

Modèles structurels des taux de défaut : enseignements à tirer des données d'entreprise¹

Les modèles structurels du risque de crédit rendent bien compte du niveau général des taux de défaut par catégorie de notation, à condition d'être calibrés entreprise par entreprise. Cependant, l'information spécifique aux diverses entreprises n'est guère utile pour prévoir l'évolution des taux de défaut dans le temps, qui dépend plutôt de facteurs économiques communs à tous les emprunteurs.

JEL : C520, G100, G300.

Pour les établissements prêteurs, qui doivent gérer sainement leurs risques, et pour les autorités de surveillance, qui doivent juger de la solidité de ces établissements, il est capital d'évaluer le risque de défaut ou risque de crédit (probabilité que l'emprunteur ne respecte pas ses obligations). Les modèles dits « structurels », développés par des universitaires, évaluent la probabilité de défaut en fonction des caractéristiques de l'emprunteur. Nous examinons la fiabilité de trois modèles représentatifs de cette méthodologie en comparant les probabilités de défaut (PD) qu'ils produisent aux taux de défaut effectifs.

Alors que plusieurs analystes ont exclusivement analysé ces modèles par référence à un « emprunteur type » (aux caractéristiques moyennes), nous les avons également utilisés en les calibrant entreprise par entreprise. La nouvelle approche calcule, avec d'assez bons résultats, des prévisions théoriques du taux de défaut **moyen** sur l'ensemble des entreprises, alors que la PD de l'emprunteur type est systématiquement sous-estimée par les modèles. Toutefois, lorsque l'on s'intéresse à l'**évolution** des taux de défaut, les deux méthodes de calibrage produisent des prévisions peu utiles.

Ce résultat contrasté selon le niveau de désagrégation est assez facile à expliquer. Lorsque le modèle est calibré au niveau (désagrégé) de chaque entreprise, l'estimation du taux de défaut augmente avec la dispersion des caractéristiques des emprunteurs, puisqu'il s'agit d'un modèle non linéaire. À l'inverse, l'utilisation des données agrégées (emprunteur type) fait abstraction de cette dispersion, et sous-estime donc le risque de crédit dans ses prévisions ; en revanche, pour l'analyse dynamique des taux de défaut, fondée

¹ Les points de vue exprimés ici sont ceux de l'auteur et ne reflètent pas nécessairement ceux de la BRI.

sur l'**évolution** des caractéristiques des emprunteurs et influencée par des facteurs économiques communs liés au marché boursier et au coût de l'emprunt, les données agrégées (PD de l'emprunteur type), intégrant ces facteurs, ne limitent pas le pouvoir prédictif des modèles.

Après avoir décrit les trois modèles structurels du risque du crédit sélectionnés et leur calibrage, nous évaluerons leur capacité à : i) prévoir le taux de défaut moyen ; ii) identifier les entreprises qui feront défaut ; iii) prédire l'évolution chronologique des taux de défaut.

Trois modèles structurels représentatifs

Nous analysons trois modèles structurels du risque de crédit : LT (Leland et Toft, 1996), AST (Anderson, Sundaresan et Tychon, 1996) et HH (Huang et Huang, 2003), qui approfondissent la méthodologie des créances éventuelles de Merton (1974), suivant laquelle un défaut se produit quand la valeur des actifs de l'emprunteur devient inférieure à un certain seuil.

Les trois modèles structurels se distinguent...

Les trois modèles se distinguent par la définition de l'élément (seuil de valeur ou événement) déclenchant le défaut. À l'instar de celui de Merton, le modèle HH comporte un déclencheur « exogène », **indifférent** aux motivations de l'emprunteur, qui intègre une estimation de la perte en cas de défaut (PCD)^{2, 3}. Dans les modèles AST et LT, le déclencheur est « endogène », c'est-à-dire fixé par la stratégie de l'emprunteur. Dans le modèle LT, qui postule la cession de l'entreprise défaillante aux prêteurs, le déclencheur maximise la valeur nette du capital de l'entreprise, pour toute valeur de l'actif. Dans le modèle AST, qui postule la possibilité, pour l'emprunteur, de restructurer sa dette, la définition du défaut se rapproche de celle des agences de notation : l'emprunteur, s'il veut renégocier son contrat, peut faire défaut à une valeur d'actif plus grande que dans le modèle LT.

