HEC MONTRÉAL

Évaluation empirique des modèles de cotation de crédit MFA™ et FICO™ : résultats d'un échantillon de firmes privées canadiennes.

Par

Jérôme Masson-Roy

Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de maîtrise ès sciences

(M.Sc.)

Mai 2007

©Jérôme Masson-Roy, 2007

SOMMAIRE

Dans le présent mémoire, nous testons deux modèles de cotation de crédit des emprunteurs commerciaux présentement utilisés par une institution bancaire canadienne. Les deux modèles comparés sont MFA™ de Moody's et FICO™.

Notre étude s'inscrit dans le cadre de la nouvelle réglementation Bâle II qui sera effective à partir de la fin de l'année 2009 à la banque d'où proviennent les données. Selon Bâle I, FICO™ pouvait être utilisé pour assigner une cote de crédit aux compagnies ayant une exposition au risque de défaut de 250 000 dollars et moins tandis que MFA™ pouvait être utilisé pour assigner une cote aux entreprises ayant une exposition se situant entre 250 000 et 1.25 million de dollars. Lorsque la nouvelle réglementation Bâle II entrera en vigueur, FICO™ pourra être utilisé pour l'attribution d'une cote de crédit pour toutes les entreprises du secteur commercial ayant une exposition sous les 1.25 million de dollars.

Nous comparons le pouvoir explicatif des modèles MFA™ et FICO™ sur la probabilité de défaut dans notre échantillon. Nous trouvons que le pouvoir de la cote MFA™ est supérieur.

La méthodologie est basée sur un modèle probit qui décrit le pouvoir explicatif des variables indépendantes sur les défauts observés dans l'échantillon. L'échantillon utilisé dans la présente étude est composé de firmes privées canadiennes et comprend 126 observations d'entreprises en défaut et 4680 observations d'entreprises en non défaut. L'étude a été réalisée pour la période allant du 1 janvier 1998 au 31 décembre 2005.

De plus, nous proposons un modèle économétrique de score composé de la cote FICO™, de 10 ratios financiers et de trois variables dichotomiques dont la performance s'approche d'un modèle probit composé de la cote MFA™, de 10 ratios financiers et de trois variables dichotomiques pour prédire les défauts des firmes privées canadiennes hors échantillon. Cette performance hors échantillon est robuste aux modèles z-score d'Altman et au modèle probit à 7 facteurs de Beaulieu (2003).

TABLE DES MATIÈRES

CHAPITRE 1 8
Introduction 8
1.1 Mise en situation 8
1.2 Vers une évaluation de crédit quantitative 9
1.3 Utilisation des modèles 10
1.4 Objectifs et apports de recherche 11
1.5 Plan du travail de recherche 13
CHAPITRE II 14
Revue de la littérature 14
2.1 L'analyse discriminante 14
2.2 Critique de l'analyse discriminante 17
2.3 Bureaux de crédit 18
2.4 Les cotes d'agences 18
2.5 Les modèles économétriques de scores (non structurels) 18
2.6 Modèles d'arbitrage 21
2.7 Modèles structurels 21
2.8 Le Modèle de KMV 22
2.9 The Gambler's Ruin 23
2.10 Les modèles d'exposition 23
2.11 Réseaux de neurones 23
CHAPITRE III 24
Données 24
3.1 Bases de données 24
3.1.1 Cote MFA™ 24
3.1.2 Cote FICO™ 25
3.1.3 Base de données des défauts 25
3.1.4 Base de données des expositions au risque de défaut 26
3.1.5 Unification des bases de données 28
3.2 Statistiques descriptives de la base de données 28

CHAPITRE IV 32
Processus de sélection des variables explicatives 32
4.1 Introduction 32
4.2 Sélection des ratios financiers 33
SECTION V 38
Description du modèle 38
5.1 Choix du modèle 38
5.2 Le modèle Probit (non-temporel) 38
SECTION VI 40
Analyses des résultats 40
6.1 Résultats des régressions 40
6.2 Modèles univariés 40
6.3 Modèles multivariés 41
6.3.1 Régressions E,F,G 41
6.4 Test hors échantillon 42
6.5 Test hors échantillon : Complément d'échantillon 44
6.6 Modèle de base en excluant 1010 entreprises ayant une exposition au risque de défaut supérieure à 1.25 million : 3796 entreprises. 46
6.6.1 Analyse multivariée (exposition au risque de défaut ≤1.25 M) 50
6.6.2 Test hors échantillon (exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M) 51
6.6.3 Test hors échantillon (complément d'échantillon : exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M) 53
SECTION VII 55
Tests de robustesse 55
SECTION VIII 60
Conclusion 60
RÉFÉRENCES 62
Annexe A : Définitions 66
Annexe B : Ratios MFA™ et FICO™ 67
Annexe C : Ratios utilisés dans le modèle probit non-structurel 68
Annexe D : Ratios utilisés dans Z-score 4 et 5 facteurs et dans Beaulieu 2003 69

Annexe E : L'état de défaut régressé sur la cote de risque 70
Annexe F : L'état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque ... 71
Annexe G : L'état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque (échantillon) 72
Annexe H : L'état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque (complément d'échantillon) 73
Annexe I : L'état de défaut régressé sur la cote de risque (Exp ≤ 1.25 M) 74
Annexe J : L'état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque (Exp ≤ 1.25 M; Population entière) 75
Annexe K : L'état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque (Exp ≤ 1.25 M; échantillon) 76
Annexe L : L'état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque (Exp ≤ 1.25 M; complément d'échantillon) 77

LISTE DES ILLUSTRATIONS

FIGURES

Figure 1 : Fréquence d'entreprises en défaut selon la tranche d'exposition au risque de défaut 27
Figure 2 : Distribution de la cote de risque en fonction du modèle de cotation 29
Figure 3 : Distribution de la cote de risque en fonction du défaut ou non de l'entreprise.30
Figure 4: Profil de précision cumulatif hors échantillon 43
Figure 5: Profil de précision cumulatif du complément d'échantillon. 45
Figure 6: Distribution de la cote de risque en fonction du modèle de cotation (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M) 46
Figure 7: Distribution de la cote de risque en fonction du modèle de cotation selon le fait que l'entreprise ait fait défaut ou non (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M) ... 48
Figure 8 : Profil de précision cumulatif (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M) 52
Figure 9 : Profil de précision cumulatif du complément d'échantillon. 53
Figure 10 : Profil de précision cumulatif pour la population de la section 6.4 incluant les modèles Z-Score (4), Z-score (5) et Beaulieu 2003..... 56
Figure 11 : Profil de précision cumulatif pour la population de la section 6.5 incluant les modèles Z-Score (4), Z-score (5) et Beaulieu 2003..... 57
Figure 12 : Profil de précision cumulatif pour la population de la section 6.6.2 incluant les modèles Z-Score (4), (5) et Beaulieu 2003.(Exposition ≤1.25 M)..... 58
Figure 13 : Profil de précision cumulatif pour le complément d'échantillon de la section 6.6.3 incluant les modèles Z-Score (4), (5) et Beaulieu 2003. (Exposition au risque de défaut ≤1.25 M)…..... 59

TABLES

Table 1 : Le nombre de défauts et de non défauts de la population intiale..... 26
Table 2 : Distribution de l'exposition au risque de défaut en fonction du défaut ou non de l'entreprise 26
Table 3: Statistiques descriptives des variables explicatives retenues pour l'ensemble des 126 entreprises ayant fait défaut 36
Table 4 : Statistiques descriptives des variables explicatives retenues pour l'ensemble des 4680 entreprises n'ayant pas fait défaut 37
Table 5 : Ratio de vraisemblance en comparaison la constante seulement 40
Table 6 : Ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque 41
Table 7 : Échantillon tiré au hasard 42
Table 8 : Répartition des 2276 entreprises selon le fait qu'elles ont fait défaut ou non... 42
Table 9 : Ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque 43
Table 10 : Complément d'échantillon..... 44
Table 11 : Répartition des 2287 entreprises selon le fait qu'elles ont fait défaut ou non. 44
Table 12 : Ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque dans l'analyse du complément d'échantillon 45
Table 13: Distribution de l'exposition au risque de défaut en fonction du défaut ou non de l'entreprise (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M) 46
Table 14: Répartition des 3796 entreprises selon le fait qu'elles ont fait défaut ou non.. 47
Table 15: Statistiques descriptives des variables explicatives retenues pour l'ensemble des 104 entreprises ayant fait défaut. (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M).... 49
Table 16: Statistiques descriptives des variables explicatives retenues pour l'ensemble des 3692 entreprises qui n'ont pas fait défaut. (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M) 49
Table 17 : Ratio de vraisemblance en comparaison à la constante (Exp≤1.25 M)..... 50
Table 18 : Répartition des entreprises en fonction du défaut ou non..... 50
Table 19 : Ratio de vraisemblance en fonction du modèle probit sans cote de risque 50
Table 20 : Échantillon (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)..... 51
Table 21 : Répartition des entreprises de l'échantillon selon le défaut ou non de l'entreprise (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M) 51

Table 22 : Ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque (Exp≤1.25M)……...……..52
Table 23 : Complément d'échantillon (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M) 53
Table 24 : Répartition des entreprises du complément d'échantillon selon le défaut ou non de l'entreprise (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M) 53
Table 25 : Ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque ≤ 1.25 M) 53

CHAPITRE 1

Introduction

1.1 Mise en situation

Le risque de crédit est le risque qu'un emprunteur manque à ses engagements, c'est-à-dire qu'il soit incapable de tenir sa promesse de verser le paiement des intérêts en temps voulu ou de rembourser le principal à échéance. Les banques commerciales font une grande partie de leurs profits avec leurs activités de prêts et sont donc très intéressées à développer des modèles d'évaluation du risque de crédit toujours plus précis afin d'optimiser le rendement des prêts consentis.

Les décisions de prêts sont historiquement faites sur la base du jugement humain. De nos jours, il existe toujours une partie de l'analyse de l'octroie d'un prêt faisant appel au jugement humain bien que les banques utilisent de plus en plus de modèles quantitatifs afin de coter les différents emprunteurs. Cet appétit pour les modèles quantitatifs de cotation du crédit des emprunteurs a débuté dans les années 1980 avec l'apparition des bureaux de crédit FICO™, de Fair Isaac and Co., servant à attribuer une cote aux emprunteurs particuliers. Bien que les bureaux de crédit soient toujours très utilisés pour les prêts aux particuliers, les modèles d'évaluation du risque de crédit des firmes privées commerciales en sont encore à un stade d'adolescence.

Pour plusieurs participants du marché du crédit commercial, les prêts aux petites et moyennes entreprises constituent une manne pour laquelle elles se doivent de perfectionner leurs outils d'évaluation afin d'octroyer les prêts de la manière la plus judicieuse possible. Dans une tendance de libéralisation des prêts commerciaux au Canada, conjointement avec l'entrée en masse de compétiteurs étrangers dans ce marché, il devient de plus en plus critique pour les intermédiaires canadiens de ce marché de se doter d'instruments d'évaluation de crédit efficaces.

1.2 Vers une évaluation de crédit quantitative

Plusieurs méthodes quantitatives permettent l'évaluation du crédit. L'analyse des ratios est une pratique très répandue. Cependant la façon de faire est très variable selon les analystes. Les banquiers basent leur analyse sur des caractéristiques observables de l'emprunteur telles le caractère (réputation), le capital (levier), la capacité (volatilité des profits), le collatéral et le cycle macroéconomique, ce qui est communément appelé les « 5 C ».

Depuis les années 1990 pour les très petites entreprises qui sont considérées comme l'extension de leur propriétaire, une cote de bureau de crédit est parfois utilisée. Les scores de crédit sont peu coûteux à implémenter et ne connaissent pas les problèmes de subjectivité des systèmes experts. Il y a aussi les modèles d'arbitrage qui sont utilisés pour attribuer une cote aux entreprises publiques et la panoplie de méthodes non structurelles (forme réduite) comprenant entre autre l'analyse discriminante et les réseaux de neurones.

Sommerville et Taffleur (1995) montrent que dans le contexte du risque de crédit, un système de scoring multivarié tend à être moins pessimiste a propos de la qualité du crédit de l'emprunteur que celui basé sur des systèmes subjectifs. Il ne semble donc pas surprenant que dans les dernières années les institutions financières se soient dirigées vers des systèmes plus quantitatifs afin d'augmenter l'objectivité de la cote.

D'autres raisons économiques ont poussé les banques à utiliser des modèles quantitatifs de risque de crédit. Une de celles-ci est que les prêts commerciaux sont habituellement octroyés à des entreprises n'ayant pas de cotation de la part d'une agence externe. De plus, comme il est souligné par Sobehart, Keenan et Stein (2000) de chez Moody's, l'exposition individuelle de la banque face à ce prêt est relativement petite. Les auteurs ajoutent qu'il n'est souvent pas économiquement profitable de payer les frais nécessaires à ce qu'une agence externe effectue une évaluation ou de déployer les ressources internes nécessaires afin d'analyser la qualité du crédit d'un emprunteur. Puisque l'analyse du

crédit de l'emprunteur doit à ce moment s'effectuer à l'interne, un modèle quantitatif peut permettre une diminution des ressources nécessaires à cette évaluation.

De plus, des systèmes de cotation de crédit permettent de faciliter l'entrée dans de nouveaux marchés. En effet, grâce à des systèmes quantitatifs fiables, une banque n'a plus obligatoirement besoin d'ouvrir une succursale dans un marché local afin d'offrir des prêts aux entreprises d'une région. En amassant des données sur les compagnies leur demandant un prêt, elles peuvent rendre une décision d'octroie. Ceci réfère à ce qui s'appelle les prêts transactionnels : les banques ne sont plus obligées d'entretenir une relation avec l'emprunteur, elles basent leur décision d'octroie sur l'analyse statistique des états financiers et autres historiques de crédit. Ceci a pour effet d'augmenter la disponibilité du crédit aux petites et moyennes entreprises puisque la compétition du marché du crédit n'est plus restreinte au marché local.

1.3 Utilisation des modèles

La première utilisation des modèles économétriques de score est d'obtenir une cotation toujours plus précise à des fins de tarification. En effet, le pain et le beurre de la banque viennent en grande partie de ses activités de prêts aux entreprises. La banque veut pouvoir tarifer un client selon le risque réel qu'il représente. Plus le système de cotation de crédit utilisé est précis, plus l'activité de prêt sera rentable.

Deuxièmement, les modèles de scoring permettent l'allocation du capital économique et réglementaire. En effet, une préoccupation de base pour la banque est le respect des limites en termes d'exposition totale envers une contrepartie ou un groupe de contreparties dans le cas du risque de crédit. De plus, le calcul du capital requis pour assurer la solvabilité future de l'institution, aux niveaux des prêts consentis, constitue la deuxième préoccupation. La mesure du capital permet d'implanter un outil stratégique de mesure de performance et d'allocation du capital pour la maximisation de la valeur de la banque. On parle de capital économique pour l'usage interne et de capital réglementaire pour le respect de l'exigence légale en fonds propres. Le capital réglementaire vise à

assurer la solidité et la stabilité des institutions financières individuelles et du système bancaire dans son ensemble tandis le capital économique répond à un objectif premier de gestion interne des établissements.

Troisièmement, un modèle de prédiction des défauts sert à un gestionnaire de portefeuilles de prêts à prendre des décisions éclairées quant au renouvellement des différents prêts. De plus, puisqu'il peut quantifier son risque de manière précise, le gestionnaire pourra investir dans des produits dérivés à des fins de maximisation du rapport rendement/risque de son portefeuille.

1.4 Objectifs et apports de recherche

Notre étude propose de faire une comparaison directe entre la capacité de prédiction des défauts de deux systèmes de cotation de crédit, FICO™[1] et MFA™ sur un échantillon de prêts appartenant à la banque. C'est deux modèles constituent des standards dans l'industrie et sont les deux types de modèles utilisés à la banque pour la cotation de crédit.

Le deuxième objectif est de proposer un modèle économétrique de score de prévision des défauts pour les firmes privées canadiennes. Nous voulons que la précision de ce dernier soit égale ou supérieure à celle de MFA™ pour les entreprises ayant une exposition au risque de défaut de moins de 1.25 million.

Selon l'accord de Bâle I, les banques peuvent utiliser le modèle FICO™ pour attribuer une cote de crédit aux entreprises ayant une exposition au risque de défaut [2] en deçà de 250 000 dollars canadiens. Avec la nouvelle réglementation Bâle II qui sera effective à partir de la fin 2009, il sera possible d'étendre l'utilisation du modèle FICO™ aux compagnies ayant une exposition allant jusqu'à un 1 million d'Euros, soit 1.25 million

[1] Voir annexe A pour une description du modèle FICO™ et MFA™.

[2] L'exposition au risque de défaut est définie comme étant la somme de la limite de la marge de crédit et des prêts consentis à l'entreprise excluant les hypothèques.

de dollars canadiens au moment de l'étude. Avant 2007, le modèle de cotation de crédit utilisé à la banque pour les entreprises ayant une exposition au risque de 250 000 à 1.25 million de dollars était le Moody's Financial Analyst, mieux connu sous l'abréviation MFA™.

Le modèle proposé donne directement une probabilité de défaut et est conçu pour les firmes privées canadiennes. Ce modèle est composé de la cote FICO™, de 10 ratios financiers et de trois variables dichotomiques.

Nous testons aussi la performance hors échantillon du modèle pour prédire les défauts des firmes privées canadiennes. En relation aux tests de robustesse de la performance hors échantillon nous comparons nos résultats à ceux des modèles Z-score d'Altman (1968) et Altman (1977). Beaulieu (2003) a aussi développé un modèle probit pour une banque canadienne et nous comparons nos résultats hors échantillon à ce modèle.

1.5 Plan du travail de recherche

La recherche se divise comme suit :

Le *Chapitre II* contient la revue de littérature pertinente au sujet étudié en retraçant les diverses avancées qui ont eu lieu au cours des dernières décennies dans le domaine du risque de crédit. Le *Chapitre III* présente les bases de données utilisées dans l'élaboration de notre modèle. Le *Chapitre IV* discute des différentes variables financières retenues dans nos modèles. Le *Chapitre V* décrit la méthodologie utilisée dans l'estimation des paramètres du modèle Probit par maximum de vraisemblance. Le *Chapitre VI* présente l'analyse des résultats des différentes régressions et autres tests statistiques de notre recherche. Le *Chapitre VII* présente les tests de robustesse. Le *Chapitre VIII* rappelle nos conclusions générales et identifie quelques modifications et futures avancées possibles dans le domaine.

CHAPITRE II

Revue de la littérature

C'est depuis les années 1960 que des tentatives sérieuses de développement de modèles de scoring de crédit ont débuté. Dans cette section, nous faisons une revue de la littérature pertinente concernant le développement de ceux-ci.

L'une des premières recherches scientifiques concernant la prédiction des défauts des firmes est attribuable à **Beaver (1967)**. Il utilise l'analyse univariée afin de distinguer entre les firmes en défaut et en non défaut jusqu'à 5 ans précédant l'événement du défaut. Des variables analysées, Beaver conclut que c'est le ratio flux de trésorerie/dette totale qui a le plus de pouvoir prédictif des défauts.

