

HEC MONTRÉAL

**Modèle de Notation de Crédit
d'Institutions Financières**

par
Pierre-Michel Sirois
11146937

**Rapport de projet supervisé dans le cadre de la maîtrise
ès sciences de la gestion, option ingénierie financière**

Juillet 2012

Table des matières

1. Introduction	1
2. Données et échantillons.....	2
3. Méthodologie.....	4
3.1. Régression logistique.....	4
3.2. Calibration.....	5
3.3. Établissement de l'échelle de notation	6
3.4. Validation du modèle	8
4. Résultats	10
4.1. Résultats de la régression logistique.....	10
4.2. Résultats de la calibration.....	14
4.3. Résultats de l'établissement de l'échelle de notation.....	17
4.4. Résultats de la validation du modèle.....	21
5. Conclusion	26
Annexe A: Échantillon d'institutions financières en défaut	28
Annexe B: Moyennes et écarts types de l'échantillon de calibration avant et après <i>bootstrap</i>	29
Bibliographie	30

Liste des graphiques

Graphique 4.4 : Courbe CAP <i>in-sample</i>	12
Graphique 4.5 : Courbe ROC <i>in-sample</i>	13
Graphique 4.6 : Courbe CAP <i>out-of-sample</i>	13
Graphique 4.7 : Courbe ROC <i>out-of-sample</i>	14
Graphique 4.9 : Taux de défaut empiriques de l'échantillon	15
Graphique 4.11 : Fonction Probit avec transformation Box-Cox.....	16
Graphique 4.12 : Courbe des probabilités de défaut en fonction du score.....	16
Graphique 4.16 : Interpolation des taux de défaut historiques de Moody's.....	19
Graphique 4.18 : Optimisation des classes de notation	21
Graphique 4.23 : Notation attribuée à Fannie Mae par le modèle du 2 octobre 2006 au 30 septembre 2008.....	25
Graphique 4.24 : Notation attribuée à la Banque Royale du Canada par le modèle du 2 janvier 2004 au 30 décembre 2011	26

Liste des tableaux

Tableau 3.1 : Efficacité du modèle selon la valeur AUC	9
Tableau 4.1 : Matrice de corrélation des variables explicatives	10
Tableau 4.2 : Facteurs d'inflation de la variance.....	11
Tableau 4.3 : Résultats des régressions logistiques	11
Tableau 4.8 : Erreurs de type I et de type II pour un seuil correspondant au 9 ^e décile.....	14
Tableau 4.10 : Statistiques HL.....	15
Tableau 4.13 : Notation de Moody's.....	17
Tableau 4.14 : Taux de défaut annuels empiriques de Moody's sur la période 1983-2010	18
Tableau 4.15 : Taux de défaut interpolés	18
Tableau 4.17 : Probabilités de défaut des classes de notation du modèle.....	20
Tableau 4.19 : Sensibilité du modèle à partir de l'entité type (A3)	21
Tableau 4.20 : Sensibilité du modèle selon les notations.....	22
Tableau 4.21 : Migrations de crédit par années de 1998 à 2010.....	23
Tableau 4.22 : Fréquences annuelles des entités ayant gardé leur notation pour la période 1998-2010.....	24

1. Introduction

Ce document décrit la réalisation du projet supervisé effectué dans le cadre de la maîtrise en ingénierie financière au HEC Montréal. Le présent projet a été réalisé à l'été 2012 chez Hydro-Québec.

Hydro-Québec est une société d'état qui produit, transporte et distribue de l'électricité. Elle est également active en recherche dans le domaine de l'énergie, surtout dans le cadre de l'efficacité énergétique. Son unique actionnaire est le gouvernement du Québec. Avec 59 centrales hydroélectriques, 1 centrale nucléaire et 4 centrales thermiques lui procurant une puissance installée de 36,5 GW, Hydro-Québec est un joueur important dans le domaine de l'énergie en Amérique du Nord. Cette entreprise est divisée en quatre filiales. Premièrement, il y a Hydro-Québec Production. Cette division produit de l'électricité pour approvisionner le marché du Québec et vend ses surplus sur les marchés à l'extérieur de la province. Deuxièmement, Hydro-Québec TransÉnergie exploite le réseau de transport d'électricité permettant l'acheminement de l'électricité à ses clients et commercialise ses capacités de transit. Troisièmement, Hydro-Québec Distribution approvisionne la population du Québec en électricité. Son fournisseur d'électricité n'est pas uniquement Hydro-Québec Production, elle s'approvisionne également sur les marchés. Finalement, Hydro-Québec Équipement et services partagés s'occupe des projets de construction des divisions Production et TransÉnergie.

Le projet a été réalisé dans le cadre de l'évaluation du risque de défaut de contreparties liées aux activités sur les marchés de la division Hydro-Québec Production. Il consiste au développement d'un modèle de notation de crédit associé aux institutions financières. Les activités d'Hydro-Québec Production sur les marchés portent essentiellement sur des transactions physiques et financières d'électricité et de gaz naturel, lesquelles sont réalisées avec des entreprises oeuvrant dans divers secteurs d'activités, notamment celui de l'énergie et des services financiers. Afin de déterminer et de maintenir des limites de crédit, ces contreparties font l'objet d'un suivi quotidien et d'analyses périodiques. Les notations d'agence telles que Moody's et Standard & Poor's constituent un outil d'analyse. Par contre, ces notations visent la stabilité au cours des cycles économiques et ont souvent un temps de réaction lent face aux événements. Il est donc pertinent de développer un modèle interne sensible aux conditions de marchés actuelles permettant une évaluation rapide de la solvabilité des contreparties.