La PD est très sensible au déclencheur, qui varie selon le modèle. Le calibrage du modèle HH repose dans une large mesure sur une estimation de la PCD **moyenne**, pour chaque coupe instantanée de l'échantillon, ce qui limite la dispersion des déclencheurs exogènes. Fondés sur les mêmes estimations de PCD moyenne, les déclencheurs endogènes des modèles LT et AST ont aussi en commun de dépendre d'un éventail de caractéristiques **spécifiques à l'emprunteur** (par exemple, ratio d'endettement, taux d'intérêt payé sur la dette et volatilité des actifs), et varient donc beaucoup plus par coupe instantanée.

...par la définition du déclencheur de défaut

Données

Nous comparons les PD produites par les modèles aux taux de défaut effectifs, sur un échantillon d'entreprises emprunteuses domiciliées aux États-Unis, pour

² Valeur des actifs perdus au moment du défaut, exprimée en pourcentage de la valeur nominale de la dette.

³ Selon Tarashev (2005), les PD du modèle HH sont presque identiques à celles de Longstaff et Schwartz (1995), qui retiennent aussi un seuil critique exogène.

la période allant du premier trimestre 1990 au deuxième trimestre 2003, avec des taux de défaut et des PD à horizon 1 an. Nous calculons les taux de défaut de manière classique, en regroupant les débiteurs par note de crédit, soit BBB, BB et B⁴.

Pour calibrer les modèles entreprise par entreprise, il est nécessaire de recourir à plusieurs sources de données⁵, dont la couverture n'est pas identique, ce qui limite la taille des coupes instantanées des PD. Toutefois, la taille augmente constamment dans le temps et comprend en moyenne 77 entreprises BBB, 77 entreprises BB et 59 entreprises B. Les entreprises non financières représentent plus de 90 % de l'échantillon.

PD produites par les modèles et taux de défaut effectifs

Les modèles arrivent à prévoir les taux de défaut moyens...

Si un modèle correct est appliqué à une sélection aléatoire d'entreprises d'une catégorie de notation, la PD moyenne sur 1 an est une estimation non biaisée du taux de défaut de l'année suivante, à condition, toutefois d'être produite à l'aide de données par entreprise (alors que la PD moyenne de l'emprunteur type se satisfait de données agrégées par catégorie de notation). Pour déterminer si le modèle est biaisé et si le biais est lié au niveau de désagrégation, nous avons calculé la moyenne dans le temps des taux de défaut annuels effectifs et prévus par les modèles (tableau 1).

...seulement lorsqu'ils sont calibrés sur les entreprises...

Il apparaît que le biais des modèles dépend du niveau de désagrégation. Dans tous les modèles et pour toutes les catégories de notation, la PD de l'emprunteur type est nettement inférieure au taux de défaut effectif ; Leland (2004) a été le premier à le signaler. En revanche, lorsque le calibrage est fait

Biais dans les estimateurs de taux de défaut ¹							
Notation	Taux de défaut ²	Modèle LT ³		Modèle AST ³		Modèle HH ³	
		PD moyenne (par entreprise)	PD de l'emprunteur type	PD moyenne (par entreprise)	PD de l'emprunteur type	PD moyenne (par entreprise)	PD de l'emprunteur type
B	6,30	6,50	0,90	4,50	0,40	3,80	1,40
BB	1,20	1,40	0,05	1,20	0,01	0,90	0,20
BBB	0,20	0,20	$2 \cdot 10^{-4}$	0,20	$5 \cdot 10^{-4}$	0,09	$3 \cdot 10^{-4}$

¹ En points de %. Période échantillon : 1990 T1–2003 T2. ² Entreprises qui font défaut sur 1 an, par catégorie de notation ; taux moyen (en %) sur la période échantillon. ³ Probabilité de défaut (PD) prévue sur 1 an ; par catégorie de notation ; moyenne des entreprises (le cas échéant) et sur la période échantillon.