Cette forme de recherche de Beaver s'apparente aux **systèmes experts** qui se basent sur l'analyse des ratios financiers. Ces systèmes composent encore une grande partie de l'analyse des prêts commerciaux. Bien que de l'information quantitative soit utilisée, la manière dont l'analyse est conduite n'est pas extrêmement transparente. Les utilisateurs de ce type de système font une analyse temporelle, donc évaluent la variation des ratios dans le temps. Ils sont ainsi capables de savoir si la condition financière générale de la firme semble s'améliorer ou se détériorer.

2.1 L'analyse discriminante

Dans une étude publiée par **Altman (1968)** apparaît le modèle de prédiction des défauts le plus populaire de la littérature, le modèle z-score. Ce dernier est basé sur l'analyse discriminante multiple et sert par la suite comme outil de comparaison de base pour les modèles dans les publications scientifiques.

Altman (1968) questionne la pratique populaire de l'époque de procéder à la comparaison de ratios financiers afin d'attribuer une cote de crédit à une entreprise. En

effet, jusqu'à la publication de cet article, les analyses menées par les analystes sont essentiellement univariées en nature. L'avantage marqué de l'analyse discriminante multiple pour ce qui est de la classification des emprunteurs est sa capacité d'analyser plusieurs caractéristiques du sujet simultanément au lieu d'y aller une à la fois, ce qui est le cas lors de l'analyse univariée.

L'analyse discriminante est une technique statistique qui vise à prédire l'appartenance à des groupes prédéfinis. Dans le cas de modèles de prédiction des défauts, le modèle veut prédire si la firme fera partie du groupe des défauts ou des non défauts pour un horizon donné, à partir d'une série de variables explicatives.

La forme la plus commune de modèle discriminant essaie de trouver une fonction linéaire entre des variables comptables et de marchés qui distinguent le mieux deux classifications d'emprunteurs (discrimine): ceux qui remboursent et ceux qui ne remboursent pas (deux groupes mutuellement exclusifs). Ceci nécessite une analyse du groupe de variables maximisant la variance entre les groupes et minimisant la variance à l'intérieur des groupes. Dans le cas de modèles de prédiction des défauts, ces deux groupes sont défauts et non défauts. Le modèle d'Altman (1968) estime la santé financière de la firme à l'aide d'une fonction discriminante :

$$Z = .012X_1 + .014X_2 + .033X_3 + .006X_4 + .999X_5,$$

où

X_1 = Fonds de roulement / Actifs Totaux

X_2 =Résultats en réserve / Actifs Totaux

X_3 = Ebit / Actifs Totaux

X_4 = Valeur au marché des fonds propres

X_5 = Ventes / Actifs Totaux

Z = Indice Global

En général, une firme ayant une cote Z supérieure à 2.99 devrait être considérée comme ayant une excellente santé financière et celle ayant une cote inférieure à 1.81 viendrait en faillite dans un horizon d'une année. Les compagnies dont les scores se situeraient entre ces deux valeurs (1.81 et 2.99) devraient donc être soumises à une étude plus approfondie puisqu'elles tombent dans une zone grise. Une limite à l'utilisation de ce modèle est cependant à noter : le petit échantillon utilisé de 33 firmes ayant fait défaut et de 33 n'ayant pas fait défaut ainsi que le fait que celles-ci proviennent toutes du secteur manufacturier. La petitesse et la concentration de l'échantillon laisse planer un doute sur la précision des coefficients.

Altman a par la suite publié une version révisée de son modèle z-score avec de nouvelles valeurs limites pour la classification[3]. Il laisse de côté la variable X5 afin de minimiser l'effet de l'industrie relié à la rotation des actifs et a remplacé la variable X4 par les actifs nets comptables/ passifs totaux.[4]

Un peu plus tard, **Altman (1977)** utilise un échantillon de détaillants et de firmes manufacturières ayant fait faillite durant les années 1969-1975. Son échantillon contient 53 défauts et 58 non défauts. L'auteur conclut que le modèle Zeta™ est bon pour estimer les faillites jusqu'à un horizon de cinq ans.

Comparativement au modèle de 1968, le modèle Zeta™ est beaucoup plus précis pour la classification des faillites sur un horizon de 2 à 5 ans. Cependant, le modèle Zeta™ était équivalent au modèle à 5 facteurs pour l'horizon annuel et ce, pour les échantillons de son étude de 1968 et celui de 1977. Quant à la classification des non défauts, elle n'est que très légèrement supérieure à celle du modèle de 1968 pour un horizon de 1 ou 2 ans.

---

[3] C'est cette version du modèle qui servira d'outil de comparaison avec les modèles MFA™ et FICO™ dans le chapitre

[4] *Networth (book value)/total liabilities*.

2.2 Critique de l'analyse discriminante

Dans un autre ouvrage **Eisenbeis (1977)** critique l'analyse discriminante multiple. Ce dernier soulève plusieurs problèmes inhérents à ce type d'analyse. Premièrement, les variables explicatives utilisées dans les études de faillite sont considérées comme ayant une distribution normale multivariée. Lorsque cette supposition ne s'applique pas en pratique, les tests de significativité perdent leur fiabilité. Ensuite, une hypothèse classique de l'analyse discriminante linéaire suppose que la matrice de variance covariance est la même pour chaque groupe. Lorsque non respectée, cette propriété peut affecter la significativité du test des différences entre les moyennes pour chaque groupe, et ainsi les limites pour définir les groupes peuvent varier.

De plus, les coefficients des facteurs utilisés dans une fonction discriminante n'ont aucune signification économique. Eisenbeis (1977) souligne qu'il peut aussi y avoir des problèmes reliés à l'oubli d'inclure une partie de la population. Dans Altman (1968), ce ne sont que des petites compagnies qui sont incluses. Joy et Tollefson (1975) ont accordé une bonne partie de leur recherche à ce problème. Ils soutiennent qu'afin d'obtenir des résultats utiles en ce qui a trait à la classification, il faut que la population utilisée pour estimer la fonction discriminante et le taux d'erreur de classification soit la même que celle pour laquelle on tire les nouvelles observations afin d'appliquer le modèle. Ces auteurs citent l'exemple classique du modèle d'évaluation de crédit où l'on performe une analyse discriminante sur une population de firmes à qui une banque a auparavant octroyé un prêt. Dans ce cas, la population initiale est composée de firmes ayant déjà été acceptées au crédit. La fonction discriminante n'est donc pas disponible pour l'ensemble de la population des demandeurs de prêts, mais bien pour le sous segment qui a été accepté selon les auteurs. Il ne faudrait donc pas qu'un tel modèle soit appliqué aux nouvelles demandes de prêts selon ceux-ci.

Un autre désavantage de l'analyse discriminante est soulevé par **Lennox (1999).** Il souligne en effet que les échantillons d'où sont tirées les compagnies ayant fait faillite et celles n'ayant pas fait faillite dans les études d'analyse discriminante n'ont pas étés tirés de façon aléatoire. Il soutient que dans les faits, ces compagnies sont jumelées selon

certaines caractéristiques comme la taille de l'entreprise ou de l'industrie et donc qu'il existe un biais dans les études d'analyse discriminante.

2.3 Bureaux de crédit

Développés dans les années 1980, les **bureaux de crédit** continuent d'être beaucoup utilisés de nos jours, surtout pour l'attribution d'une cote de crédit aux particuliers. Ces scores s'appuient sur des bases de données de plusieurs millions d'observations contenant des milliers de défauts.

Les bureaux de crédit condensent plusieurs informations de l'emprunteur en un seul chiffre, un score de crédit. Pour évaluer le crédit, ces bureaux se concentrent sur les délinquances des clients, l'inactivité et le niveau d'endettement. Ces scores sont surtout utilisés pour attribuer une cote de crédit aux particuliers mais peuvent aussi s'appliquer à des petites entreprises qui sont considérées comme étant une extension de leur propriétaire. La simplicité des bureaux de crédit et leur prix très accessible versus leur capacité à prédire les défauts moussent leur popularité.

2.4 Les cotes d'agences

Les cotes d'agences sont attribuées par des agences spécialisées en cotation de crédit telles que Standard & Poor's, Moody's ou Fitch. Aux États-Unis, ces trois compagnies se séparent 93% du marché des cotations des obligations avec respectivement 41%, 38% et 14% du marché[5]. Par exemple, Moody's émet une cote pour 170 000 obligations corporatives, gouvernementales ou structurées dans le monde. Les compagnies possédant une cote auprès de ces agences sont des compagnies publiques et de très grande taille.

2.5 Les modèles économétriques de scores (non structurels)

Tous les problèmes liés aux modèles d'analyse discriminante énoncés précédemment ont poussé les chercheurs à utiliser des modèles économétriques logit et probit. Ces modèles

[5] Forces Magazine, Octobre 2006.

non structurels (économétriques de score) ne sont pas dictés que par la théorie : ils utilisent aussi des variables dictées par l'analyse statistique. C'est **Ohlson (1980)** qui est le premier à publier une étude utilisant un modèle logit afin de prédire les défauts. Dans cet ouvrage, Ohlson utilise des variables comptables afin de prédire la probabilité de défaut de l'emprunteur tout en supposant que la probabilité de défaut était distribuée logistiquement. De cette façon, la fréquence cumulative des défauts prend la forme fonctionnelle logistique et est par définition, requise de prendre des valeurs contenues entre zéro et un.

L'auteur détecte quatre facteurs significatifs permettant de prédire les faillites sur un horizon d'un an : la taille de la compagnie, sa structure financière, les mesures de performance et les liquidités immédiates. Ohlson fut aussi le premier à identifier le biais qui existe dans certaines études publiées précédemment où l'on présume que les états financiers sont publiés à la fin de l'année fiscale. À des fins de prédiction des défauts, cette hypothèse n'est pas adéquate puisqu'une compagnie peut théoriquement publier des états financiers après avoir fait faillite. Pour éviter ce biais, il ne considère que les états financiers ayant été publiés avant la date de défaut dans cette étude de 1980.

Zmijewski (1984) se voulait une critique des recherches publiées à l'époque concernant le choix non aléatoire des échantillons et des biais que cela pouvait entraîner dans les régressions probit. En effet, même si historiquement le taux de défaut se situait sous les .75 % aux Etats-Unis selon les chiffres avancés par cette étude, il n'était pas rare de constater que dans plusieurs études la proportion du nombre de firmes en défaut dans l'échantillon total était souvent plus élevée, allant même jusqu'à 50% dans certain cas. Cet effet se nomme le sur échantillonnage de firmes en détresse.

Un autre problème important présent dans la littérature de l'époque identifié par **Zmijewski (1984)** est de laisser de coté les firmes en faillite pour lesquelles les données financières ne sont pas entièrement disponibles. L'auteur nomme le fait de laisser de côté plusieurs firmes en défaut pour cause du manque d'information, le biais de sélection. L'auteur trouve que si la probabilité de défaut conditionnelle à obtenir des données

complètes est significativement différente de la probabilité de défaut conditionnelle à obtenir des données incomplètes, il existe un biais dans l'estimation du modèle. Les deux biais mentionnés amènent des paramètres et des estimations de probabilité asymptotiquement biaisés.

Dans **Lennox (1999)**, l'auteur s'intéresse aux causes des faillites chez les compagnies Anglaises listées au Royaume-Uni entre 1987-1994. L'auteur découvre entre autre que les déterminants les plus importants des faillites sont les mesures de profitabilité, de levier, de flux de trésoreries, de taille, du secteur industriel et du cycle économique. Il conclut aussi que des modèles probit ou logit bien spécifiés ont la capacité de mieux identifier les compagnies qui feront faillite que les modèles d'analyse discriminante. De plus, il documente que prendre en compte la non linéarité des flux de trésoreries et du levier augmente le pouvoir explicatif du modèle.

Dans un rapport publié en 2000, **Falkenstein et al. (2000)** présentent un modèle d'évaluation des probabilités de défaut des entreprises privées. L'avantage de celui-ci vient de la base de données que possède Moody's : 28 104 compagnies et 1604 défauts provenant de firmes canadiennes et américaines. RiskCalc™ génère des probabilités de défauts de 1 et 5 ans. Hors échantillon, le modèle de Moody's s'avère plus puissant que le modèle z-score de **Altman (1968)**, que le modèle Zeta™ de **Altman (1977)** ou que le modèle de **Shumway (1999)**.

Dans son mémoire de maîtrise, **Beaulieu (2003)** développe un modèle économétrique de score permettant de prédire la probabilité de défaut court terme (1 an) des firmes privées canadiennes. L'étude a été réalisée pour la période s'étendant du 15 septembre 1997 et le 31 janvier 2000 pour les états financiers, et du 15 septembre 1997 au 31 janvier 2001 pour les défauts. L'échantillon était composé de 145 observations de défaut et 12 793 observations de non défaut. L'auteur identifie 7 ratios financiers[6], qui combinés, ont le plus grand pouvoir explicatif sur la probabilité de défaut. Beaulieu vérifie la performance

[6] Voire Annexe D pour une description des différents ratios utilisés par Beaulieu (2003)

hors échantillon de son modèle à l'aide du profil de précision cumulatif. Son modèle est conçu spécifiquement pour les firmes privées canadiennes.

Le modèle que nous proposons appartient à la famille des modèles économétriques de score puisque les variables indépendantes ont été choisies seulement d'après leur capacité à accroître le pouvoir explicatif du modèle de défaut des firmes privées canadiennes. Notre modèle est composé de 10 ratios financiers, de trois variables dichotomiques et de la cote FICO™.

2.6 Modèles d'arbitrage

Ces modèles appartiennent à un sous segment de firmes ayant une cote d'agence. En effet, les modèles appartenant à cette famille sont utilisés pour attribuer une cote de crédit aux firmes ayant une dette publique et liquide. Pour ces firmes, on estime une probabilité de défaut risque neutre en observant l'écart entre les rendements obligataires des émetteurs relativement au taux sans risque. Les pionniers de cette catégorie de modèles sont Jarrow et Turnbull (1995), Jarrow et al. (1997) et Duffie et Singleton (1998,1999).

2.7 Modèles structurels

Ces modèles sont purement dictés par la théorie. Dans le cas de l'évaluation de la dette risquée, l'événement de défaut survient typiquement lorsque les actifs de la firme, représentés par la valeur au marché des actions, perdent de la valeur de façon à ce que la firme ne puisse plus payer ses dettes. Les modèles structurels prennent la firme comme unité d'analyse. Les actionnaires sont représentés comme étant possesseurs d'une option d'achat sur les actifs de la firme. Dans sa version la plus simple, si la valeur des actifs est supérieure à la valeur nominale de la dette à maturité, les actionnaires vont payer les créditeurs et empocher la valeur restante. Sinon, les actionnaires utilisent leur « option de défaut », et remettre la valeur des actifs aux créditeurs. Ici, la valeur de la dette post-défaut est la valeur résiduelle des actifs.

Le modèle structurel de base est celui de **Merton (1974)** et est une application directe du modèle de **Black & Scholes (1973)**. Les actions de la firme sont considérées comme des options d'achat européennes sur les actifs de la firme, le prix d'exercice étant la valeur

nominale de la dette de la firme. Lorsque le prix de l'action tombe sous cette barre, la firme tombe en défaut. De l'autre côté, les actionnaires gardent le potentiel haussier exactement comme une option d'achat européenne. Un autre intrant nécessaire à l'application du modèle est la volatilité des actifs de la firme approximée par la volatilité de l'équité sur le marché. Le modèle peut être utilisé pour calculer une probabilité risque neutre de défaut. Cette probabilité de défaut est équivalente à la probabilité que l'option finisse hors de la monnaie.

Il est possible de calculer une distance au défaut (DD). Il suffit de prendre la valeur moyenne des actifs (A) moins la valeur de la dette (B) et diviser par l'écart type de cette valeur moyenne des actifs (σ_a) afin de calculer une distance au défaut définie comme le nombre d'écarts type entre la valeur moyenne des actifs et le montant de la dette. Pour traduire cette distance au défaut en probabilité de défaut (PD), **Merton (1974)** suppose que la valeur des actifs est distribuée log normalement. Plus la distance au défaut est grande, plus la probabilité de défaut est petite. En pratique, les modèles estiment une PD à partir de données historiques puisque la distribution du prix des actifs n'est souvent pas log normale.

Même s'ils sont appréciés pour leur intuition économique, les modèles structurels sont critiqués pour leur implantation ardue. En effet, ces modèles ne fonctionnent que pour les firmes publiques ayant des actions transigées sur les marchés. Ensuite, lorsque la structure financière de la firme est complexe, c'est-à-dire qu'il y a plusieurs séries d'obligations junior et senior, des conventions, des coupons, plusieurs maturités de dette etc ce qui fait en sorte que le modèle de base de **Merton (1974)** devra être modifié.

2.8 Le Modèle de KMV

Le modèle de KMV réussi à résoudre quelques problèmes inhérents au modèle de Merton (1974). En effet, dans sa version originale, le modèle de Merton (1974) n'utilise qu'une seule date de maturité de la dette. Le modèle de KMV apporte quelques ajustements au modèle de Merton qui sont très utiles puisqu'une firme a souvent plus d'une échéance de dette. Ces ajustements sont basés sur des analyses empiriques. Nous encourageons le

lecteur à consulter Crosbie et Bohn (2003) pour une discussion sur les autres versions des modèles structurels.

2.9 The Gambler's Ruin

Ce modèle inventé par **Wilcox (1971)** est beaucoup moins connue que celui de Merton (1974). Selon celui-ci, la valeur de l'équité est une réserve et les flux de trésorerie augmentent ou diminuent cette réserve à chaque période. Dans ce modèle, les flux de trésorerie sont un processus contenant deux états de la nature. La distance au défaut est donnée par la somme de l'équité au livre et des flux espérés, divisée par la volatilité de ces flux de trésorerie.

2.10 Les modèles d'exposition

Ces modèles ne prédisent pas la probabilité de défaut d'une entité mais estiment l'exposition au moment du défaut (EAD). Ils sont donc complémentaires aux modèles attribuant une probabilité de défaut. La perte espérée au moment de défaut est égale à (1-γ)*EAD où γ est le taux de recouvrement. (1-γ) est aussi appelé « *Loss given default* » (LGD). Ces modèles s'avèrent très utiles pour ceux qui octroient des marges de crédit par exemple.

2.11 Réseaux de neurones

Cette méthode est plus flexible que certaines méthodes statistiques puisqu' aucune hypothèse n'est nécessaire à propos de la forme fonctionnelle de la relation entre les caractéristiques et la probabilité de défaut ou à propos de la distribution des termes d'erreur et des variables. En effet, les réseaux de neurones sont des algorithmes d'intelligence artificielle qui permettent à un système d'apprendre avec l'expérience afin de mieux discerner entre les caractéristiques de l'emprunteur et la probabilité de faire défaut. De plus, l'algorithme détermine quelles sont les caractéristiques les plus importantes dans la prédiction des défauts. Chaque fois que le réseau évalue le risque de crédit d'une nouvelle opportunité de prêt, il met à jour les pondérations attribuées aux caractéristiques permettant de prédire le défaut. Ce système peut donc s'adapter à des conditions changeantes, cependant, il reste une boîte noire difficile à analyser.

CHAPITRE III

Données

3.1 Bases de données

Dans cette section nous présentons les données utilisées et nous expliquons comment nous avons construit la base de données. Il est à noter que les données sont celles fournies par la banque et sont la propriété exclusive de celle-ci.

Comme nous l'avons mentionné précédemment, notre travail de recherche veut vérifier si la cote FICO™ performe aussi bien que MFA™ pour assigner une cote de crédit aux compagnies commerciales ayant jusqu'à 1.25 million d'exposition au risque de défaut.

