le même problème. Voir notamment l'article de Resti et Omacini (2001).
 14 Cette répartition correspond à celle utilisée par l'agence Fitch pour la constitution de ses groupes d'analystes et pour le classement des entreprises qu'elle note par secteur.

Bibliographie

- Altman, E. (1993), « Zeta analysis and other attempts to classify and predict business failures » In *Corporate financial distress and bankruptcy : a complete guide to predicting and avoiding distress and profiting from bankruptcy*, 2^e éd., John Wiley & Sons, New York.
- Altman, E. (1968), « Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy », *Journal of Finance*, vol. 23, n° 4, p. 589-609.
- Altman, E., Haldeman, R. & Narayanan, P. (1977), « ZETATM analysis : a new model to identify bankruptcy risk of corporations », *Journal of Banking and Finance*, vol. 1, p. 29-54.
- Altman, E. & Katz, S. (1976), « Statistical bond rating classification using financial accounting data », In Schiff, M. & Sorter, G. (eds.), *Proceedings of the Conference on Topical Research on Accounting*, New York : New York University School of Business.
- Banque de France, Direction des Entreprises, (2001), « Statistiques de défaillance selon les cotations », Avril.
- Banque de France, Observatoire des Entreprises (1998), *Le score BDFI : du diagnostic individuel à l'analyse du portefeuille*, 1^{er} trimestre.
- Bardos, M. (2001), *Analyse discriminante : application au risque et scoring financier*, Dunod, Paris.
- Basel Committee on Banking Supervision (2001), « *New Basel Capital Accord* », Consultative Document, Janvier.
- Basel Committee on Banking Supervision (2000), « *Credit Ratings and Complementary Sources of Credit Quality Information* », Working paper (Août).
- Beatie, V. & Searle, S. (1992), « *Bond ratings and inter-rater agreements* », *Journal of International Securities Markets*, Août.
- Chandy, P. & Duett, E. (1990), « *Commercial paper rating models* », *Quarterly Journal of Business and Economics*, vol. 29, n° 4, p. 79-102.
- Fitch (1999) : *Méthodologie de notation des entreprises*, Criteria Report.
- Fitch (1998), « *Rating above sovereign ceiling* », Sovereign Comment.
- Horrigan, J. (1966), « *The determination of long-term credit standing with financial ratios* », *Empirical Research on accounting : Selected Studies*, Supplement to *Journal of Accounting Research*, n° 4, p. 44-62.
- Jewell, J. & Livingston, M. (1999), « *A comparison of bond ratings from Moody's, S & P, and Fitch IBCA* », *Financial Markets, Institutions, and Instruments*, New York University Salomon Center, vol. 8, n° 4, Août.
- Kaplan, R. & Urwitz, G. (1979), « *Statistical models of bond ratings : a methodological inquiry* », *Journal of Business*, vol. 52, n° 2, p. 231-261.
- Keanan, S., Hamilton, D. & Berthault, A. (2000), « *Historical default rates of corporate bond issuers, 1920-1999* », Moody's Investors Service, Special Comment, Janvier.
- KMV (2001), « Modeling default risk », <http://www.kmv.com>
- Moody's Investors Service (2001), « *Global chemicals industry : financial ratio analysis for chemicals companies* », Rating Methodology, Janvier.
- McKelvey, R. & Zavoina, W. (1975), « *A statistical model for the analysis of ordinal level dependent variables* », *Journal of Mathematical Sociology*, n° 4, (été), p. 103-120.
- Pinches G. & Mingo, K. (1973), « *A multivariate of industrial bond ratings* », *Journal of Finance*, vol. 28, n° 1, p. 1-17.
- Pinches, G. & Mingo, K. (1975), « *A note on the role of subordination in determining industrial bond ratings* », *Journal of Finance*, vol. 30, p. 201-206.
- Peavy J. & Edgar, M. (1983), « *A multiple discriminant analysis of BHC commercial paper ratings* », *Journal of Banking and Finance*, n° 7, p. 161-173.
- Perry, L., Cronan, T. & Henderson, G. (1985), « *Industry classification, ordinal data, and bond rating decision models* », *Decision Sciences*, vol. 16, p. 14-24.
- Pogues, T. & Soldofsky, R., (1969), « *What's in a bond rating* », *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, n° 4, p. 201-228.
- Resti, A. & Omacini, C. (2001), « *What's behind the credit ratings of European firms ? An econometric analysis.* », Working paper, Université de Bergame.
- Sobehart, J. & Stein, R. (2000), « *Moody's public firm risk model : a hybrid approach to modeling short term default risk* », Moody's Investors Service, Special comment, Mars.
- Standard & Poor's (2001), *Corporate ratings criteria*, Rating Methodology.
- West, R. (1970), « *An alternative approach to predicting corporate bond ratings* », *Journal of Accounting Research*, n° 8, p. 118-125.

Annexe. Moody's — Taux de défaut cumulés de 1 an à 10 ans par rating, 1983-1999 (%)

Rating	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Aaa	0,00	0,00	0,00	0,06	0,20	0,28	0,37	0,43	0,43	0,43
Aa1	0,00	0,00	0,00	0,23	0,23	0,39	0,39	0,39	0,35	0,35
Aa2	0,00	0,00	0,06	0,20	0,45	0,55	0,66	0,79	0,85	1,01
Aa3	0,07	0,10	0,19	0,29	0,41	0,55	0,55	0,55	0,49	0,49
A1	0,00	0,03	0,33	0,52	0,66	0,82	0,89	0,97	0,86	0,96
A2	0,00	0,03	0,14	0,39	0,60	0,79	0,91	1,24	1,63	1,71
A3	0,00	0,13	0,25	0,34	0,40	0,53	0,78	0,88	0,97	1,09
Baa1	0,04	0,26	0,52	0,90	1,28	1,55	2,00	2,27	2,20	2,20
Baa2	0,07	0,33	0,60	1,18	1,80	2,45	2,79	2,93	3,46	3,81
Baa3	0,31	0,81	1,34	2,15	2,84	3,82	4,73	5,66	6,54	7,03
Ba1	0,62	2,13	3,86	6,30	8,49	10,69	12,19	13,67	13,35	14,08
Ba2	0,53	2,58	5,05	7,32	9,16	10,51	11,86	12,76	14,27	14,71
Ba3	2,52	6,96	11,89	16,47	20,98	25,05	28,71	32,61	35,83	38,22
B1	3,46	9,29	14,81	19,63	24,48	29,79	34,85	38,35	44,16	48,01
B2	6,88	13,95	20,28	24,84	28,45	31,16	32,57	34,39	35,03	35,90
B3	12,23	20,71	27,27	32,53	37,54	40,66	43,95	47,84	51,42	53,53
Caal-C	19,09	28,37	34,23	40,07	43,37	47,73	47,73	51,33	53,92	59,04
Investment-Grade	0,04 %	0,15 %	0,33 %	0,59 %	0,82 %	1,08 %	1,27 %	1,46 %	1,62 %	1,73 %
Speculative-Grade	3,68 %	8,26 %	12,66 %	16,56 %	20,17 %	23,38 %	26,17 %	28,73 %	31,22 %	32,89 %
All Corporates	1,20 %	2,65 %	4,01 %	5,22 %	6,28 %	7,19 %	7,92 %	8,57 %	9,23 %	9,61 %

Source : Moody's Investor Services