Tableau 1

⁴ Cet échantillon est décrit en détail dans Tarashev (2005), qui conclut également que les résultats globaux des modèles ne changent guère avec un horizon 5 ans. Cependant, lorsque l'horizon dépasse 1 an, les analyses des variations intertemporelles des prévisions sont fortement limitées par le manque de durée des données disponibles.

⁵ Moody's KMV, Bloomberg et Datastream. Pour plus de précisions sur le calibrage des modèles structurels, voir le texte et les sources de l'encadré.

Calibrage des modèles structurels du risque de crédit

Les paramètres clés des modèles sont calibrés comme suit. La procédure, décrite en détail dans Tarashev (2005), est très similaire à celle de Leland (2004) et de Huang et Huang (2003).

La plupart des caractéristiques des emprunteurs et de la dette peuvent être déterminées au niveau de l'entreprise. Le taux d'intérêt et l'échéance résiduelle de la dette sont communiqués par les fournisseurs de données, en moyenne pour l'ensemble des instruments de dette de chaque entreprise. Le ratio d'endettement est la valeur comptable de la dette totale rapportée à la somme de cette valeur et de la capitalisation boursière. Le ratio de distribution (proportion des actifs/dividendes versés aux détenteurs de titres de dette/d'actions) est égal à la moyenne, pondérée des montants de dette, des taux d'intérêt payés et du taux de dividende. La prime de risque et la volatilité des actifs correspondent à la prime de risque et à la volatilité sur les actions de l'entreprise. Ces paramètres sont établis chaque trimestre, sauf le taux d'intérêt et l'échéance résiduelle, qui sont ajustés annuellement.

La valeur des actifs constituant le déclencheur de défaut varie selon le modèle. Dans les modèles « endogènes » (LT et AST), elle dépend des caractéristiques de l'entreprise (par exemple, montant de la dette, taux d'intérêt payé, ratio d'endettement, ratio de distribution et volatilité) et d'une estimation de la perte en cas de défaut, qui, par hypothèse, est constante dans chaque section transversale de l'échantillon, mais qui peut varier annuellement. Dans le modèle HH, le déclencheur « exogène » reflète, outre une même estimation de la perte en cas de défaut, le montant de la dette. Ainsi, les déclencheurs des modèles LT, AST et HH varient d'un trimestre et d'une entreprise à l'autre (mais beaucoup moins en fonction des entreprises dans le modèle HH).

Enfin, les prévisions de PD reposent sur une estimation constante dans le temps du taux de rendement sans risque : le taux Trésor EU 1 an moyen sur l'ensemble de la période échantillon. Selon Tarashev (2005), si on laisse le taux sans risque varier dans le temps, le niveau général des PD prévues par les modèles change peu, mais leur capacité à prédire l'évolution des taux de défaut se détériore légèrement. Le taux sans risque, variable macroéconomique commune à toutes les entreprises, n'influe pas sur la capacité des modèles à différencier les emprunteurs en fonction du risque de crédit.

par entreprise, les deux modèles « endogènes » sont pratiquement sans biais⁶, et celui du modèle « exogène » (HH) est fortement réduit, sans toutefois être éliminé.

La non-linéarité des modèles explique les différences de biais. Une détérioration des caractéristiques de l'emprunteur a beaucoup plus d'impact sur la PD (en hausse) qu'une amélioration de même ampleur (en baisse). La dispersion des caractéristiques des emprunteurs augmente en effet la moyenne des PD par entreprise, alors que la PD de l'emprunteur type n'intègre pas cette dispersion. De même, le biais négatif du modèle HH est attribuable à la dispersion restreinte des déclencheurs exogènes (supra), qui diminue la PD moyenne dans chaque coupe instantanée.