3.1.1 Cote MFA™

La cote MFA™ est une cote générée par un algorithme appartenant à Moody's. Ainsi, la banque se doit de payer à Moody's les droits d'utilisation qui sont plus importants que ceux de FICO™. Le modèle se base sur les ratios financiers présents dans les états financiers annuels de l'entreprise. Bien que les ratios financiers utilisés pour le calcul d'une cote de risque soient connus, leur pondération ne l'est pas puisqu'il s'agit d'un modèle commercial vendu à plusieurs banques[7]. MFA™ utilise jusqu'à 5 années d'états financiers pour générer une cote.

La période d'étude que nous utilisons afin de générer une probabilité de défaut s'étend du 1er janvier 1998 au 31 décembre 2005. Nous avons une base de données contenant 4806 entreprises. Pour chaque entreprise, nous prenons la dernière cote MFA™ générée dans les sytèmes datant d'au minimum du 1er janvier 1998 et d'au maximum du 31 décembre 2005. Obligatoirement, la date où la cote est générée correspond à une date de dépôt des états financiers de l'entreprise. Ainsi, chaque entreprise de notre population peut avoir une date de cotation différente.

[7] Voir Annexe B pour les ratios utilisés dans MFA™.

De plus, pour chaque entreprise, nous avons deux cote MFA™, l'une utilisant le *mapping* de 2005 (cote MFA-A) et l'autre le *mapping* de 2006 (cote MFA-B). Les *mappings*, qui sont les barèmes selon lesquels les scores obtenus dans l'algorithme MFA™ sont transformés en cote de risque sur une échelle de 1 à 10 sont revus annuellement à la banque.

3.1.2 Cote FICO™

Pour ce qui est de la cote FICO™, celle-ci est calculée en attribuant un score pour certaines caractéristiques financières de la compagnie. FICO™ n'utilise pas les états financiers des années précédentes mais seulement les données incluses dans le dernier état financier annuel publié. Nous avons donc utilisé un algorithme générant une cote FICO™ en utilisant l'état financier annuel de la date correspondante à la cote MFA™.

Pour générer cette cote, l'algorithme FICO™ attribue un score pour chacun des 9 éléments présentés dans l'annexe B et additionne chacun de ces scores partiels afin d'arriver à un score global pour l'entreprise.

Ainsi, nous avons une cote FICO™ générée exactement à la même date que la cote MFA™. FICO™ utilise seulement l'information comptable annuelle la plus récemment publiée tandis que MFA™ utilise l'information contenue dans les 4 autres états financiers annuels publiés précédemment. Toutes les cotes datent au maximum du 31 décembre 2005.

3.1.3 Base de données des défauts

À la banque, la définition qui est utilisée pour considérer qu'une entreprise soit en situation de défaut est la suivante : (1) 90 jours de retard sur le service de la dette, (2) un transfert du compte au département de recouvrement, (3) une écriture comptable passant le prêt aux pertes dans les livres de la banque. Dans notre base de données finale, il y a donc une colonne indiquant s'il y a défaut « O » ou non « N » pour chacune des entreprises. Il est à noter que toutes les firmes ont fait défaut à une date ultérieure à leur date de scoring. Dans notre base de données, 126 entreprises ont fait défaut entre 1er

janvier 1999 et le 24 août 2006, pour 4 680 observations d'entreprises différentes n'ayant pas fait défaut.

Table 1 : Le nombre de défauts et de non défauts de la population initiale

Valeur	Fréquence
Défaut	126
Non-défaut	4680
Total	4806

3.1.4 Base de données des expositions au risque de défaut

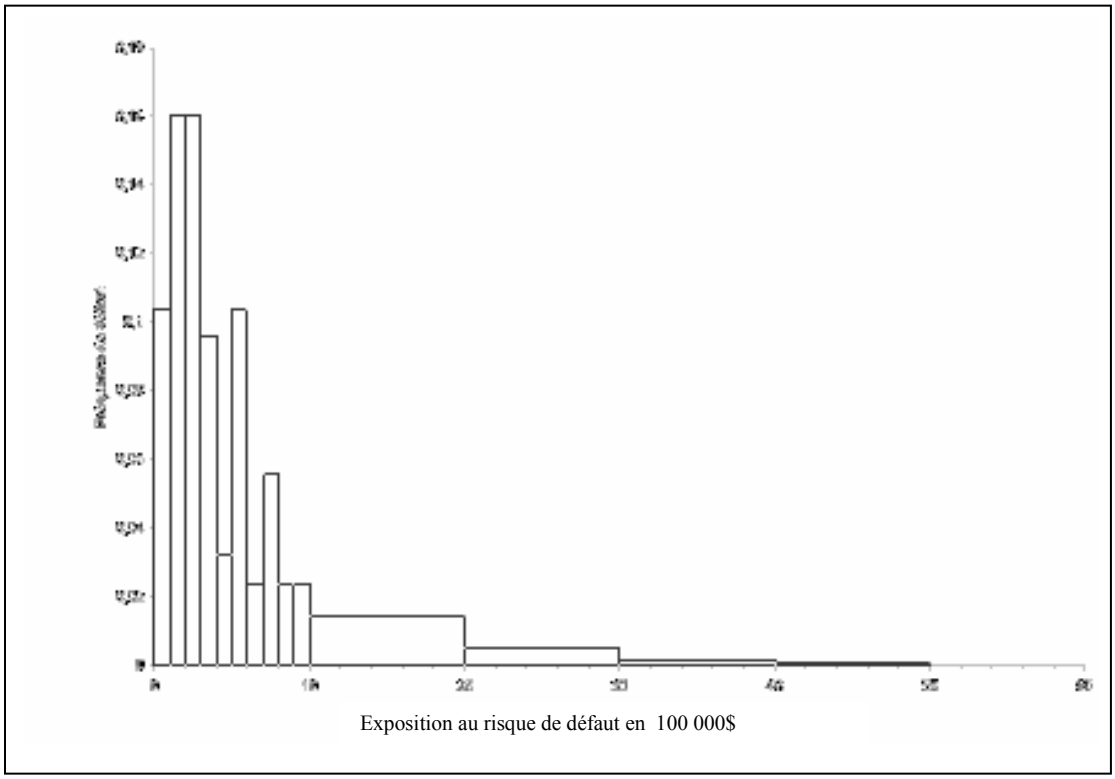
L'information concernant l'exposition au risque de défaut est contenue dans les fichiers var crédit de la banque. Le montant d'exposition au risque de défaut correspond à la somme de la limite de la marge de crédit et des autres prêts excluant les hypothèques[8].

Table 2: Distribution de l'exposition au risque de défaut en fonction du défaut ou non de l'entreprise

	Défaut		*Non Défaut*		*Total*	
Exposition au risque de défaut	*N*	*%*	*N*	*%*	*N*	*%*
100 000 et moins	13	10.32%	688	14.70%	701	14.59%
100 001 à 200 000	20	15.87%	632	13.50%	652	13.57%
200 001 à 300 000	20	15.87%	508	10.85%	528	10.99%
300 001 à 400 000	12	9.52%	398	8.50%	410	8.53%
400 001à 500 000	4	3.17%	369	7.88%	373	7.76%
500 001 à 600 000	13	10.32%	239	5.11%	252	5.24%
600 001 à 700 000	3	2.38%	181	3.87%	184	3.83%
700 001 à 800 000	7	5.56%	186	3.97%	193	4.02%
800 001 à 900 000	3	2.38%	130	2.78%	133	2.77%
900 001 à 1 000 000	3	2.38%	156	3.33%	159	3.31%
1 000 001 à 2 000 000	18	14.29%	603	12.88%	621	12.92%
2 000 001 à 3 000 000	6	4.76%	217	4.64%	223	4.64%
3 000 001 à 4 000 000	2	1.59%	109	2.33%	111	2.31%
4 000 001 à 5 000 000	1	0.79%	68	1.45%	69	1.44%
5 000 001 à 6 000 000	0	0.00%	42	0.90%	42	0.87%
6 000 001 à 7 000 000	0	0.00%	25	0.53%	25	0.52%
7 000 000 à 8 000 000	0	0.00%	21	0.45%	21	0.44%
8 000 001 à 9 000 000	0	0.00%	13	0.28%	13	0.27%
9 000 001 à 10 000 000	0	0.00%	16	0.34%	16	0.33%
10 000 001 à 15 000 000	1	0.79%	37	0.79%	38	0.79%
Plus de 15 000 000	0	0.00%	42	0.90%	42	0.87%
Total	126	100.00%	4680	100.00%	4806	100.00%

[8] Les hypothèques n'ont pas été incluses puisqu'elles n'ont commencé à être comptabilisées dans la base de données var crédit qu'en 2004 seulement, et donc, étaient non disponibles pour les années antérieures. À des fins d'uniformisation des données, la valeur des hypothèques n'a donc pas été incluse dans le calcul de l'exposition au risque de défaut.

Figure 1 : Fréquence d'entreprises en défaut selon la tranche d'exposition au risque de défaut



Dans la figure précédente, il est possible de voir que la grande majorité des compagnies de l'échantillon ayant fait défaut ont une exposition au risque de défaut en dessous de 1 million de dollar.

3.1.5 Unification des bases de données

L'unification des différentes bases de données a été effectuée à l'aide du numéro de fichier de l'emprunteur. Pour chacune des observations (emprunteur), nous avons une cote MFA™ obtenue à l'aide du mapping de 2005 (cote MFA-A), une cote MFA™ obtenue à l'aide du mapping de 2006 (cote MFA-B) et une cote FICO™. Les trois sont sur une échelle de 1 à 10. Le 1 étant pour une firme en excellente santé financière et le 10 pour une firme en défaut.

La base de données n'est pas construite en données de panel. Pour chaque entreprise, nous avons les 3 cotes de crédit à une date de scoring donnée (entre le 1er janvier 1998 et 31 décembre 2005), les valeurs des ratios financiers en cette même date de scoring, un indicateur de défaut, une date de défaut si applicable et l'exposition au risque de défaut.

3.2 Statistiques descriptives de la base de données

On peut observer dans la figure 2 qui suit que l'attribution de cote MFA-B est plus sévère, c'est-à-dire qu'elle tend plus vers 10. Un détail marquant est aussi le fait que les cotes MFA™ sont capables de mieux distinguer les différents emprunteurs que la cote FICO™ puisque l'écart type des cotes est plus grand. En effet, les queues de la distribution sont plus épaisses.

Figure 2 : Distribution de la cote de risque en fonction du modèle de cotation

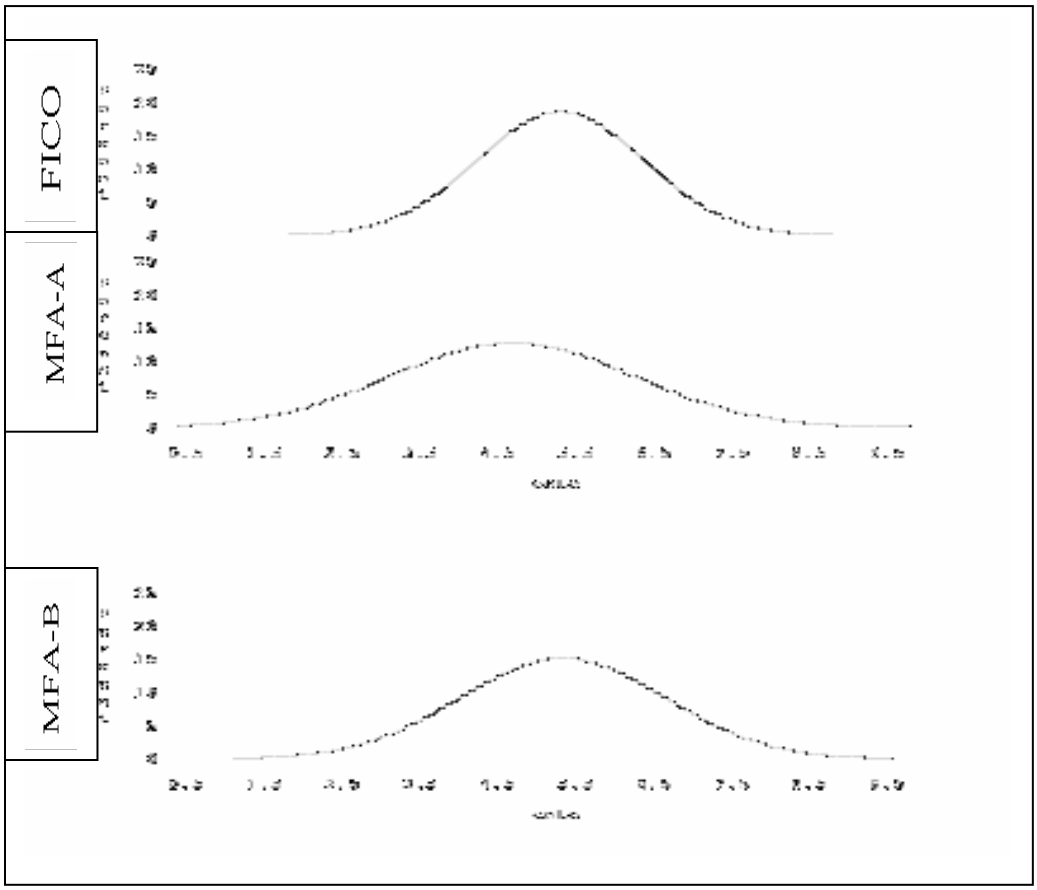
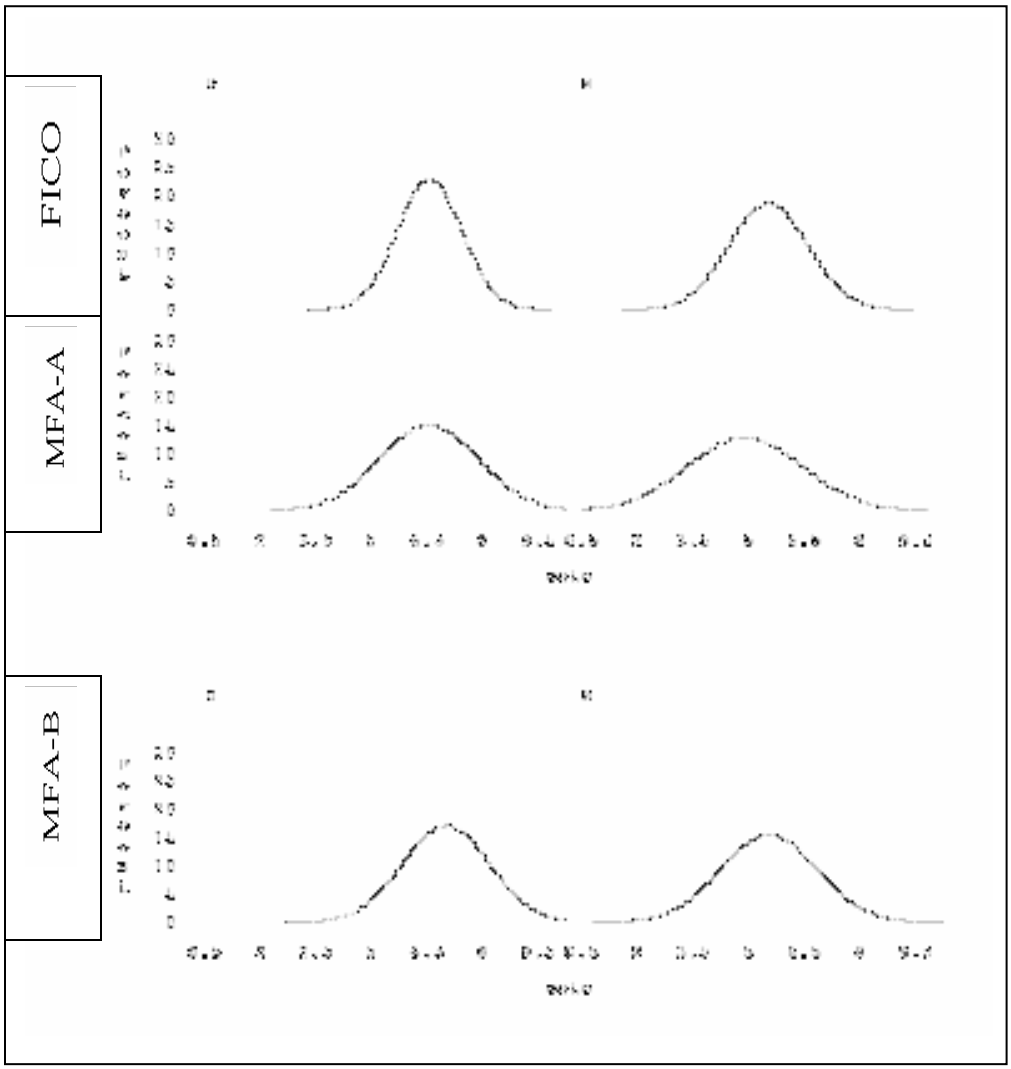


Figure 3 : Distribution de la cote de risque en fonction du défaut ou non de l'entreprise



La figure 3 sépare la distribution des défauts et des non défauts. On peut remarquer que c'est la cote MFA-B qui attribue en moyenne les scores les plus sévères aux entreprises en défaut. Du coté de MFA-A et FICO™, la moyenne des scores attribués aux entreprises en défaut est semblable mais inférieure à celle de MFA-B. On peut de plus remarquer que les cotes MFA™ sont celles qui affichent le plus grand écart type de la cote, autant pour les firmes en défaut que pour les firmes en non défaut. Cette remarque possède des fondements logiques puisque ces cotes MFA™ utilisent beaucoup plus d'information que la cote FICO™, c'est-à-dire jusqu'à cinq états financiers antérieurs versus seulement un

seul pour la cote FICO™, ce qui pourrait donner un pouvoir accru de discrimination des différents risques de chaque compagnie.

CHAPITRE IV

Processus de sélection des variables explicatives

4.1 Introduction

Notre étude possède deux objectifs distincts. Le premier est de comparer directement la performance des deux cotes MFA™ et la cote FICO™ lorsque considérées seules, et ensuite, lorsque considérées dans un modèle multivarié comprenant plusieurs autres variables indépendantes.

Dans la littérature, plusieurs ratios financiers sont utilisés afin d'évaluer le risque de défaut des entreprises. Dans une étude publiée en 1981, Chen et Shimerda en identifièrent plus de 100 qui réussissent à évaluer la condition financière d'une entreprise. Dans cette étude, les ratios sont groupés en 7 différentes catégories. Les deux auteurs conclurent que puisque les ratios d'une même classe sont souvent très corrélés entre eux, il ne vaut habituellement pas la peine d'inclure plusieurs ratios appartenant à la même classe.

Dépendamment de la source, le nombre de classes dans lesquelles sont regroupés les différents ratios varie. Il y a cependant 6 classes de ratios qui sont presque toujours incluses dans la littérature sur la détresse financière. Dans RiskCalc Private, Moody's en identifie 6 : les ratios de structure financière, les ratios de profitabilité, les ratios de liquidité, les ratios de taux de croissance, les ratios d'activité et ceux de positionnement monétaire.

4.2 Sélection des ratios financiers

La sélection des variables et leur transformation sont parmi les étapes les plus importantes dans le développement d'un modèle de prédiction de défaut. Quels ratios inclure et lesquels exclure sont autant de questions qui peuvent changer radicalement la performance du modèle.

Nous avons identifié un ensemble de 11 ratios financiers et de trois variables dichotomiques qui accompagné des différentes cotes de risques (MFA™ ou FICO™), a le plus grand pouvoir explicatif dans un modèle probit sur l'état de défaut ou de non défaut[9] [10] :

<u>1 – Inventaires sur ventes</u>

Le ratio de l'inventaire sur les ventes indique si une compagnie est efficace quant à la gestion de son inventaire. Il est calculé en divisant les inventaires par les ventes nettes. La relation de ce ratio avec la probabilité de défaut n'est pas des plus claires. Une compagnie ayant une valeur trop grande pour ce ratio pourrait vouloir dire que la compagnie ne maintient pas assez d'inventaire pour le niveau des ventes et pourrait éventuellement tomber en rupture de stock. De l'autre coté, une valeur trop petite pour ce ratio pourrait vouloir dire que la compagnie a trop lourdement investi dans ses inventaires.

<u>2 – Passifs totaux sur ventes</u>

Le ratio des passifs totaux sur les ventes indique de combien de fois les passifs dépassent les ventes nettes. Un coefficient trop élevé pour ce ratio indique que la firme est trop endettée pour ses niveaux de revenus. Nous établissons donc que la relation entre ce ratio et la probabilité de défaut est positive.

---

[9] Voir l'annexe C pour la façon de calculer les ratios utilisés.

[10] Pour obtenir cette liste de 11 ratios financiers, nous avons determiné lesquels des ratios lorsque combinés ont le plus grand pouvoir explicatif sur l'état de défaut en utilisant en utilisant la méthode essaies et erreurs.

3 – Période de recouvrement des recevables

Ce ratio est un ratio d'activité qui mesure le nombre de jours moyen requis afin que les recevables soient collectés. Ce ratio est calculé en divisant la moyenne des recevables nets durant l'année par les ventes au crédit nettes et en multipliant par 365. La règle générale est que la période de recouvrement ne devrait pas excéder la période de crédit pour la vente. La relation entre ce ratio et la probabilité de défaut est positive puisque plus ce chiffre est élevé, plus la compagnie aura de la difficulté à se faire repayer.

4 – Croissance des ventes

La croissance des ventes est le pourcentage de croissance des ventes en comparaison à l'année précédente. Bien que la croissance des ventes soit une caractéristique souhaitable pour une entreprise, un taux de croissance démesuré peut avoir des effets néfastes et peut même favoriser la faillite de la compagnie. L'effet net entre ce ratio et la probabilité de défaut est donc incertain.

5 – Passifs totaux sur actifs totaux

Ce ratio mesure le pourcentage des actifs totaux qui sont fournis par les créditeurs. Il est calculé en divisant les passifs totaux (courants et longs termes) par les actifs totaux. Ce ratio exprime le degré de levier financier de la compagnie. Ceci indique la capacité pour la firme de connaître des pertes sans affecter les paiements faits aux créditeurs. Plus ce ratio est élevé, plus le risque que la compagnie ne puisse réussir à effectuer les paiements de sa dette est grand. Du point de vue des créditeurs, le plus bas est ce ratio, le plus grand est la zone tampon en cas de perte financière pour la firme. Ce qui est jugé adéquat concernant ce ratio dépend habituellement des bénéfices de la firme. Si cette dernière a des bénéfices très stables, elle pourrait normalement se permettre un ratio d'endettement plus élevé. De façon générale, la corrélation entre le ratio d'endettement et la probabilité de défaut est positive.

6 – Bénéfices sur passifs totaux

Le ratio bénéfices sur passifs totaux indique le nombre de fois que les bénéfices surpassent les passifs. Plus ce ratio sera grand, moins la compagnie aura de chance de faire défaut puisque que ses dettes pourront facilement être repayées.

7 – Ratio de liquidité immédiate (Quick Ratio)

Ratio de liquidité immédiate est une mesure de la capacité de la compagnie à remplir ses obligations financières court terme rapidement. Il est calculé en divisant la somme de l'encaisse, des dépôts à court terme et des comptes à recevoir par le passif court terme. C'est donc un important complément au ratio de fond de roulement (*current ratio*) puisqu'il ne contient pas les inventaires et les prépayés. Le numérateur du ratio est très liquide puisque que les inventaires et les dépenses prépayées qui peuvent être difficiles à vendre ne sont pas inclus. Plus la compagnie aura de la liquidité, moins la chance de faire défaut sera grande.

8 – Rendement sur actifs moyens

Cette donnée mesure la profitabilité des actifs par rapport aux bénéfices réalisés sur chaque dollar investi en actif. Plus le ROA sera élevé, plus la compagnie sera profitable et moins la probabilité de défaut sera grande.

9 – Ventes nettes sur capitaux propres

Ce ratio mesure le montant des ventes générées par dollar de capital propre. La relation qu'entretient ce ratio avec la probabilité de défaut est influencée par le dénominateur. Un grand ratio peut vouloir dire que la compagnie est trop endettée, et donc, qu'elle a une valeur nette très basse. Donc ce ratio devrait affecter négativement la probabilité de défaut.

10 – Actifs long terme sur capitaux propres

Le ratio des actifs longs termes sur capitaux propres donne la proportion des actifs longs termes sur capitaux propres. Encore une fois, un ratio très élevé pourra vouloir dire que

les actifs de la compagnie appartiennent aux créditeurs et non aux actionnaires. Donc la relation entre ce ratio et la probabilité de faire défaut devrait être positive.

11 – Ventes sur actifs totaux moyens

La rotation de l'actif est un ratio qui permet de vérifier l'efficacité avec laquelle la compagnie utilise et gère ses ressources. Ce ratio indique le montant des ventes générées par dollar investi en actif. Un bas ratio de rotation des actifs n'est pas nécessairement bon. Il peut signifier qu'il y a un manque de renouvellement dans les actifs. Il est calculé en divisant les ventes annuelles par l'actif total moyen. Plus ce ratio est élevé, moins la probabilité de défaut est grande.

Table 3: Statistiques descriptives des variables explicatives retenues pour l'ensemble des 126 entreprises ayant fait défaut

Variable	*N*	*Moyenne*	*Std*	*Min*	*Max*
CoteMFA-B	126	6.74	1.18	3	8
CoteMFA-A	126	6.28	1.33	1.5	8
CoteFICO	126	6.29	0.87	2	7.5
Inventaires sur ventes	122	0.22	0.36	0	2.59
Passifs totaux sur ventes	122	9.59	92.17	0.08	1019
Période de recouvrement des recevables	82	5.31	41.87	0.92	225.85
Croissance des ventes	118	1818.27	19644.2	-76.25	213400
Passifs totaux/actifs totaux	122	0.93	0.49	0.16	3.7
Bénéfices sur passifs totaux	122	0.01	0.52	-0.77	4.39
Liquidité immédiate	121	0.71	0.85	0	6.29
Rendement sur actifs moyens	122	-0.05	0.32	-1.67	2
Ventes nettes sur capitaux propres	122	3.58	42.57	-252.5	191.94
Actifs l-t sur capitaux propres	122	-0.14	16.71	-154.42	83.33
Ventes sur actifs totaux moyens	126	33.48	175.53	0	1000
Exp. au risque de défaut moins de 250 mille	126	0.33	0.47	0	1
Exp. au risque de défaut de 250 à 500 mille	126	0.21	0.41	0	1
Exp. au risque de défaut de 500 à 750 mille	126	0.15	0.36	0	1

Table 4 : Statistiques descriptives des variables explicatives retenues pour l'ensemble des 4680 entreprises n'ayant pas fait défaut

Variable	*N*	*Moyenne*	*Std*	*Min*	*Max*
CoteMFA-B	4680	5.29	1.3	3	8
CoteMFA-A	4680	4.64	1.55	1	8
CoteFICO	4680	5.27	1.07	1.5	7.5
Inventaires sur ventes	4618	0.13	0.54	0	19.23
Passifs totaux sur ventes	4618	2.03	30.83	-1.65	1587
Période de recouvrement des recevables	3706	49.73	87.35	0.04	3054.57
Croissance des ventes	4536	297.4	11788.3	-6697.73	733875
Passifs totaux/actifs totaux	4661	0.86	3.74	0	140
Bénéfices sur passifs totaux	4663	0.24	4.09	-97.16	234
Liquidité immédiate	4634	1.69	8.8	0	395
Rendement sur actifs moyens	4661	0.14	2.75	-35.73	159
Ventes nettes sur capitaux propres	4653	6.56	109.6	-1907	5247.67
Actifs l-t sur capitaux propres	4653	1.38	32.3	-670	1227.25
Ventes sur actifs totaux moyens	4680	6.45	63.55	-13.48	999
Exp. au risque de défaut moins de 250 mille	4680	0.34	0.47	0	1
Exp. au risque de défaut de 250 à 500 mille	4680	0.22	0.41	0	1
Exp. au risque de défaut de 500 à 750 mille	4680	0.11	0.31	0	1

Les tables 3 et 4 présentent quelques statistiques descriptives des valeurs des ratios des compagnies ayant fait défaut (table 3) et des compagnies n'ayant pas fait défaut (table 4). Nous pouvons voir que les firmes ayant fait faillite ont une valeur moyenne des passifs totaux sur ventes beaucoup plus élevée que les firmes n'ayant pas fait défaut au moment du scoring. En effet, la valeur moyenne de ce ratio est de 9.59 pour les firmes qui ont fait défaut et de 2.03 pour les firmes n'ayant pas fait défaut. De plus, la croissance des ventes était aussi beaucoup plus grande pour les firmes ayant fait faillite. Toujours pour les firmes ayant fait faillite les ventes sur actifs totaux moyens sont plus élevées, 33.48 versus 6.45 pour les firmes n'ayant pas fait faillite. Les actifs long-terme sur capitaux propres avaient aussi une valeur moyenne inférieure à celle des firmes n'ayant pas fait défaut, -0.14 versus 1.38.

SECTION V

Description du modèle

5.1 Choix du modèle

Plusieurs raisons motivent le choix de bâtir un modèle probit exclusivement destiné aux firmes privées canadiennes. En effet, les caractéristiques distinctes des firmes privées par rapport aux firmes publiques font que plusieurs modèles qui ont été dérivés à partir de données de compagnies publiques cotées en bourse sont difficilement applicables à une population de firmes privées. De plus, les états financiers des compagnies publiques comportent une précision accrue puisque qu'ils se doivent d'être vérifiés, ce qui n'est pas toujours le cas du côté des firmes privées.

Nous avons utilisé un modèle probit et toutes les régressions ont été faites à l'aide du logiciel SAS.

5.2 Le modèle Probit (non-temporel)

Un modèle Probit a la forme suivante : la variable dépendante, y_i, est une variable dichotomique prenant la valeur 1 lorsqu'un événement se produit et prend la valeur 0 sinon.

Dans notre étude, la variable y_i peut prendre la valeur suivante :

y_i =1 si un défaut survient après la date de scoring.

y_i =0 sinon

Il y aura deux vecteurs. Le premier étant composé des valeurs des variables explicatives, c'est-à-dire des différents ratios financiers pour une entreprise donnée et sera défini

par x_i. Le second vecteur sera représenté par β et est le vecteur des paramètres à estimer.

$$y_i^* = \beta' x_i + \varepsilon_i \tag{1}$$

En pratique, y_i^* est une variable latente non-observable. Nous observons donc la variable dichotomique telle que

$$\begin{array}{ll} y_i = 1 & \text{si } y_i * > 0 \\ y_i = 0 & \text{sinon} \end{array} \tag{2}$$

À partir des équations (1) et (2), nous obtenons

$$\text{Prob}(y_i = 1) = \text{Prob}(\varepsilon_i > (-\beta' x_i)) = 1 - \Phi(-\beta' x_i) \tag{3}$$

où Φ est la fonction de distribution cumulative de ε_i.

La fonction de vraisemblance est donc :

$$L = \prod_{y_i=0} \Phi(-\beta' x_i) \prod_{y_i=1} ((1 - \Phi(-\beta' x_i)) \tag{4}$$

et les estimations des β seront celles qui maximiseront L.

Dans le modèle probit, les erreurs résiduelles sont présumées être indépendantes et identiquement distribuées. Cette forme fonctionnelle correspond à celle d'une distribution normale.

$$\Phi(-\beta' x_i) = \int_{-\infty}^{-\beta' x_i} \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \exp(-\frac{t^2}{2}) dt \tag{5}$$

SECTION VI

Analyses des résultats

6.1 Résultats des régressions

Dans le cadre du développement de notre modèle final, plusieurs régressions ont été effectuées afin de bien cerner le pouvoir explicatif de chacune des variables indépendantes sur la probabilité de défaut. Un modèle probit a été utilisé pour toutes les régressions.

6.2 Modèles univariés

Dans la table 5, nous voyons que la cote MFA-B a le plus grand pouvoir explicatif sur la probabilité de défaut dans un modèle probit. En effet, la cote MFA-B a un ratio de vraisemblance de 156.32 en comparaison avec la constante seulement, suivie par la cote MFA-A avec un ratio de vraisemblance de 153.43 et de la cote FICO™ avec un ratio de vraisemblance de 127.89. Ce test a été effectué sur l'échantillon total de 4806 observations[11]. Le ratio de vraisemblance suit une distribution chi-deux. Il est possible de noter que les trois modèles sont significatifs à 5% puisque la valeur critique du test chi-carré est de 3.84.

Table 5 : Ratio de vraisemblance en comparaison avec la constante seulement

Variables du modèle	*Log de vraisemblance*	*Ratio de vraisemblance*
Constante seulement	-583.14	
coteMFA-B	-504.98	2*(-504.98+583.14)=156.32
coteMFA-A	-506.43	2*(-506.43+583.14)=153.43
CoteFICO	-519.2	2*(-519.20+583.14)=127.89
Chi-square(1;0.05)	3.84	
Chi-square(1;0.005)	7.9	

[11] Se référer à l'annexe E pour les résultats détaillés de ces régressions

6.3 Modèles multivariés

Nous avons effectué plusieurs régressions afin de déterminer les ratios financiers ayant le plus grand pouvoir explicatif sur l'état de défaut ou de non défaut des compagnies de notre échantillon. Le modèle ayant le plus grand pouvoir explicatif sur la probabilité de défaut contient 11 ratios financiers ainsi que 3 variables binaires[12].

Nous avons voulu vérifier laquelle des trois cotes (FICO™, MFA-A, MFA-B) avait le plus grand pouvoir explicatif lorsque accompagnée des ratios et des variables binaires[13]. La population utilisée pour ces différentes régressions contient 4563 observations d'entreprises. Elle correspond au nombre d'entreprises n'ayant pas de données manquantes pour les ratios des tables 3 et 4 en excluant la variable concernant la période de recouvrement des recevables. En effet, cette dernière ne sera pas incluse puisque elle était non disponible pour plusieurs observations (voir tables 3 et 4).

6.3.1 Régressions E,F,G

Nous avons ensuite voulu vérifier lequel des modèles, composés de la cote de risque, des ratios financiers et des variables binaires a le plus grand pouvoir explicatif sur la probabilité de défaut. Dans la table 6, le modèle contenant la cote MFA-B a le plus grand pouvoir explicatif avec un ratio de vraisemblance de 119.26 en comparaison avec le modèle probit sans cote de risque[14] (constante + ratios). Au deuxième rang vient le modèle contenant la variable cote MFA-A avec un ratio de vraisemblance de 115.55.

Table 6 : Ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque

Variables du modèle	*Log de vraisemblance*	*Ratio de vraisemblance*
Constante + Ratios	-518.61	
coteMFA-B + Ratios	-458.98	2*(-458.98+518.61)=119.26
coteMFA-A + Ratios	-460.84	2*(-460.84+518.61)=115.55
CoteFICO + Ratios	-469.06	2*(-469.06+518.61)=99.10
Chi-square(1;0.05)	3.84	
Chi-square(1;0.005)	7.9	

[12] Le lecteur peut retrouver la liste de ces ratios ainsi que leur calcul dans l'annexe C.

[13] Des tests de multicolliénarité ont été effectués, mais rien n'a été détecté.

[14] Se référer à l'annexe F pour les résultats détaillés de ces régressions.

6.4 Test hors échantillon

Nous avons aussi effectué un test hors échantillon pour vérifier lequel des modèles avait le plus grand pouvoir prédictif. Nous avons tout d'abord tiré au hasard un échantillon de 50% de la population de départ (4806 observations). Des 2403 entreprises de l'échantillon, 2276 n'ont pas de valeurs manquantes aux variables explicatives retenues pour l'analyse. De ces 2276 observations, 59 entreprises ont fait défaut tandis que 2217 n'ont pas fait défaut durant la période d'observation.

Table 7: Échantillon tiré au hasard

Nombre d'observations lues	2403
Nombre d'observations utilisées	2276

Table 8 : Répartition des 2276 entreprises selon le fait qu'elles ont fait défaut ou non

Valeur	Fréquence
Défaut	59
Non-défaut	2217
Total	2276

Dans un premier temps nous avons refait le même test statistique que dans la section 6.3.1 afin de vérifier lequel des modèles, composé de la cote de risque, des ratios financiers et des variables binaires a le plus grand pouvoir explicatif sur la probabilité de défaut pour l'échantillon tiré. Dans la table 9, nous pouvons voir que c'est le modèle contenant la cote MFA-B et les ratios financiers qui a le plus grand ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque pour les régressions effectuées sur les 2276 entreprises choisies au hasard. Il est suivi du modèle contenant la cote MFA-A et les ratios et du modèle contenant la cote FICO™[15] et les ratios.

[15] Voir résultats complets de ces régressions dans l'annexe G.

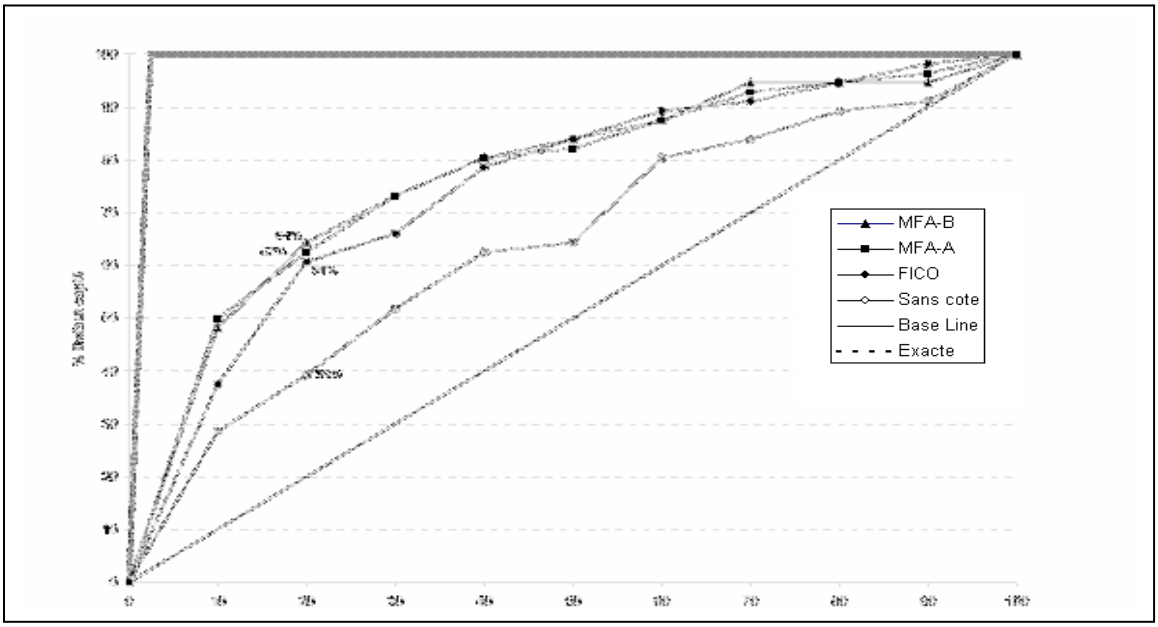
Table 9 : Ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque

Variables du modèle	*Log de vraisemblance*	*Ratio de vraisemblance*
Constante + ratios	-258.32	
coteMFA-B + ratios	-230.27	2*(-230.27+258.32)=56.10
coteMFA-A + ratios	-232.33	2*(-232.33+258.32)=51.64
CoteFICO + ratios	-238.86	2*(-238.86+258.32)=38.20
Chi-square(1;0.05)	3.84	
Chi-square(1;0.005)	7.9	

Nous avons ensuite utilisé le profil de précision cumulatif afin de vérifier la capacité des modèles à discriminer hors échantillon. Ces profils vérifient la performance hors échantillon des modèles. Sur l'axe des X, nous avons classé les compagnies de celles ayant le moins bon score de crédit à celles étant la mieux cotée selon les prédictions des modèles. L'axe des ordonnées représente le pourcentage des défauts captés pour X% des pires compagnies.