Pour savoir si une caractéristique des emprunteurs peut spécifiquement influencer sur la capacité des modèles à prévoir le niveau général des taux de défaut, nous calculons la PD de chaque emprunteur à l'aide de données par entreprise, **séparément** pour trois paramètres – ratio d'endettement (dette par rapport aux actifs) ; volatilité de l'actif net ; taux d'intérêt moyen sur la dette –,

⁶ À l'exception, néanmoins, d'une sous-estimation du taux de défaut moyen, dans la catégorie de notation B, par le modèle AST.

Incidence de trois caractéristiques de l'emprunteur sur les prévisions de PD ¹										
Notation	Taux de défaut ²	Modèle LT ³			Modèle AST ³			Modèle HH ³		
		Ratio d'endettement	Volatilité des actions	Taux d'intérêt	Ratio d'endettement	Volatilité des actions	Taux d'intérêt	Ratio d'endettement	Volatilité des actions	Taux d'intérêt
B	6,30	5,00	0,80	1,11	3,10	1,10	0,60	2,30	2,40	1,50
BB	1,20	0,90	0,08	0,07	0,40	0,07	0,05	0,50	0,50	0,20
BBB	0,20	0,20	3*10 ⁻³	3,7*10 ⁻⁴	0,10	7*10 ⁻³	2*10 ⁻³	0,02	0,04	4*10 ⁻⁴

¹ En points de %. Période échantillon : 1990 T1–2003 T2. ² Entreprises qui font défaut sur 1 an, par catégorie de notation ; taux moyen (en %) sur la période échantillon. ³ Probabilité de défaut (PD) prévue sur 1 an, en supposant que seul varie le paramètre identifié dans l'intitulé de la colonne ; par catégorie de notation ; moyenne des entreprises et sur la période échantillon.

Tableau 2

en fixant les deux autres à leur valeur moyenne pour chaque combinaison trimestre/note. Les résultats sont présentés au tableau 2 : on voit que c'est la dispersion des ratios d'endettement qui augmente le plus la PD moyenne des modèles AST et LT. En revanche, aucun paramètre n'a d'incidence prédominante sur les prévisions du modèle HH.

Identification des entreprises qui feront défaut

Nous avons observé que les modèles structurels arrivent à prévoir les taux de défaut moyens uniquement lorsqu'ils sont calibrés par entreprise. Peuvent-ils aussi déterminer **quel débiteur** se trouvera en défaut ? Il est impossible de répondre de façon catégorique, le nombre de défauts étant trop faible dans l'échantillon. Des constantes empiriques se dégagent cependant.

Pour déterminer dans quelle mesure les modèles arrivent à prévoir le défaut d'un emprunteur spécifique, nous calculons les PD par entreprise en coupe instantanée. Pour un trimestre, nous avons identifié les entreprises en défaut lors des périodes suivantes et relevé le pourcentage de celles auxquelles le modèle a attribué une PD supérieure à la médiane⁷. La moyenne de ces pourcentages sur la durée de l'échantillon représente le coefficient de « réussite » d'un modèle (tableau 3).

...et ils peuvent identifier les entreprises qui feront défaut

Capacité des modèles à identifier les entreprises qui feront défaut ¹			
Moyenne sur la période échantillon			
Nombre d'entreprises ²	9,6		
	Modèle LT	Modèle AST	Modèle HH
Coefficient de réussite ³	75 %	69 %	76 %

¹ Période échantillon : 1990 T1–2003 T4 pour les paramètres des modèles (janvier 1990–décembre 2004 pour les défauts). ² Nombre d'emprunteurs, observés un trimestre donné sur la période 1990 T1–2003 T4, qui font défaut lors d'un trimestre ultérieur. ³ Taux des entreprises qui feront défaut identifiées par le modèle.

Tableau 3

⁷ Nous avons retenu les défauts survenus jusqu'en décembre 2004, mais avons calculé les PD jusqu'au deuxième trimestre 2003. Le suivi des prévisions s'étend donc sur au moins 18 mois.

Suivant ce critère approximatif, les modèles donnent d'assez bons résultats, puisqu'ils signalent, en moyenne, trois futurs défaillants sur quatre. Les défauts échappant aux modèles ont un ratio d'endettement inférieur à la médiane, dans tous les cas avec les modèles LT et AST ; dans 90 % des cas avec le modèle HH. Le ratio d'endettement apparaît ainsi avoir une grande incidence sur la PD.

PD des modèles et évolution des taux de défaut dans le temps

Il importe de connaître non seulement les taux de défaut moyens, mais aussi leur évolution dans le temps. Nous avons donc analysé la corrélation entre prévisions et taux de défaut effectifs sur la durée. Nous avons effectué une régression du taux de défaut effectif sur sa valeur décalée de 1 an et sur le taux de défaut prévu par un modèle à la fin de l'année précédente. Si un modèle permet d'expliquer les variations des taux de défaut, la PD qui en résulte devrait être statistiquement significative dans les régressions. En outre, les PD d'un modèle exact devraient prendre en compte **toutes** les informations passées et présentes, à un moment donné, pour prévoir les taux de défaut ; ainsi, les taux de défaut passés ne devraient pas être statistiquement significatifs dans les régressions.

Pour prévoir
l'évolution des
taux de défaut...

Premièrement, nous avons évalué le pouvoir explicatif des modèles à partir des données désagrégées, avec, comme prédicteur des taux de défaut,

Pouvoir prédictif des PD moyennes par entreprise ¹									
Variable dépendante : taux de défaut effectif									
Notation	B			BB			BBB		
Constante	0,02 (0,12)	0,03 (0,00)	0,02 (0,23)	0,004 (0,01)	0,003 (0,21)	0,007 (0,00)	-0,002 (0,11)	-0,001 (0,44)	-0,001 (0,34)
Taux effectif avec décalage de 1 an	0,37 (0,06)	0,45 (0,04)	0,46 (0,01)	.	0,40 (0,08)	.	0,66 (0,02)	0,63 (0,03)	0,62 (0,03)
PD LT ²	0,13 (0,61)	.	.	0,42 (0,01)	.	.	0,62 (0,08)	.	.
PD AST ²	.	-0,26 (0,21)	.	.	0,26 (0,23)	.	.	-0,39 (0,47)	.
PD HH ²	.	.	0,13 (0,69)	.	.	0,62 (0,00)	.	.	-0,14 (0,87)
R ² ajusté	0,27	0,29	0,26	0,31	0,24	0,23	0,13	0,07	0,07
<p>Les régressions des tableaux 4–7 sont pondérées, la pondération s'accroissant avec la taille des sections transversales dans la combinaison correspondante trimestre/notation. Tableaux 4 et 5 : la variable dépendante décalée n'est incluse que quand son coefficient est statistiquement significatif au seuil de 10 %. Tableaux 6 et 7 : la variable dépendante décalée n'est incluse que si elle apparaît dans la régression correspondante (tableau 5). Les valeurs P reposent sur les matrices de covariance robuste de Newey–West (BB et B) ou de Huber–White (BBB). Dans la catégorie BBB, 22 taux de défaut effectifs sur 54 sont égaux à zéro. Pour cette raison, les régressions BBB reposent sur le modèle Tobit et les taux de défaut sont réputés « censurés » à une valeur positive basse (soit 0,03 %). R² ajusté : pour les régressions BBB, traduit le degré d'ajustement à l'égard d'une version non censurée estimée de la variable dépendante, qui est une fonction linéaire des régresseurs.</p> <p>¹ Régressions reposant sur les taux de défaut effectifs et prévus sur 1 an, soit 54 observations entre 1990 T1 et 2003 T2. Entre parenthèses : valeurs P. En gras : coefficients statistiquement significatifs au seuil de 10 %. ² Moyenne transversale des PD par entreprise.</p>									