Le modèle naïf (ou aléatoire), représenté par la ligne de base (45 degrés), devrait toujours capter le même pourcentage que X % puisqu'il n'aide pas à discriminer le risque de défaut. Le modèle parfait pourrait identifier avec exactitude les compagnies qui feront défaut et est représenté par la ligne à l'extrême gauche. Les modèles les plus efficaces seront ceux dont le profil de précision cumulatif se rapprocha le plus du modèle parfait.

Figure 4: Profil de précision cumulatif hors échantillon



Dans la figure 4, on peut observer que hors échantillon, la performance du modèle contenant la cote FICO™ est un peu inférieure aux modèles contenant la cote MFA-A et MFA-B. En effet, en prenant 20% des compagnies ayant la plus grande probabilité de défaut selon les trois modèles, 61% des défauts sont captés par le modèle contenant la cote FICO™ versus 63% par celui contenant la cote MFA-A et 64% par celui contenant la cote MFA-B.

6.5 Test hors échantillon : Complément d'échantillon

Nous avons effectué un autre test hors échantillon mais cette fois sur le complément d'échantillon. Il y a 2403 entreprises dans le complément d'échantillon, et de celles-ci, 2287 n'ont pas de valeurs manquantes aux variables explicatives retenues pour l'analyse.

Table 10 : Complément d'échantillon

Nombre d'observations lues	2403
Nombre d'observations utilisées	2287

Table 11 : Répartition des 2287 entreprises selon le fait qu'elles ont fait défaut ou non

Valeur	Fréquence
Défaut	56
Non-défaut	2231
Total	2287

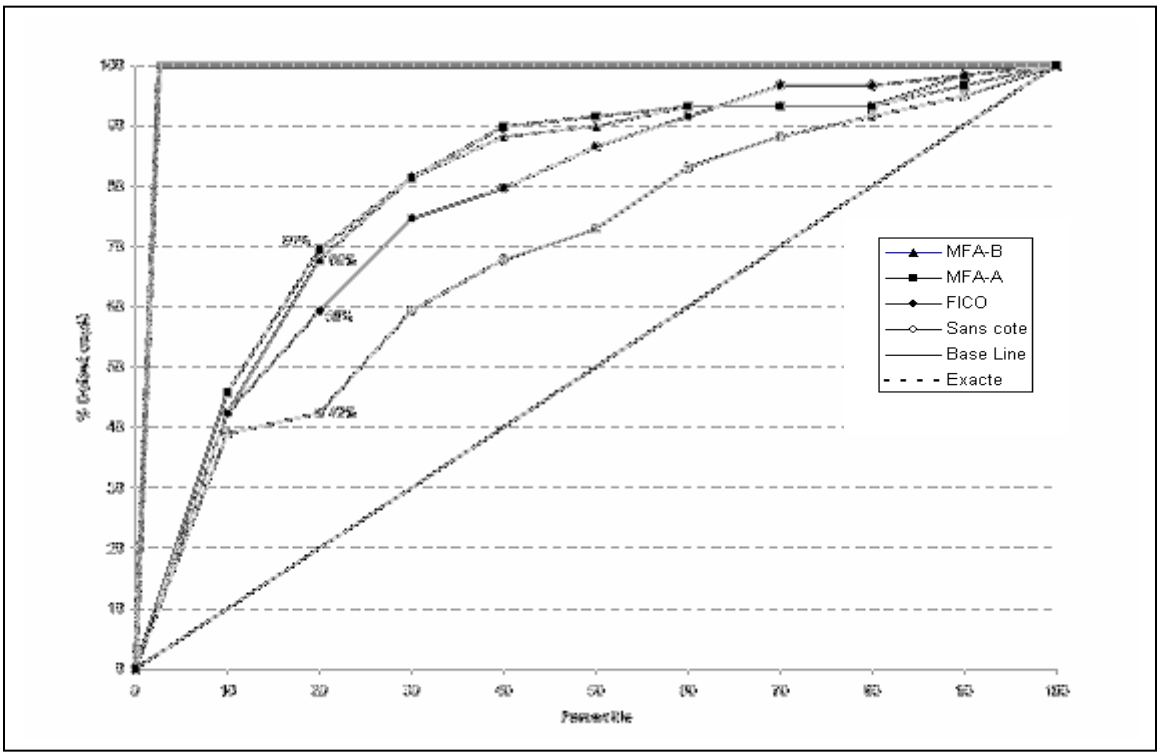
Dans un premier temps nous avons refait le même test statistique que dans la section 6.3.1 afin de vérifier lequel des modèles composés de la cote de risque, des ratios financiers et des variables binaires a le plus grand pouvoir explicatif sur la probabilité de défaut pour le complément d'échantillon de la section 6.4. Dans la table 12, nous pouvons observer que c'est le modèle contenant la cote MFA-A qui a le ratio de vraisemblance en comparaison avec le modèle probit sans cote de risque le plus élevé avec 54.24[16].

[16] Voir l'annexe H pour les résultats détaillés de ces régressions.

Table 12 : Ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque dans l'analyse du complément d'échantillon

Variables du modèle	*Log de vraisemblance*	*Ratio de vraisemblance*
Constante + ratios	-252.07	
coteMFA-B + ratios	-225.22	2*(-225.22+252.07)=53.70
coteMFA-A +ratios	-224.95	2*(-224.95+252.07)=54.24
CoteFICO + ratios	-225.46	2*(-225.46+252.07)=53.23
Chi-square(1;0.05)	3.84	
Chi-square(1;0.005)	7.9	

Figure 5: Profil de précision cumulatif du complément d'échantillon.



Dans la figure 5, on peut observer que hors échantillon, la performance du modèle contenant la cote FICO™, les 10 ratios financiers et les trois variables dichotomiques est inférieure aux modèles contenant la cote MFA-A ainsi que les ratios financiers et MFA-B accompagné des ratio financiers lorsque nous effectuons les tests sur le complément d'échantillon. En effet, en prenant 20% des compagnies ayant obtenu la plus grande probabilité de défaut selon les trois modèles, 59% des défauts sont captés par le modèle contenant la cote FICO™ versus 69% par celui contenant la cote MFA-A et 68% par celui contenant la cote MFA-B.

6.6 Modèle de base en excluant 1010 entreprises ayant une exposition au risque de défaut supérieure à 1.25 million : 3796 entreprises.

L'une des restrictions de l'accord de Bâle II est que le modèle FICO™ pourrait être utilisé seulement pour les firmes ayant une exposition au risque de défaut de 1.25 million et moins. Ainsi, nous avons effectué les mêmes tests que dans la partie précédente en excluant 1010 entreprises ayant une exposition au risque de défaut supérieure à 1.25 million. L'échantillon contient 104 observations de défaut pour 3692 observations d'entreprises en non défauts.

Table 13: Distribution de l'exposition au risque de défaut en fonction du défaut ou non de l'entreprise (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)

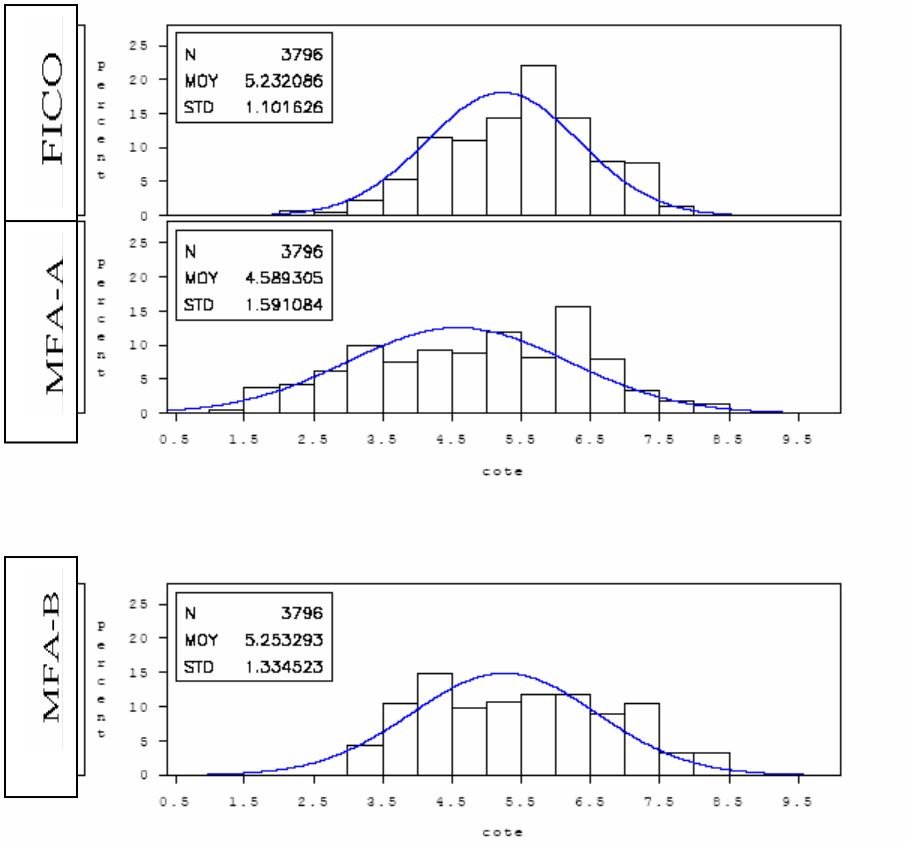
	Défaut		*Non Défaut*		*Total*	
Exposition au risque de défaut	*N*	*%*	*N*	*%*	*N*	*%*
100 000 et moins	13	12.50%	688	18.63%	701	18.47%
100 001 à 200 000	20	19.23%	632	17.12%	652	17.18%
200 001 à 300 000	20	19.23%	508	13.76%	528	13.91%
300 001 à 400 000	12	11.54%	398	10.78%	410	10.80%
400 001à 500 000	4	3.85%	369	9.99%	373	9.83%
500 001 à 600 000	13	12.50%	239	6.47%	252	6.64%
600 001 à 700 000	3	2.88%	181	4.90%	184	4.85%
700 001 à 800 000	7	6.73%	186	5.04%	193	5.08%
800 001 à 900 000	3	2.88%	130	3.52%	133	3.50%
900 001 à 1 000 000	3	2.88%	156	4.23%	159	4.19%
1 000 001 à 1 250 000	6	5.77%	205	5.55%	211	5.56%
Total	104	100.00%	3692	100.00%	3796	100.00%

Dans la table 13, nous pouvons observer que la majorité des compagnies de la population ont une exposition au risque de défaut de moins de 600 000 $ et qu'une très petite proportion des entreprises a une exposition au risque de défaut se situe entre 1 et 1.25 million.

Table 14: Répartition des 3796 entreprises selon le fait qu'elles ont fait défaut ou non.
(Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)

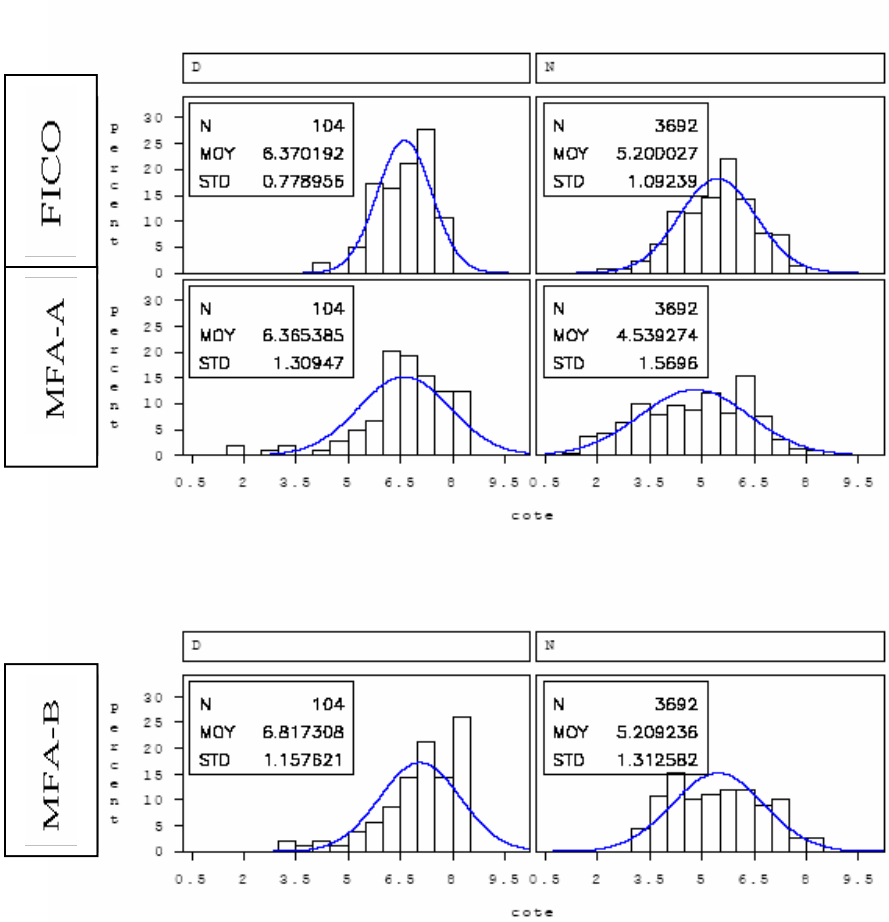
Valeur	Fréquence
Défaut	104
Non-défaut	3692
Total	3796

Figure 6: Distribution de la cote de risque en fonction du modèle de cotation
(Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)



Dans la figure 6, nous pouvons observer que la cote MFA-A a un écart type plus grand que FICO™ et MFA-B pour les firmes ayant une exposition au risque de défaut de moins de 1.25 million. De plus, la cote MFA-B est la plus sévère puisque la moyenne de la cote attribuée est la plus élevée des trois.

Figure 7: Distribution de la cote de risque en fonction du modèle de cotation selon le fait que l'entreprise ait fait défaut ou non (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)



On peut observer dans la figure 7 que la cote MFA-A donne une moyenne de cote la plus différente pour les compagnies en défaut que pour les compagnies en non défaut. Cependant l'écart type de la cote est aussi plus élevé pour les compagnies en défaut.

Table 15: Statistiques descriptives des variables explicatives retenues pour l'ensemble des 104 entreprises ayant fait défaut. (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)

Variable	*N*	*Moyenne*	*Std*	*Min*	*Max*
CoteMFA-B	126	6.74	1.18	3	8
CoteMFA-A	126	6.28	1.33	1.5	8
CoteFICO	126	6.29	0.87	2	7.5
Inventaires sur ventes	122	0.22	0.36	0	2.59
Passifs totaux sur ventes	122	9.59	92.17	0.08	1019
Période de recouvrement des recevables	82	5.31	41.87	0.92	225.85
Croissance des ventes	118	1818.27	19644.2	-76.25	213400
Passifs totaux/actifs totaux	122	0.93	0.49	0.16	3.7
Bénéfices sur passifs totaux	122	0.01	0.52	-0.77	4.39
Liquidité immédiate	121	0.71	0.85	0	6.29
Rendement sur actifs moyens	122	-0.05	0.32	-1.67	2
Ventes nettes sur capitaux propres	122	3.58	42.57	-252.5	191.94
Actifs l-t sur capitaux propres	122	-0.14	16.71	-154.42	83.33
Ventes sur actifs totaux moyens	126	33.48	175.53	0	1000
Exp. au risque de défaut moins de 250 mille	126	0.33	0.47	0	1
Exp. au risque de défaut de 250 à 500 mille	126	0.21	0.41	0	1
Exp. au risque de défaut de 500 à 750 mille	126	0.15	0.36	0	1

Table 16: Statistiques descriptives des variables explicatives retenues pour l'ensemble des 3692 entreprises qui n'ont pas fait défaut. (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)

Variable	*N*	*Moyenne*	*Std*	*Min*	*Max*
CoteMFA-B	3692	5.21	1.31	3	8
CoteMFA-A	3692	4.54	1.57	1	8
CoteFICO	3692	5.2	1.09	1.5	7.5
Inventaires sur ventes	3641	0.13	0.6	0	19.23
Passifs totaux sur ventes	3641	2.22	34.56	-1.65	1587
Période de recouvrement des recevables	2867	48.72.372.11	74.95	0.04	2395.71
Croissance des ventes	3576	372.11	13275.76	-6697.73	733875
Passifs totaux/actifs totaux	3677	0.86	3.73	0	140
Bénéfices sur passifs totaux	3680	0.32	4.17	-15.53	234
Liquidité immédiate	3653	1.85	9.77	0	395
Rendement sur actifs moyens	3677	0.16	3.1	-35.73	159
Ventes nettes sur capitaux propres	3669	6.19	113.1	-1751.13	5247
Actifs l-t sur capitaux propres	3669	0.63	21.97	-670	866
Ventes sur actifs totaux moyens	3692	6.54	63.58	-13.48	999
Exp. au risque de défaut moins de 250 mille	3692	0.43	0.4945	0	1
Exp. au risque de défaut de 250 à 500 mille	3692	0.28	0.45	0	1
Exp. au risque de défaut de 500 à 750 mille	3692	0.14	0.35	0	1

Dans les tables 15 et 16, nous pouvons observer que certaines variables n'étaient pas disponibles pour chacune des observations. De plus, nous pouvons observer que les valeurs moyennes des ratios ventes nettes sur actifs totaux moyens et la croissance des ventes sont beaucoup plus élevées pour les firmes ayant fait défaut que pour celles n'ayant pas fait défaut.

Nous avons par la suite effectué les régressions probit sur la population des entreprises ayant une exposition au risque de défaut égal ou inférieur à 1.25 million afin de savoir qu'elle cote explique le mieux la probabilité de défaut. Encore une fois, c'est la cote MFA-B qui a le dessus avec un ratio de vraisemblance de 151.05 en comparaison au

modèle probit contenant la constante seulement suivie de près par la cote MFA-A à 150.07 et la cote FICO™ à 133.61[17].