Tableau 4

Pouvoir prédictif des PD de l'emprunteur type ¹									
Variable dépendante : taux de défaut effectif									
Notation	B			BB			BBB		
Constante	0,02 (0,01)	0,03 (0,01)	0,01 (0,31)	0,008 (0,00)	0,008 (0,00)	0,009 (0,00)	-0,003 (0,10)	-0,001 (0,41)	-0,002 (0,28)
Taux effectif avec décalage de 1 an	0,34 (0,07)	0,43 (0,03)	0,51 (0,00)	.	.	.	0,73 (0,01)	0,60 (0,03)	0,64 (0,03)
PD LT	0,73 (0,15)	.	.	4,20 (0,03)	.	.	435,00 (0,03)	.	.
PD AST	.	-0,62 (0,57)	.	.	45,40 (0,00)	.	.	-202,40 (0,18)	.
PD HH	.	.	1,02 (0,07)	.	.	1,73 (0,00)	.	.	52,60 (0,75)
R ² ajusté	0,29	0,26	0,36	0,11	0,41	0,31	0,16	0,10	0,07
Voir les explications du tableau 4.									
¹ Régressions reposant sur les taux de défaut effectifs et prévus sur 1 an, soit 54 observations entre 1990 T1 et 2003 T2. Entre parenthèses : valeurs P. En gras : coefficients statistiquement significatifs au seuil de 10 %.									
Tableau 5									

la moyenne des PD **par entreprise** dans chaque combinaison trimestre/note. Le tableau 4 présente trois régressions (une par modèle structurel), par catégorie de notation.

Aucun modèle n'apparaît systématiquement juste dans ses prévisions. En général, les taux de défaut décalés ont une valeur informative beaucoup plus grande que les prédicteurs des modèles. En effet, contrairement aux PD moyennes des modèles, les taux de défaut décalés ont un coefficient statistiquement significatif dans les régressions, à trois exceptions près. Deux des trois exceptions sont associées au modèle LT, concernant les prévisions de taux de défaut de la catégorie BBB et même de la catégorie BB, pour laquelle il rend non significative la variable dépendante décalée. La troisième exception est attribuable au modèle HH, qui démontre, en revanche, un grand pouvoir explicatif dans la catégorie BB⁸.

Deuxièmement, nous avons vérifié si le calibrage par emprunteur type influait sur la capacité des modèles à expliquer l'évolution des taux de défaut. Nous avons recalculé les régressions (tableau 5) en remplaçant la PD moyenne des emprunteurs par la PD de l'emprunteur type. Nous n'avons pas constaté d'incidence systématique sur la qualité de l'ajustement, même si, dans plusieurs cas, les prévisions sont plus significatives⁹.

⁸ Selon Tarashev (2005), les modèles sont parfois complémentaires en ce qui concerne l'information sur les taux de défaut. L'utilisation des probabilités calculées par différents modèles dans la même régression des taux de défaut peut donc accroître notablement la qualité de l'ajustement.

⁹ Les coefficients de régression sont beaucoup plus élevés lorsqu'on utilise les PD de l'emprunteur type au lieu des PD moyennes par entreprise. Cela s'explique par le fait que les deux estimations sont d'un ordre de grandeur très différent (tableau 1).

...le calibrage par entreprise apporte peu d'informations supplémentaires...

Comment expliquer que les modèles calibrés sur l'emprunteur type aient ici sensiblement le même pouvoir prédictif que les modèles calibrés par entreprise, alors que seuls ces derniers arrivent à prévoir les taux de défaut moyens ? Il se pourrait que des facteurs du marché orientent les caractéristiques des emprunteurs dans la même direction (de sorte que les deux types de prévisions évoluent en parallèle), mais n'aient pas toujours le même impact sur ces caractéristiques (avec une influence différente sur chaque entreprise et un effet global uniquement sur la PD moyenne)¹⁰. Nous avons étudié deux ensembles de facteurs communs. Le premier est lié au marché boursier (ratio d'endettement, prime de risque sur actions et volatilité), et le deuxième au coût de l'emprunt (taux d'intérêt)¹¹.

Pour analyser le rôle du marché boursier et du coût de l'emprunt, nous avons fixé ces deux paramètres à leur valeur moyenne sur l'échantillon et les avons utilisés pour calculer les PD modifiées de l'emprunteur type (tableaux 6 et 7). Si un facteur a une influence déterminante sur les prévisions des modèles, le fait de supprimer sa variabilité temporelle produit des PD très différentes des taux de défaut effectifs.

...car ce sont les facteurs communs qui importent

Effet du calibrage de facteurs des marchés boursiers constants ¹									
Variable dépendante : taux de défaut effectif									
Notation	B			BB			BBB		
Constante	0,03 (0,03)	0,03 (0,06)	0,03 (0,11)	0,004 (0,06)	0,006 (0,00)	0,006 (0,07)	-0,004 (0,03)	-0,001 (0,51)	0,001 (0,35)
Taux effectif avec décalage de 1 an	0,49 (0,00)	0,44 (0,01)	0,37 (0,08)	.	.	.	0,60 (0,02)	0,60 (0,03)	0,30 (0,27)
PD LT ²	-0,59 (0,57)	.	.	20,15 (0,00)	.	.	9 540,60 (0,01)	.	.
PD AST ²	.	-1,17 (0,82)	.	.	182,40 (0,05)	.	.	-7 968,10 (0,07)	.
PD HH ²	.	.	-0,11 (0,69)	.	.	5,90 (0,18)	.	.	-2 611,20 (0,00)
R ² ajusté	0,27	0,26	0,26	0,11	0,15	0,17	0,25	0,14	0,29
Voir les explications du tableau 4.									
¹ Régressions reposant sur les taux de défaut effectifs et prévus sur 1 an, soit 54 observations entre 1990 T1 et 2003 T2. Entre parenthèses : valeurs P. En gras : coefficients statistiquement significatifs au seuil de 10 %. En italique : coefficients statistiquement significatifs du « mauvais » signe. ² Prévisions de PD de l'emprunteur type quand les variables des marchés boursiers (ratio d'endettement, prime de risque sur actions et volatilité) sont constantes dans le temps. Tableau 6									

¹⁰ Tarashev (2005) établit un lien entre les résultats des modèles et divers indicateurs macroéconomiques directement observables : structure par échéance des taux du Trésor EU et dispersion du ratio crédit/PIB ; indice des prix des actifs et PIB réel. L'auteur conclut que ces variables ne peuvent expliquer à elles seules le pouvoir prédictif des modèles.

¹¹ De toute évidence, les ratios d'endettement pourraient également réagir aux conditions sur le marché de la dette. Ces ratios sont toutefois calculés à partir de la valeur comptable de la dette, qui est généralement stable, et de la capitalisation boursière, qui est volatile.