Table 17 : Ratio de vraisemblance en comparaison à la constante (Exposition ≤1.25M)

Variables du modèle	*Log de vraisemblance*	*Ratio de vraisemblance*
Constante seulement	-476.68	
coteMFA-B	-401.16	2*(-401.16+476.68)=151.05
coteMFA-A	-401.65	2*(-401.65+476.68)=150.07
CoteFICO	-409.88	2*(-409.88+476.68)=133.61
Chi-square(1;0.05)	3.84	
Chi-square(1;0.005)	7.9	

6.6.1 Analyse multivariée (exposition au risque de défaut ≤1.25 M)

La population d'entreprises ayant une exposition au risque de défaut de moins de 1.25 M et n'ayant pas de valeurs manquantes aux variables explicatives mentionnées dans les tables 15 et 16 pour l'analyse multivariée et en excluant la variable période de recouvrement des recevables, contient 3593 observations.

Table 18 : Répartition des entreprises en fonction du défaut ou non

Valeur	**Fréquence**
Défaut	94
Non-défaut	3499
Total	3593

Dans la table 19, nous pouvons voir que c'est le modèle composé de la cote MFA-B qui a le plus grand pouvoir explicatif de l'état de défaut avec un ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque de 100.16, suivi du modèle contenant la cote MFA-A avec un ratio de vraisemblance de 98.20 et du modèle contenant la cote FICO™ avec un ratio de vraisemblance de 89.26 [18].

Table 19 : Ratio de vraisemblance en fonction du modèle probit sans cote de risque.

Variables du modèle	*Log de vraisemblance*	*Ratio de vraisemblance*
Constante + ratios	-411.62	
coteMFA-B + ratios	-361.54	2*(-361.54+411.62)=100.16
coteMFA-A + ratios	-362.52	2*(-362.52+411.62)=98.20
CoteFICO + ratios	-366.99	2*(-366.99+411.62)=89.26
Chi-square(1;0.05)	3.84	
Chi-square(1;0.005)	7.9	

[17] Voir annexe I pour les résultats détaillés de ces régressions.

[18] Voir l'annexe J pour les résultats détaillés de ces régressions.

6.6.2 Test hors échantillon (exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)

Nous avons aussi effectué un test hors échantillon pour vérifier lequel des modèles avait le plus grand pouvoir prédictif. Nous avons tout d'abord tiré au hasard un échantillon de 50% de la population de départ (3796 observations). Des 1898 entreprises de l'échantillon, 1787 n'ont pas de valeurs manquantes aux variables explicatives retenues pour l'analyse. De ces 1787 observations, 48 entreprises ont fait défaut tandis que 1739 n'ont pas fait défaut durant la période d'observation.

Table 20 : Échantillon (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)

Nombre d'observations lues	1898
Nombre d'observations utilisées	1787

Table 21 : Répartition des entreprises de l'échantillon selon le défaut ou non de l'entreprise (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)

Valeur	Fréquence
Défaut	48
Non-défaut	1739
Total	1787

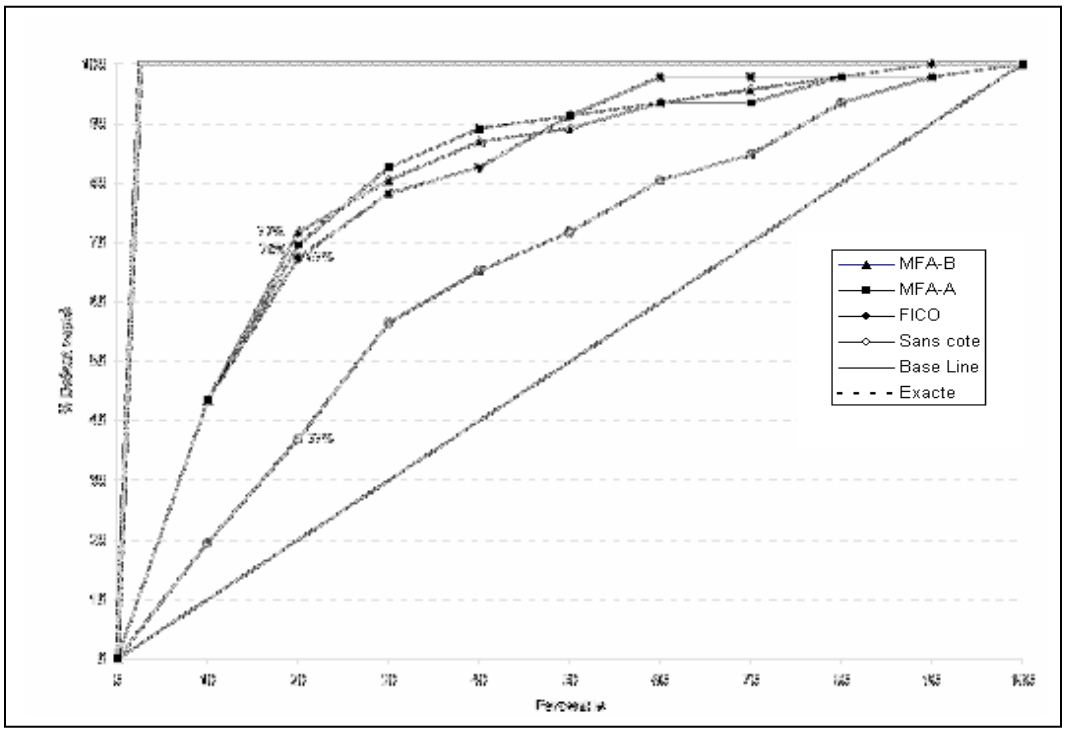
Dans la table 22, on peut observer que lorsque les régressions probit contenant une cote, les 10 ratios financiers et les 3 variables dichotomiques sont effectuées sur cet échantillon, le modèle contenant la cote MFA-B a le ratio de vraisemblance en comparaison au modèle sans cote de risque le plus élevé avec 38.84. Le ratio de vraisemblance du modèle contenant la cote MFA-A a une valeur de 35.97 et celui contenant la cote FICO™ à une valeur de 25.31[19].

[19] Voir l'annexe K pour les résultats détaillés des régressions.

Table 22 : Ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque (Exp. ≤ 1.25M)

Variables du modèle	*Log de vraisemblance*	*Ratio de vraisemblance*
Constante +ratios	-199.14	
coteMFA-B +ratios	-179.71	2*(-179.71+199.14)=38.84
coteMFA-A +ratios	-181.15	2*(-181.15+199.14)=35.97
CoteFICO +ratios	-186.52	2*(-186.52+199.14)=25.31
Chi-square(1;0.05)	3.84	
Chi-square(1;0.005)	7.9	

Figure 8 : Profil de précision cumulatif (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)



Dans la figure 8, on peut observer que hors échantillon, la performance du modèle contenant la cote FICO™ et les ratios financiers est un peu inférieure aux modèles contenant la cote MFA-A et les ratios et au modèle contenant la cote MFA-B et les ratios. En effet, en prenant 20% des compagnies ayant la probabilité de défaut la plus élevée selon les trois modèles, 67% des défauts sont captés par le modèle contenant la cote FICO™ et les ratios, 70% par celui contenant la cote MFA-A et les ratios et 72% par celui contenant la cote MFA-B et les ratios.

6.6.3 Test hors échantillon (complément d'échantillon : exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)

Nous avons effectué un autre test hors échantillon mais cette fois sur le complément d'échantillon. Il y a 1898 entreprises dans le complément d'échantillon et de celles-ci, 1806 n'ont pas de valeurs manquantes aux variables explicatives retenues pour l'analyse.

Table 23 : Complément d'échantillon (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)

Nombre d'observations lues	1898
Nombre d'observations utilisées	1806

Table 24 : Répartition des entreprises du complément d'échantillon selon le défaut ou non de l'entreprise (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)

Valeur	Fréquence
Défaut	46
Non-défaut	1760
Total	1806

Dans la table 25, on peut observer que les régressions probit des différents modèles contenant une cote de risque, les 10 ratios financiers et les 3 variables dichotomiques sont effectuées sur le complément d'échantillon, c'est le modèle contenant la cote FICO™ qui a le ratio de vraisemblance le plus élevé avec 60.38. Le ratio de vraisemblance du modèle contenant la cote MFA-A suit avec une valeur de 55.35. Le modèle contenant la cote MFA-B obtient un ratio de 54.29[20].

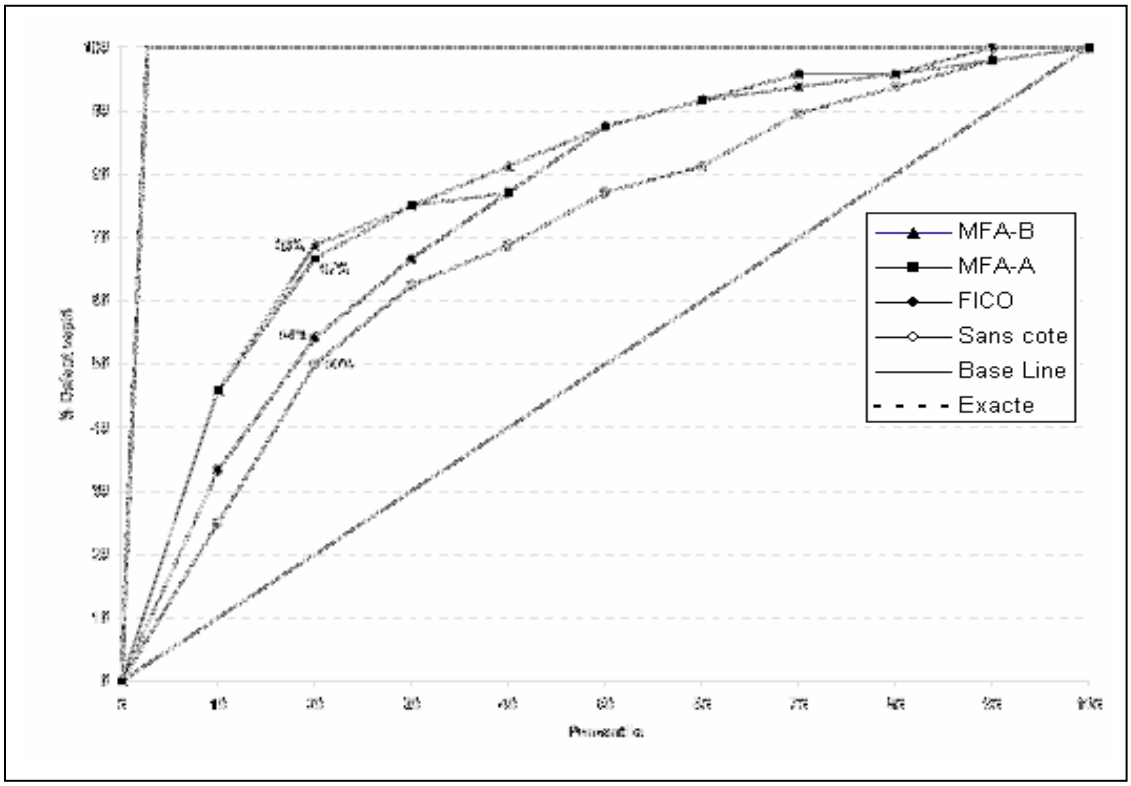
Table 25 : Ratio de vraisemblance en comparaison au modèle probit sans cote de risque

Variables du modèle	*Log de vraisemblance*	*Ratio de vraisemblance*
Constante seulement	-205.13	
coteMFA-B	-177.99	2*(-177.99+205.13)=54.29
coteMFA-A	-177.47	2*(-177.47+205.13)=55.35
CoteFICO	-174.94	2*(-174.94+205.13)=60.38
Chi-square(1;0.05)	3.84	
Chi-square(1;0.005)	7.9	

[20] Voir l'annexe L pour les résultats détaillés de ces régressions.

Figure 9 : Profil de précision cumulatif du complément d'échantillon

(Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 M)



Dans la figure 9, on peut observer que hors échantillon, la performance du modèle contenant la cote FICO™ et les ratios financiers est inférieure aux modèles contenant la cote MFA-A ainsi que les ratios et MFA-B et les ratios. En effet, en prenant 20% des compagnies ayant la plus grande probabilité de défaut selon les trois modèles, 54% des défauts sont captés par le modèle contenant la cote FICO™ versus 67% par celui contenant la cote MFA-A et 69% par celui contenant la cote MFA-B.

SECTION VII

Tests de robustesse

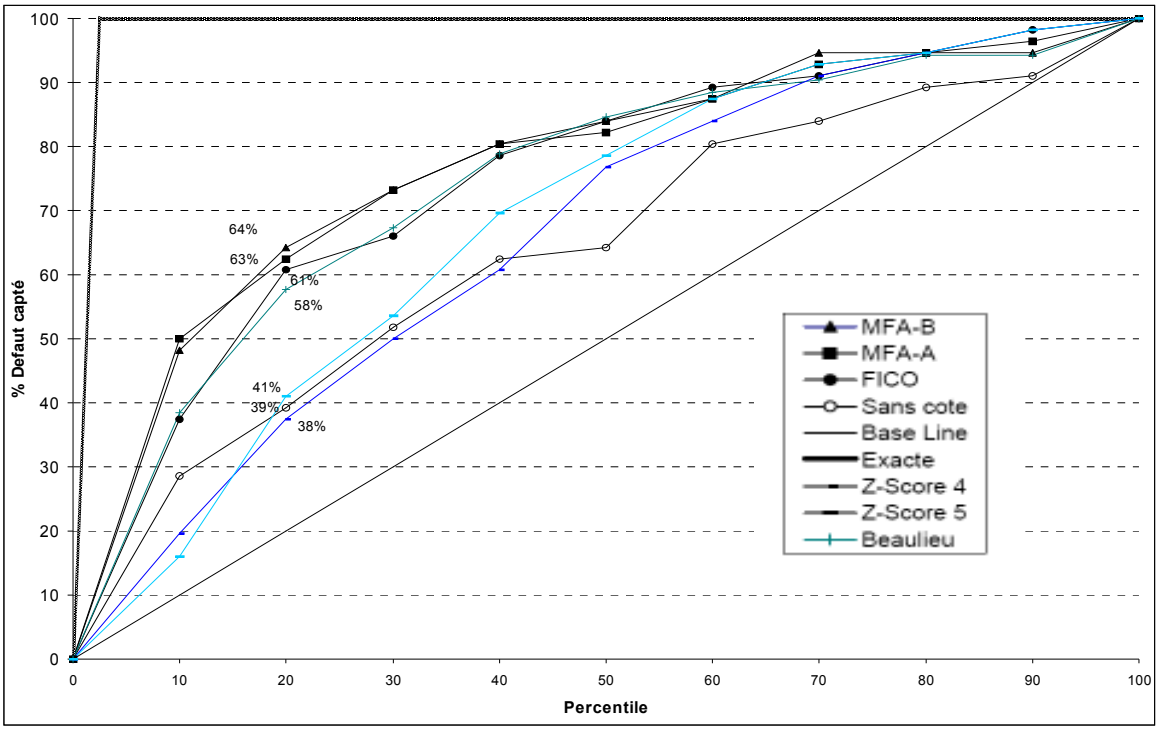
Nous avons voulu comparer la performance hors échantillon des modèles de la section précédente aux modèles 4 et 5 facteurs de Altman ainsi qu'au modèle développé pour les firmes canadiennes par Beaulieu en 2003.

Le plus connu de tous les modèles quantitatifs pour les firmes privées est sans contredit celui d'Altman de 1968. Même s'il constitue toujours un ouvrage de référence dans la littérature sur le risque de crédit, il est intriguant de constater que le modèle n'a presque jamais été utilisé en pratique. « Le problème est que le modèle ne fonctionne pas particulièrement bien hors échantillon et la puissance de ce modèle n'est pas beaucoup plus grande que celui d'une simple analyse uni variée de ratios financiers ». [21] Le troisième modèle utilisé pour les tests de robustesse est celui créer par Beaulieu en 2003. L'auteur avait utilisé un modèle probit contenant les facteurs de l'annexe D.[22]

[21] Falkenstein (2000)

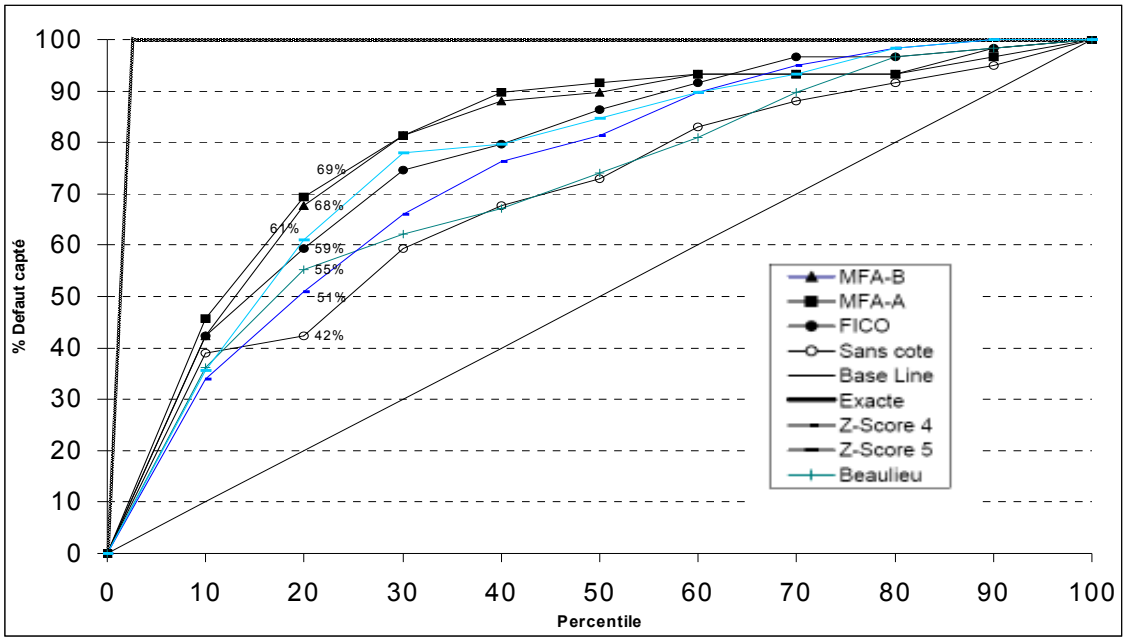
[22] Bien que Beaulieu utilise la période de recouvrement dans son modèle, nous ne l'utiliserons pas puisque cette variable était manquante pour plusieurs observations de notre échantillon.

Figure 10 : Profil de précision cumulatif pour la population de la section 6.4 incluant les modèles Z-Score (4), Z-score (5) et Beaulieu 2003.



Dans la figure 10, nous pouvons voir que pour l'échantillon de 2276 observations tirées au hasard dans la section 6.4, c'est le modèle de Beaulieu (2003) qui se rapproche le plus du modèle contenant la cote MFA-B, les 10 ratios financiers et les 3 variables dichotomiques. En effet, en prenant les 20% des compagnies ayant la plus grande probabilité de défaut selon le modèle, 58% des défauts sont captés par Beaulieu (2003). Les modèles Z-score 4 et 5 facteurs sont très loin avec 38% et 41% des défauts captés respectivement.