Effet du calibrage d'un taux de coupon constant ¹									
Variable dépendante : taux de défaut effectif									
Notation	B			BB			BBB		
Constante	0,02 (0,01)	0,03 (0,00)	0,01 (0,40)	0,008 (0,00)	0,008 (0,00)	0,008 (0,00)	-0,003 (0,09)	-0,001 (0,41)	-0,002 (0,23)
Taux effectif avec décalage de 1 an	0,36 (0,05)	0,44 (0,04)	0,55 (0,00)	.	.	.	0,75 (0,01)	0,65 (0,03)	0,66 (0,03)
PD LT ²	0,74 (0,30)	.	.	3,38 (0,02)	.	.	281,10 (0,02)	.	.
PD AST ²	.	-1,80 (0,25)	.	.	59,20 (0,02)	.	.	-1 139,20 (0,53)	.
PD HH ²	.	.	1,65 (0,03)	.	.	3,25 (0,00)	.	.	110,20 (0,49)
R ² ajusté	0,28	0,30	0,38	0,00	0,01	0,28	0,18	0,07	0,08
Voir les explications du tableau 4.									
¹ Régressions reposant sur les taux de défaut effectifs et prévus sur 1 an, soit 54 observations entre 1990 T1 et 2003 T2. Entre parenthèses : valeurs P. En gras : coefficients statistiquement significatifs au seuil de 10 %. ² Prévisions de PD de l'emprunteur type quand le taux de coupon est constant dans le temps.									
Tableau 7									

Les tableaux 5 à 7 montrent que, globalement, les facteurs de marché contiennent une information utile pour les taux de défaut futurs. Lorsque les caractéristiques de l'emprunteur liées au marché boursier sont constantes, les trois modèles cessent de rendre compte de l'évolution des taux de défaut pour les notes B et BB. Les coefficients de la pente deviennent statistiquement non significatifs, voire négatifs, et il n'est pas rare que la qualité de l'ajustement diminue fortement. Pour la catégorie BBB, le résultat est quasiment identique, exception faite du modèle LT. Un taux d'intérêt constant, par contre, n'influe guère sur les résultats des modèles ; toutefois, il diminue grandement la qualité de l'ajustement, pour la note BB, en ce qui concerne les modèles « endogènes ».

Conclusion

Nous avons cherché à déterminer si trois modèles structurels du risque de crédit pouvaient prévoir les taux de défaut moyens. Nous avons constaté qu'ils y parviennent, à condition d'être calibrés par entreprise. Pour prédire l'évolution des taux de défaut, cependant, le calibrage par entreprise n'augmente pas le pouvoir prédictif (restreint) des modèles, car des facteurs communs, pris en compte dans les données agrégées, influencent profondément l'évolution des caractéristiques de l'emprunteur.

Ces résultats marquent un progrès encourageant dans la compréhension des résultats empiriques des modèles structurels du risque de crédit. La prudence s'impose, toutefois, car l'échantillon ne couvre qu'un petit nombre d'emprunteurs sur une courte période. Avec une série plus longue, comportant plusieurs cycles de crédit, l'analyse reposerait sur des assises plus solides et permettrait de mieux déterminer dans quelle mesure les modèles reflètent les

variations du risque de crédit à l'échelle de l'économie. De même, des échantillons plus larges rehausseraient considérablement le niveau de confiance de la prévision des futures entreprises en défaut et du taux de défaut.

Bibliographie

Anderson, R. W., S. Sundaresan et P. Tychon (1996) : « Strategic analysis of contingent claims », *European Economic Review*, vol. 40, pp. 871–881.

Huang, J. et M. Huang (2003) : *How much of the corporate-treasury yield spread is due to credit risk ?*, document de travail.

Leland, H. (2004) : « Predictions of expected default frequencies in structural models of debt », *Journal of Investment Management*, vol. 2, n° 2, pp. 1–16.

Leland, H. et K. Toft (1996) : « Optimal capital structure, endogenous bankruptcy, and the term structure of credit spreads », *Journal of Finance*, vol. 51, pp. 987–1019.

Longstaff, F. et E. Schwartz (1995) : « Valuing risky debt : a new approach », *Journal of Finance*, vol. 50, pp. 789–820.

Merton, R. C. (1974) : « On the pricing of corporate debt : the risk structure of interest rates », *Journal of Finance*, vol. 29, pp. 449–470.

Tarashev, N. (2005) : « An empirical evaluation of structural credit risk models », *BIS Working Papers*, n° 179, juillet.