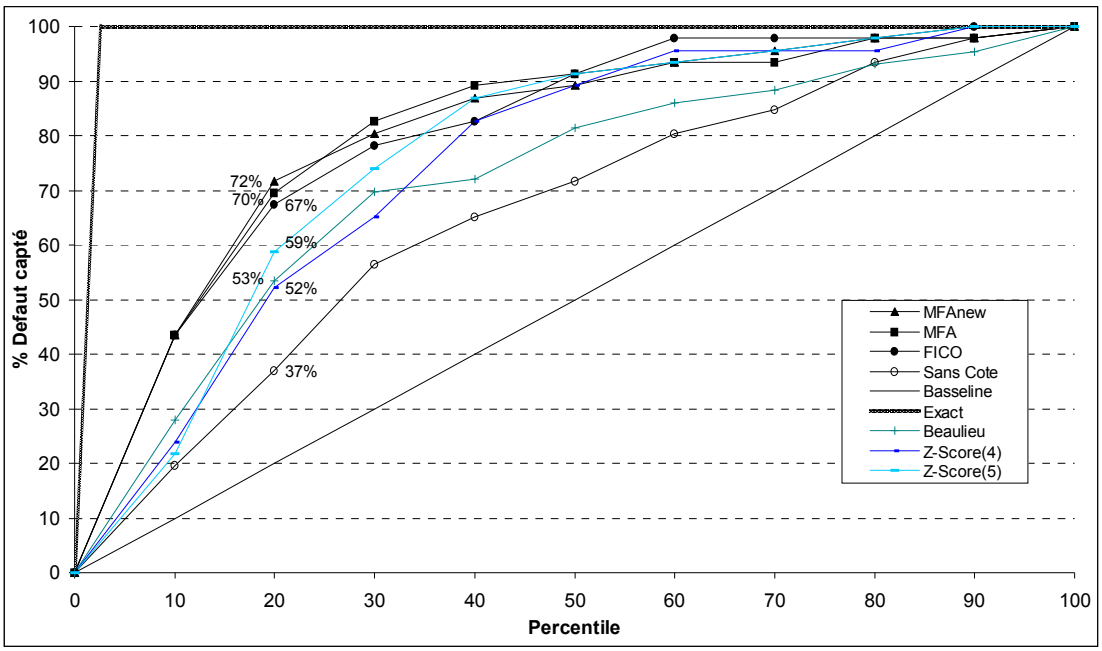
Figure 11 : Profil de précision cumulatif pour la population de la section 6.5 incluant les modèles Z-Score (4), Z-score (5) et Beaulieu 2003.



Dans la figure 11, nous pouvons voir que pour l'échantillon de 2287 observations tirées au hasard dans la section 6.5 (complément d'échantillon), c'est le modèle Z-score 5 facteurs qui se rapproche le plus du modèle contenant la cote MFA-A, les 10 ratios financiers et les 3 variables dichotomiques. En effet, en prenant les 20% des compagnies ayant la plus grande probabilité de défaut selon le modèle Z-score 5 facteurs, 61% des défauts sont captés. Le modèle Z-score 4 facteurs de Altman capte 51% des défauts et Beaulieu (2003) en capte 55%.

Figure 12 : Profil de précision cumulatif pour la population de la section 6.6.2 incluant les modèles Z-Score (4), (5) et Beaulieu 2003.

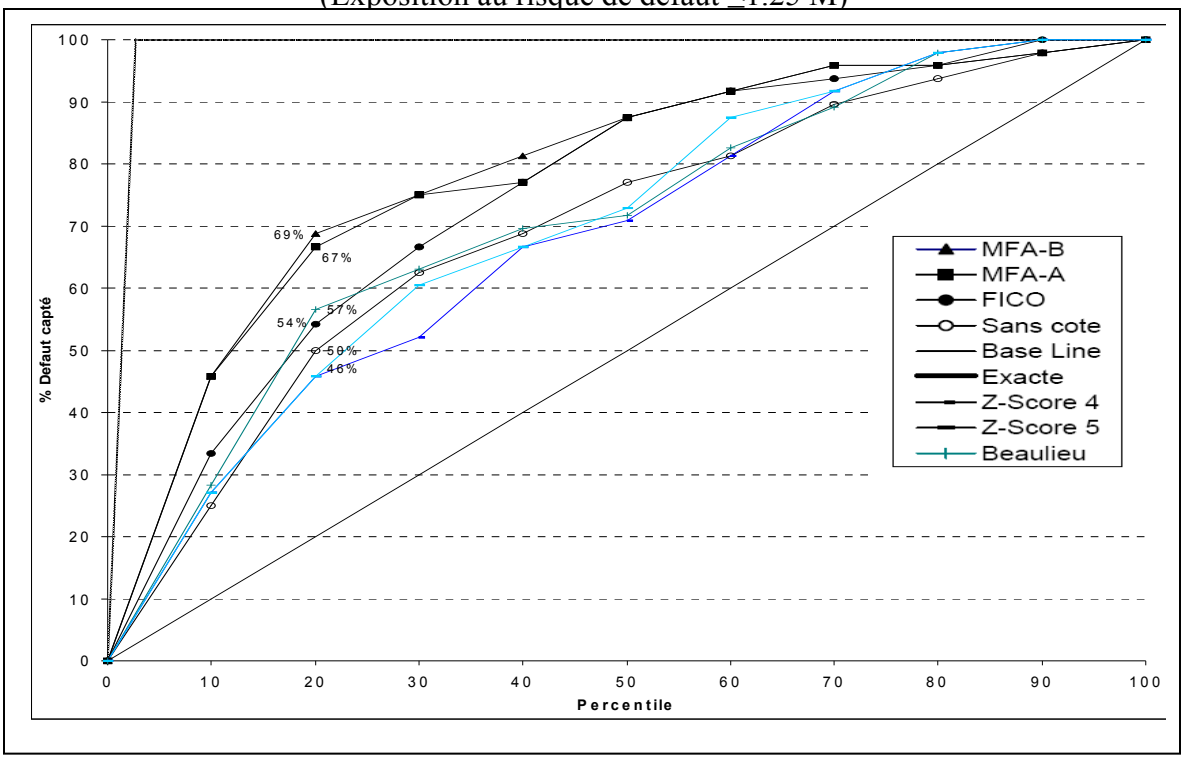
(Exposition au risque de défaut ≤1.25 M)



Dans la figure 12, nous pouvons voir que pour l'échantillon de 1787 observations tirées au hasard dans la section 6.6.2 c'est le modèle Z-score 5 facteurs qui se rapproche le plus du modèle contenant la cote MFA-B, les 10 ratios financiers et les 3 variables dichotomiques. En effet, en prenant les 20% des compagnies ayant la plus grande probabilité de défaut selon le modèle Z-score 5 facteurs, 59% des défauts sont captés. Les modèles Z-score de Altman 4 facteurs capte 52% des défauts et Beaulieu (2003) capte 53% au vingtième percentile.

Figure 13 : Profil de précision cumulatif pour le complément d'échantillon de la section 6.6.3 incluant les modèles Z-Score 4, 5 et Beaulieu 2003.

(Exposition au risque de défaut ≤1.25 M)



Dans la figure 13, nous pouvons voir que pour le complément d'échantillon de 1806 observations tirées au hasard dans la section 6.6.2 c'est le modèle de Beaulieu 2003 qui se rapproche le plus du modèle contenant la cote MFA-B, les 10 ratios financiers et les 3 variables dichotomiques. En effet, en prenant les 20% des compagnies ayant la plus grande probabilité de défaut selon le modèle de Beaulieu 2003, 57% des défauts sont captés. Le modèle Z-score 4 facteurs et 5 facteurs captent 46% des défauts au vingtième percentile.

SECTION VIII

Conclusion

L'estimation des défauts des prêts commerciaux a un impact direct sur la décision d'octroie du prêt, sur le taux d'intérêt consenti et sur le respect des règles de capital des autorités surveillant les activités bancaires. Il apparaît donc très important pour une banque de posséder un modèle de prédiction des probabilités de défaut qui soit fiable et précis.

Les données utilisées furent fournies par une banque canadienne. L'étude a été réalisée pour la période allant du 1 janvier 1998 au 31 décembre 2005 pour les états financiers et les données jusqu'au 24 août 2006 pour les défauts.

Nous avons premièrement testé la performance des modèles MFA™ et FICO™. Les résultats de nos régressions montrent que MFA-B est supérieur à FICO™. En effet, le pouvoir explicatif de la cote seulement sur la probabilité de défaut est plus grand que celui de la cote FICO™.

Nous avons par la suite proposé un modèle probit économétrique de score étant simple et efficace dont la performance se rapproche de celle de notre modèle MFA hors échantillon. Notre modèle, qui est composé de la cote FICO™, de dix ratios financiers et de 3 variables dichotomiques a cependant un pouvoir explicatif sur la probabilité de défaut inférieur au modèle composé de la cote MFA-B, des même ratios financiers et variables dichotomiques.

De plus, nous avons vérifié la performance des modèles composés de chacune des cotes, des 10 ratios financiers et des 3 variables dichotomiques hors échantillon à l'aide du profil de précision cumulatif. Encore une fois, la performance du modèle incluant la cote MFA-B est presque toujours supérieure à celle des autres modèles, autant lorsque le test

est effectué pour l'ensemble de la population que lorsqu'il est effectué pour les entreprises ayant une exposition au risque de défaut de moins de 1.25 million.

Nous avons aussi testé la robustesse du modèle composé de la cote MFA-B, des 10 ratios financiers et des 3 variables dichotomiques hors échantillon avec d'autres modèles de la littérature. Pour ce faire, nous avons dessiné le profil de précision cumulatif des modèles de Altman (1968), Altman (1977) et celui de Beaulieu (2003). Nous avons trouvé qu'aucun de ces trois modèles ne réussissaient à surpasser le modèle contenant la cote MFA-B, les 10 ratios financiers et les 3 variables dichotomiques.

Dans ce mémoire, nous avons étudié le pouvoir explicatif sur la probabilité de défaut de modèles contenant une cote de risque et des ratios financiers. Dans de futures recherches, il serait intéressant de faire une analyse des données de panel où le pouvoir explicatif de la cote de risque et des ratios financiers serait observé à différents moments pré défaut. Des conclusions pourraient être ainsi tirées concernant le modèle le plus efficace afin de prédire le défaut à différents horizons temporels.

RÉFÉRENCES

Allen, Linda, Gayle Delong, Anthony Saunders, 2004, "Issues in the credit risk modeling of retail markets", Journal of Banking & Finance, Vol. 28, 727-752.

Altman, E.I., 1968, "Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the prediction of corporate Bankruptcy", Journal of Finance, Vol.23, No.4, 589-609.

Altman, E.I., R.Haldeman, and P. Narayanan, 1977, "Zeta™ Analysis : A new Model to identify Bankruptcy risk of corporations", Journal of Banking and Finance, Vol. 1, 29-55.

Altman, E.I., A. Saunders, 1998, "Credit risk measurement: Developments over the last 20 years", Journal of Banking and Finance, Vol. 21, 1721-1742.

Altman, E., Marco, G., Varetto, F., 1994, "Corporate distress diagnosis: Comparison using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)", Journal of Banking and Finance, Vol 18, 505-529.

Bernard, M., Y., Dumas, 1992, « Introduction à la comptabilité financière », 2e édition, Éditions Gaetan Morin.

Beaulieu, Simon, 2003, « Modèle d'évaluation des probabilités de défaut 1 an des firmes privées canadiennes : approche probit non-structurelle », Mémoire (M.Sc), École des Hautes Études Commerciales.

Beaver, W., 1968, « Market prices, financial ratios and prediction of failure », Journal of accounting research, Autumn 1968.

Black, F., Scholes, M, 1973, « The pricing of options and corporate liabilities », Journal of Political Economy, 81, 637-654.

Chen, K., Shimerda, T.A., 1981, “An Empirical Analysis of useful Financial ratios”, Financial Management, Spring, 51-60.

Crouhy, M., Galai, D., Mark, R., 2000, “A comparative analysis of current credit risk models”, Journal of Banking and Finance, 24, 57-117.

Crosbie, P.J, Bohn, J.R, 2003, « Modeling default risk. Technical report », KMV Corporation, San Francisco, U.S.A. (2003).

Dietrich, J. Richard, 1984, “Discussion of Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models”, Journal of Accounting Research, Supplement on Current Econometric Issues in Accounting Research, Vol. 22, 83-86.

Duffie, D. Singleton, K.J., 1998, “Simulating correlation defaults”, Bank of England Conferences on Credit Risk Modeling and Regulatory Implications, London, 21-22 September.

Duffie, D., Singleton, K.J. 1999, “Modeling term structures of defaultable bonds”, Review of Financial Studies 12, 687-720.

Eisenbeis, R.A, 1977, “Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics”, Journal of Finance, June 1977.

Falkenstein, E., Boral, A., Carty, L.V., 2000, “RiskCalc for private companies: Moody’s default Model”, Moody’s Investors Service Global Credit Research, New York, NY.

Jarrow, R.A., Turnbull, S.M., 1995, “Pricing derivatives on financial securities subject to credit risk”, Journal of Finance 50, 53-85.

Jarrow, R., Lando, D., Turnbull, S., 1997, “A Markov model for the term structure of credit spreads”, Review of Financial Studies 10, 481-523.

Joy, O, Tollefson, J.O, 1975, « On the financial applications of discriminant analysis », Journal of Financial and Quantitative Analysis, 10, 723-739.

Lennox, Clive, 1999, "Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of Logit, Probit and MDA approchees", Journal of Economics And Business Statistics, Vol. 51, No.4, 347-364.

Lochard, Jean, 2002, « Les ratios qui comptent », Éditions d'Organisation.

Merton, Robert, 1974, « On the pricing of coporate debt : the risk structure of interest rates », Journal of Finance, Vol. 29, No. 2, 449-470.

Mester, L.J., 1997, "What's the point of credit scoring?", Federal Reserve Bank of Philadelphia Business Review, September/October, pp. 3-16.

Ohlson, J.S., 1980, "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", Journal of accounting Research, Vol.18, No.1, 109-131.

Prybylski, Hank, 2000, « Credit Risk : Credit cannot rest on tradition », The RMA Jounal, November 2000.

Sobehart, J.R., and S.C. Keenan, and R.M. Stein, 2000, "Benchmarking Quantitative Default Risk Models: A validation Methodology, Moody's Investor Services", Global Credit Research.

Somerville, R.A, Taffleur, R.J, 1995, "Banker judgement versus formal forecasting models: The case of country risk assessment", Journal of Banking & Finance, 19, 281-297.

Treacy, W.F., Carey, M., 2000, “Credit risk rating systems at large US Banks”, Journal of Banking and Finance, Vol 24, 167-201.

Villeneuve, Jacques, 2003, « Analyse d’états financiers par ratio pour le P.-D.G. de PME », Industrie et Commerce Québec.

Wilcox, J., 1971, « A simple theory of Financial Ratios as predictors of failure », Journal of accounting research, Autumn 1971, 389-395.

Zmijewski, M.E., 1984, “Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models”, Journal of Accounting Research, Supplement on Current Econometric Issues in Accounting Research, Vol. 22, 59-82.

Annexe A

Définitions

Afin de ne pas confondre le lecteur, voici les définitions de certains termes techniques utilisés dans le présent travail de recherche.

- **Crédit :** Pour une institution financière, le crédit désigne les activités de prêts qui sont consentis à des débiteurs. Ces derniers, selon les modalités du contrat, devront rembourser la banque (le créditeur) de la totalité du montant avancé plus les intérêts encourus.

- **Défaut** : La définition de défaut que nous utiliserons est la suivante : 90 jours consécutifs de non-paiements, une écriture de perte comptabilisée au livre ou une déclaration de faillite.

- **Probabilité de défaut** : la probabilité qu'une entreprise se retrouve en situation de défaut sur un horizon temporel donné.

Annexe B

Ratios utilisés dans MFA™[23]

1. Gross Margin
2. % Net Profit Before Taxes / Sales
3. % Net Profit Before Taxes / Total Assets
4. % Sales Growth
5. Current Ratio
6. Quick Ratio
7. Accounts Payable Period (Days)
8. Debt /TNW
9. Debt Bearing Interest/Effective Total Networth
10. Earnings Coverage = EBITDA/(Int. Exp. + CPLTD)
11. Cash Coverage = Net Cash after Operations/(Interest Expense +CPLTD)
12. Debt Bearing Interest/EBITDA

Ratios utilisés dans FICO

1. Time in business
2. Cash to total assets
3. Quick Ratio
4. Debt Ratio= (Net Profit + Dep. Exp. + Amort. Exp + Int. Exp)/(CPLTD + Int. Exp. + CPSTD + Cap. Lease Obligations)
5. EBIT/Interest Exp
6. Debt/Equity
7. Sales/Assets
8. Beacon
9. Max Dlq

[23] Le modèle MFA est la propriété exclusive de Moody's. Le poids attribué à chacun de ces ratios dans le processus d'attributions d'une cote de risque est confidentiel. MFA utilise jusqu'à 5 états financiers pour calculer une cote de risque pour une entreprise.

Annexe C

Ratios utilisés dans le modèle probit non-structurel proposé

1 - Inventory to sales = Total inventory/Net sales

2 - Liabilities to sales = Total liabilities / Net Sales

3 - Sales growth = (Net Sales [T] – Net Sales [T-1]) / Net Sales [T]

4 - Liabilities to assets = Total Liabilities/ Total Assets

5 - Earnings to liabilities = Net Profit / Total Liabilities

6 - Quick Ratio = Total current assets/Total current liabilities

7 - Return on assets = Net profit / Total assets

8 - Sales to total networth =Net sales / Total networth

9 - Fixed Assets to total net worth = Net fixed assets / Total networth

10 - Sales to assets = Net sales / Total assets

11- Variable binaire si exposition au risque de défaut entre 250 et 500 milles CAD

12- Variable binaire si exposition au risque de défaut entre 500 à 750 milles CAD

13- Variable binaire si exposition au risque de défaut 750 milles CAD et plus

Annexe D

Z-score 4 facteurs

1- Working capital/Total Liabilities

2- Retained Earnings/Total Assets

3- EBIT/Total Assets

4- Net Worth/Total Liabilities

Z-score 5 facteurs

1- Working capital/Total Liabilities

2- Retained Earnings/Total Assets

3- EBIT/Total Assets

4- Net Worth/Total Liabilities

5- Net Sales/Total Assets

Beaulieu 2003

1- Net Sales Growth

2- Net Worth Growth

3- Return on average Assets

4- Interest coverage

5- Receivables in days

6- Quick Ratio

7-Total Liabilities/ Total Assets

Annexe E
Régression probit: L' état de défaut régressé sur la cote de risque
Population Entière

Variable	Régression (A) Probit Estimé	Chi-2	Pr>Chi-2	Régression (B) Probit Estimé	Chi-2	Pr>Chi-2	Régression (C) Probit Estimé	Chi-2	Pr>Chi-2	Régression (D) Probit Estimé	Chi-2	Pr>Chi-2
Constante	-1.94	2619	<,0001	-4.39 ***	324.55	<,0001	-3.95 ***	352.05	<,0001	-4.7 ***	259.75	<,0001
Cote MFA-B				0.41 ***	118.88	<,0001						
Cote MFA-A							0.37 ***	111.29	<,0001			
Cote Fico										0.48 ***	100.59	<,0001
N		4806			4806			4806			4806	
Défauts		126			126			126			126	
Non défauts		4680			4680			4680			4680	
Log Vraisemblance		-583			-504.98			-506.43			-519.20	
Ratio de vraisemblance					156.32			153.43			127.89	

***Significatif à 1%
** Significatif à 5%
* Significatif à 10%

Annexe F
Régression probit: L' état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque
Population de 4563 entreprises n'ayant pas de ratios manquants utilisés pour l'analyse.

	Régression (E) Probit			Régression (F) Probit			Régression (G) Probit		
Variable	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**
Constante	-4.9724 ***	210.29	<,0001	-3.9443 ***	272.49	<0,0001	-4.3272 ***	113.057	<0,0001
Cote MFA-B							0.4109 ***	47.1899	<0,0001
Cote MFA-A				0.374 ***	99.68	<0,0001			
Cote Fico	0.5288 ***	91.6	<,0001						
Inventaires sur ventes	0.0446	0.38	0.5356	0.253	0.13	0.7167	0.0251	0.0901	0.764
Passifs totaux sur ventes	-0.059 **	4.26	0.039	-0.255	1.29	0.2565	-0.0402	0.8156	0.3665
Croissance des ventes	0	0.75	0.3876	0	0.45	0.5	-0.0004	0.2189	0.6398
Passifs totaux sur actifs totaux	0.0047	0.04	0.8396	0.0004	0	0.9894	0.0454	0.284	0.5941
Benefices sur passifs totaux	0.0038	0.11	0.7449	0.006	0.33	0.5631	0.00453	0.1259	0.7227
Ratio de liquidités immédiates	0.0012	0.02	0.8886	0.0004	0	0.9645	0.00167	0.0213	0.884
Rendements sur actifs moyens	0.0052	0.02	0.8798	0.005	0.02	0.9001	-0.0377	0.1789	0.6723
Ventes nettes sur capitaux propres	-0.0001	0.04	0.8362	-0.0002	0.12	0.7303	-0.0005	0.2244	0.6357
Actifs long-terme sur capitaux propres	-0.0011	0.27	0.6058	-0.0007	0.13	0.7237	0.00182	0.1964	0.6576
Ventes sur actifs totaux moyens	-0.0245	0.98	0.321	-0.0452 *	2.88	0.0894	-0.1015 **	4.2833	0.0385
Indicateur binaire (exposition 250 à 500 mille)	0.1206	1.26	0.2608	0.1546	2.05	0.1521	0.2435	2.4511	0.1174
Indicateur binaire (exposition 500 à 750 mille)	0.0876	0.54	0.4625	0.0519	0.18	0.669	0.1516	0.7724	0.3795
Indicateur binaire (exposition 750 et +)	0.1345	0.93	0.335	0.1627	1.31	0.2518	0.2283	1.2822	0.2575
N		4563			4563			4563	
Défauts		115			115			115	
Non défauts		4448			4448			4448	
Log Likelihood		-469.06			-460.84			-458.98	
Likelihood ratio		99.0978			115.551			119.261	

***Significatif à 1%
** Significatif à 5%
* Significatif à 10%

Annexe G
Régression probit: L' état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque
Échantillon de 2276 entreprises tirées au hasard

Variable	Régression (H) Probit Estimé	Chi-2	Pr>Chi-2	Régression (I) Probit Estimé	Chi-2	Pr>Chi-2	Régression (K) Probit Estimé	Chi-2	Pr>Chi-2
Constante	-4.56 ***	84.722	<,0001	-3.81 ***	114.84	<,0001	-4.38 ***	120.07	<,0001
Cote MFA-B							0.41 ***	47.816	<,0001
Cote MFA-A				0.357 ***	41.507	<,0001			
Cote Fico	0.47 ***	34.453	<,0001						
Inventaires sur ventes	0.05	0.4056	0.5242	0.027	0.1044	0.7466	0.02	0.0266	0.8705
Passifs totaux sur ventes	-0.07	2.1416	0.1434	-0.04	0.9018	0.3423	-0.02	0.615	0.4329
Croissance des ventes	-0	0.057	0.4502	-0	0.2127	0.6446	0	0.7398	0.3897
Passifs totaux sur actifs totaux	0.06	0.587	0.4436	0.053	0.4073	0.5234	-0	0.014	0.9059
Benefices sur passifs totaux	0	0.0852	0.7704	0.006	0.2073	0.6489	0.02	0.284	0.5941
Ratio de liquidités immédiates	0	0.026	0.8719	0.002	0.0166	0.8976	-0	0.0008	0.9771
Rendements sur actifs moyens	-0.06	0.3844	0.5353	-0.05	0.2372	0.6263	0.01	0.0335	0.8549
Ventes nettes sur capitaux propres	-0	0.1367	0.7116	-0	0.2416	0.6231	0	0.0106	0.918
Actifs long-terme sur capitaux propres	0	0.2192	0.6397	0.002	0.1996	0.6551	-0.01	2.5471	0.1105
Ventes sur actifs totaux moyens	-0.08 *	3.2583	0.0711	-0.1 **	4.5217	0.0335	-0.01	0.1444	0.7039
Indicateur binaire (exposition 250 à 500 mille)	0.22	2.0602	0.1512	0.246	2.5217	0.1123	0.05	0.1029	0.7483
Indicateur binaire (exposition 500 à 750 mille)	0.18	1.1478	0.284	0.16	0.8701	0.3509	-0.05	0.0769	0.7816
Indicateur binaire (exposition 750 et +)	0.23	1.4327	0.2313	0.239	1.4227	0.233	0.11	0.5846	0.5846
N		2276			2276			2276	
Défauts		59			59			59	
Non défauts		2217			2217			2217	
Log Likelihood		-238.86			-232.33			-225.22	
Likelihood ratio		38.198			51.64			56.1	

***Significatif à 1%
** Significatif à 5%
* Significatif à 10%

Annexe H
Régression probit: L' état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque
Complément d'échantillon de 2287 entreprises

	Régression (L) Probit			Régression (M) Probit			Régression (N) Probit			Régression (O) Probit		
Variable	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**
Constante	-1.6406 ***	136.012	<,0001	-5.2691 ***	106.107	<,0001	-3.9963 ***	124.335	<,0001	-4.3785 ***	120.068	<,0001
Cote MFA-B										0.4104 ***	47.8164	<,0001
Cote MFA-A							0.3796 ***	44.26	<,0001			
Cote Fico				0.5801 ***	48.0303	<,0001						
Inventaires sur ventes	0.0453	0.1859	0.6664	0.0108	0.0047	0.9454	0.0189	0.0237	0.8777	0.0202	0.0266	0.8705
Passifs totaux sur ventes	-0.0122	0.4155	0.5192	-0.0627	2.7892	0.949	-0.0213	0.6134	0.4335	-0.0211	0.615	0.4329
Croissance des ventes	0.000001	1.2385	0.2658	0.0000001	0.8625	0.353	0.000001	0.5474	0.4594	0.000001	0.7398	0.3897
Passifs totaux sur actifs totaux	0.00691	0.1602	0.689	0.00691	0.004	0.9496	-0.00372	0.0192	0.8897	-0.00296	0.014	0.9059
Benefices sur passifs totaux	-0.0969	1.8646	0.1721	-0.0969	0.237	0.6264	0.021	0.4507	0.502	0.0166	0.284	0.5941
Ratio de liquidités immédiates	-0.2664 ***	7.9146	0.0049	-0.2664	0.0008	0.977	-0.00003	0	0.9984	-0.00041	0.0008	0.9771
Rendements sur actifs moyens	0.0136	0.1037	0.7475	0.0136	0.0035	0.9527	0.00483	0.0144	0.9044	0.0072	0.0335	0.8549
Ventes nettes sur capitaux propres	0.000144	0.1835	0.6684	0.0001444	0.0945	0.7585	0.000035	0.0094	0.9229	0.000037	0.0106	0.918
Actifs long-terme sur capitaux propres	-0.0116 **	4.2625	0.039	-0.0116 **	4.0161	0.0451	-0.00843	2.3339	0.1266	-0.00875	2.5471	0.1105
Ventes sur actifs totaux moyens	-0.0421	1.6464	0.1994	-0.0421	0.0003	0.9858	-0.0105	0.1334	0.7149	-0.0115	0.1444	0.7039
Indicateur binaire (exposition 250 à 500	0.0299	0.044	0.8339	0.0299	0.0427	0.8362	0.061	0.1594	0.6897	0.0491	0.1029	0.7483
Indicateur binaire (exposition 500 à 750	-0.0113	0.0049	0.9445	-0.0113	0.0003	0.987	-0.0529	0.0909	0.763	-0.0486	0.0769	0.7816
Indicateur binaire (exposition 750 et +)	0.0478	0.0623	0.8029	0.0478	0.0955	0.7573	0.1078	0.2814	0.5958	0.1111	0.2989	0.5846
N		2287			2287			2287			2287	
Défauts		56			56			56			56	
Non défauts		2231			2231			2231			2231	
Log Likelihood		-252.07			-225.46			-224.95			-225.22	
Likelihood ratio					53.70			54.24			53.23	

***Significatif à 1%
** Significatif à 5%
* Significatif à 10%

Annexe I (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 million)
Régression probit: L' état de défaut régressé sur la cote de risque

	Régression (P) Probit			Régression (Q) Probit			Régression (R) Probit			Régression (S) Probit		
Variable	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**
Constante	-1.92 ***	2091.76	<,0001	-4.58 ***		<,0001	-4.1265 ***		<,0001	-5.1142 ***		<,0001
Cote MFA-B				0.44 ***		<,0001						
Cote MFA-A							0.4055 ***		<,0001			
Cote Fico										0.5521 ***		<,0001
N		3796			3796			3796			3796	
Défauts		104			104			104			104	
Non défauts		3692			3692			3692			3692	
Log Likelihood		-476.68			-401.16			-402			-410	
Likelihood ratio					151.05			150			133.6	

***Significatif à 1%
** Significatif à 5%
* Significatif à 10%

Annexe J (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 million)
Régression probit: L' état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque

		Régression (T) Probit			Régression (U) Probit			Régression (V) Probit			Régression (W) Probit	
Variable	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**
Constante	-1.5414 ***	119.25	<,0001	-5.285 ***	155.62	<,0001	-4.0166 ***	190.02	<,0001	-4.4733 ***	185.43	<,0001
Cote MFA-B										0.4465 ***	90.59	<,0001
Cote MFA-A							0.405 ***	85.56	<,0001			
Cote Fico				0.5936 ***	80.63	<,0001						
Inventaires sur ventes	0.028	0.21	0.6463	0.029	0.13	0.7208	0.0129	0.03	0.8659	0.0133	0.03	0.8625
Passifs totaux sur ventes	-0.0108	0.48	0.4876	-0.0554 **	3.64	0.0563	-0.0209	0.9	0.3415	-0.0211	0.9	0.3438
Croissance des ventes	0	1.02	0.3127	0	0.75	0.3877	0	0.44	0.5073	0	0.61	0.4355
Passifs totaux sur actifs totaux	0.0148	0.86	0.3546	0.006	0.07	0.7953	0.001	0	0.9721	0.002	0.01	0.9409
Benefices sur passifs totaux	-0.2065 ***	9.59	0.002	-0.0464	0.24	0.6257	-0.0107	0.01	0.9246	-0.0135	0.02	0.9019
Ratio de liquidités immédiates	-0.276 ***	15.85	<,0001	0.0004	0	0.9748	-0.0014	0.01	0.9169	-0.0013	0.01	0.9209
Rendements sur actifs moyens	0.0236	0.56	0.4527	0.0108	0.08	0.7707	-0.001	0	0.9842	-0.0004	0	0.9934
Ventes nettes sur capitaux propres	-0.0001	0.04	0.8438	-0.0002	0.08	0.7784	-0.0004	0.21	0.6448	-0.0004	0.26	0.6106
Actifs long-terme sur capitaux propres	-0.0006	0.06	0.8112	-0.0006	0.05	0.8171	-0.0001	0	0.9711	-0.0001	0	0.9801
Ventes sur actifs totaux moyens	-0.0863 ***	9.4	0.0022	-0.0302	1.32	0.2508	-0.0569 **	3.66	0.0556	-0.0587 **	3.79	0.0517
Indicateur binaire (exposition 250 à 500	0.0716	0.28	0.5976	0.0534	0.13	0.7155	0.0701	0.23	0.6322	0.06	0.17	0.6827
Indicateur binaire (exposition 500 à 750	0.0189	0.02	0.8958	0.0227	0.02	0.8839	-0.0416	0.07	0.7909	-0.0452	0.08	0.7742
Indicateur binaire (exposition 750 et +)	0.0792	0.24	0.6228	0.068	0.16	0.6921	0.0742	0.18	0.6686	0.0691	0.16	0.6909
N		3593			3593			3593			3593	
Défauts		94			94			94			94	
Non défauts		3499			3499			3499			3499	
Log Likelihood		-411.62			-366.99			-362.52			-361.54	
Likelihood ratio					89.26			98.20			100.16	

***Significatif à 1%
** Significatif à 5%
* Significatif à 10%

Annexe K (Exposition au risque de défaut ≤ 1.25 Million)
Régression probit: L' état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque
Résultats: échantillon

	Régression (X) Probit			Régression (Y) Probit			Régression (Z) Probit			Régression (AA) Probit		
Variable	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**
Constante	-1.49 ***	46.4427	<,0001	-4.6825 **	49.0199	<,0001	-3.8908 ***	71.3972	<,0001	-4.4069 ***	73.8504	<,0001
Cote MFA-B										0.4322 ***	37.4067	<,0001
Cote MFA-A							0.3818 ***	32.3972	<,0001			
Cote Fico				0.4894 ***	24.7712	<,0001						
Inventaires sur ventes	0.08	0.7799	0.3772	0.053	0.3348	0.5628	0.0278	0.082	0.7746	0.0274	0.0776	0.7806
Passifs totaux sur ventes	-0.01	0.4368	0.5087	-0.0307	1.1661	0.2802	-0.0164	0.5578	0.4552	-0.0155	0.5505	0.4581
Croissance des ventes	0 **	3.8697	0.0492	0 *	2.8938	0.0889	0.000006 *	3.1469	0.0761	0.000009 *	3.2593	0.071
Passifs totaux sur actifs totaux	0.036 *	3.227	0.0724	0.0223	0.8544	0.3553	0.0197	0.6495	0.4203	0.0189	0.5878	0.4433
Benefices sur passifs totaux	-0.16	3.0787	0.0793	-0.084	0.4739	0.4912	-0.0193	0.0145	0.9042	-0.0236	0.0215	0.8834
Ratio de liquidités immédiates	-0.41 ***	11.4621	0.0007	-0.0378	0.1558	0.6931	-0.0118	0.0606	0.8056	-0.00965	0.057	0.8113
Rendements sur actifs moyens	-0.12	1.704	0.1918	-0.0398	0.1701	0.68	-0.0635	0.3742	0.5407	-0.0542	0.2678	0.6048
Ventes nettes sur capitaux propres	3E-04	0.0281	0.8669	-0.0002	0.0291	0.8645	-0.00044	0.1044	0.7467	-0.00055	0.1699	0.6802
Actifs long-terme sur capitaux propres	0.004	0.3564	0.5505	0.00317	0.2604	0.6098	0.00267	0.1803	0.6711	-0.00287	0.2066	0.6494
Ventes sur actifs totaux moyens	-0.13 **	6.3367	0.0118	-0.0605	1.5287	0.2163	-0.031 *	3.1474	0.076	-0.0936 *	3.1479	0.076
Indicateur binaire (exposition 250 à 500 mill	0.156	0.5449	0.4604	0.1165	0.2843	0.5939	0.1224	0.317	0.5734	0.1252	0.3248	0.5687
Indicateur binaire (exposition 500 à 750 mill	0.162	0.5584	0.4549	0.124	0.3013	0.583	0.0619	0.0745	0.785	0.061	0.0708	0.7902
Indicateur binaire (exposition 750 et +)	0.137	0.3135	0.5755	0.1117	0.1977	0.6566	0.0724	0.0803	0.7769	0.0774	0.09	0.7641
N		1787			1787			1787			1787	
Défauts		48			48			48			48	
Non défauts		1739			1739			1739			1739	
Log Likelihood		-199.14			-186.52			-181.15			-179.71	
Likelihood ratio					25.31			35.97			38.84	

***Significatif à 1%
** Significatif à 5%
* Significatif à 10%

Annexe L (Exposition au risque ≤ 1.25Million)
Régression probit: L' état de défaut régressé sur les ratios financiers et la cote de risque
Résultats complément d'échantillon

	Régression (AC) Probit			Régression (AD) Probit			Régression (AE) Probit			Régression (AF) Probit		
Variable	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**	**Estimé**	**Chi-2**	**Pr>Chi-2**
Constante	-1.4992 ***	57.708	<,0001	-5.8316 ***	84.03	<,0001	-4.0352 ***	89.313	<,0001	-4.4443 ***	89.104	<,0001
Cote MFA-B										0.4572 ***	44.623	<,0001
Cote MFA-A							0.4241 ***	41.389	<,0001			
Cote Fico				0.7038 ***	48.717	<,0001						
Inventaires sur ventes	0.0216	0.06	0.8065	0.0489	0.1146	0.735	0.0216	0.034	0.8537	0.0234	0.0397	0.842
Passifs totaux sur ventes	-0.0511	1.0622	0.3027	-0.1836 **	5.4755	0.0193	-0.0942	2.0836	0.1489	-0.0953	2.1237	0.145
Croissance des ventes	-0.00004	0.0578	0.81	-0.00000076	0.0044	0.9473	-0.000005	0.0181	0.8929	-0.000006	0.013	0.9094
Passifs totaux sur actifs totaux	-0.00033	0.0002	0.9884	-0.00186	0.002	0.9643	-0.00796	0.0175	0.8947	-0.00223	0.0021	0.9633
Benefices sur passifs totaux	-0.328 ***	7.2636	0.007	-0.00939	0.0076	0.9306	0.0143	0.0106	0.9181	0.000511	0	0.9969
Ratio de liquidités immédiates	-0.1886 **	4.4528	0.0348	0.0208	1.1266	0.2885	0.0113	0.2998	0.584	0.0111	0.2813	0.5958
Rendements sur actifs moyens	0.0929 *	3.2642	0.0708	0.0263	0.2075	0.6487	0.0219	0.0412	0.8391	0.0221	0.0501	0.823
Ventes nettes sur capitaux propres	-0.00016	0.0381	0.8452	-0.00013	0.0401	0.8413	-0.00024	0.1025	0.7488	-0.00025	0.107	0.7436
Actifs long-terme sur capitaux propres	-0.00114	0.2108	0.6461	-0.0012	0.2478	0.6186	-0.00067	0.0717	0.7889	-0.00071	0.0815	0.7752
Ventes sur actifs totaux moyens	-0.0843 **	4.5004	0.0339	-0.0312	0.6545	0.4185	-0.0534	1.4736	0.2248	-0.0536	1.5336	0.2156
Indicateur binaire (exposition 250 à 500 mi	0.00322	0.0003	0.9858	0.0115	0.0032	0.9549	0.0259	0.0168	0.897	0.00181	0.0001	0.9928
Indicateur binaire (exposition 500 à 750 mi	-0.1145	0.328	0.5668	-0.065	0.0867	0.7684	-0.1426	0.4163	0.5188	-1480	0.4528	0.501
Indicateur binaire (exposition 750 et +)	0.0492	0.0513	0.8209	0.0394	0.0268	0.8699	0.0899	0.1443	0.7041	0.0748	0.1003	0.7515
N		1806			1806			1806			1806	
Défauts		46			46			46			46	
Non défauts		1760			1760			1760			1760	
Log Likelihood		-205.13			-174.94			-177.47			-177.99	
Likelihood ratio					60.383			55.348			54.286	

***Significatif à 1%
** Significatif à 5%
* Significatif à 10%