En 2011, un modèle de notation portant sur les entreprises non financières a été développé à l'interne. Suite à ce dernier, un deuxième modèle portant sur les institutions financière devait être réalisé, ce qui est l'objet du présent projet. Le développement du nouveau modèle a été réalisé en cinq étapes. Premièrement, un échantillon d'observations d'institutions financières a été construit à partir de la base de données de Bloomberg. Deuxièmement, une régression de type Logit a été effectuée pour déterminer les variables explicatives et leurs coefficients. Troisièmement, une calibration a été réalisée pour associer une probabilité de défaut à un score donné de la régression logistique précédente. Quatrièmement, une correspondance entre les probabilités de défauts et une échelle de notation cible, celle de Moody's, a été établie. Finalement, des tests et analyses ont été faits pour valider le modèle.

Le présent document est divisé en trois parties. La première partie porte sur les données et échantillons utilisées pour le développement du modèle. La deuxième partie présente la méthodologie utilisée. Finalement, les résultats sont présentés dans la troisième partie.

2. Données et échantillons

Une revue de littérature et la disponibilité des données dans la base de données de Bloomberg pour un nombre suffisant d'observations a permis de retenir 8 variables pouvant expliquer le risque de défaut d'institutions financières :

1. Capitaux propres attribuables aux actions ordinaires sur actifs (*Common Equity to Assets*)
2. Rendement des actifs (*Return on Assets*)
3. Marge d'intérêt nette (*Net Interest Margin*)
4. Efficacité des avoirs productifs (*Efficiency of Earnings Assets*)
5. Titres négociables sur actifs (*Marketable Securities to Assets*)
6. Croissance annuelle du PIB mondiale (*Annual World GDP Growth*)
7. Volatilité de l'action sur les 90 derniers jours (*90-Day Stock Volatility*)
8. Log-rendement de l'action sur les 90 derniers jours (*90-Day Stock Log-Return*)

À partir de la base de données de Bloomberg, 12 164 observations de 1 285 entreprises non réputées en défauts (« non-défauts ») entre 1996 et 2011 ont été extraites. Ces données ont été filtrées afin de retirer les valeurs extrêmes, résultant en 12 027 observations de non-défauts. Les valeurs extrêmes correspondent à toute valeur supérieure à la moyenne de la variable plus 6 écarts

types et toute valeur inférieure à la moyenne de la variable moins 6 écarts types. De plus, 54 observations d'entreprises ayant fait défaut (« défauts ») ont été extraites pour la même période. La liste de ces défauts est présentée en Annexe A. Un défaut est normalement constaté dans l'un des quatre cas suivants : lorsqu'une entreprise est incapable de rencontrer pleinement une obligation de paiement, lorsque survient un évènement entraînant l'annulation ou le décalage d'un paiement d'une entreprise, lorsqu'une entreprise déclare faillite ou lorsqu'une entreprise reçoit une assistance financière d'un gouvernement dans le cadre d'un sauvetage. Il existe également des défauts techniques découlant du non-respect d'un engagement contractuel qui ne sont pas liés à la solvabilité de l'entreprise. Ceux-ci n'ont pas été retenus. Les valeurs des variables des défauts relatives aux états financiers ont été recueillies à la fin de l'année fiscale précédant l'évènement de défaut. Tandis que celles relatives au cours en bourse de l'action et la variable Annual World Growth ont été recueillies cinq jours ouvrables suivant la publication des mêmes états financiers.

Un premier échantillon *in-sample* a été construit pour réaliser la régression logistique. Il est constitué de 8 018 non-défauts et 36 défauts, soit les deux tiers de l'échantillon initial. La sélection des observations s'est effectuée aléatoirement. Ensuite, un deuxième échantillon *out-of-sample* a été construit avec les observations restantes, soit 4 009 non-défauts et 17 défauts. Celui-ci a été utilisé pour la validation de la régression. Finalement, un troisième échantillon a été construit pour la calibration. Celui-ci est constitué de l'échantillon initial en plus d'observations de non-défauts utilisées en double. Pour avoir un taux de défaut empirique identique à celui de Moody's, soit 0,39%¹, il fallait un nombre total de 13 846 observations. Il manquait donc 1 765 non-défauts. Ces non défauts ont été générés par *bootstrapping*. En effet, des observations de non-défaut ont été pigées aléatoirement avec remise dans l'échantillon initiale de non-défauts. Donc l'échantillon final pour la calibration comporte 13 792 observations de non-défauts, dont 1 765 qui sont en double, et 54 défauts. Les moyennes et écarts types des variables de l'échantillon avant et après le *bootstrapping* ont été calculés pour s'assurer que leurs distributions n'aient pas trop changé. Les valeurs sont présentées en Annexe B. Elles sont sensiblement les mêmes avant et après, donc le *bootstrapping* a été effectué correctement. Il aurait été possible de simplement utiliser moins de défauts pour obtenir un taux empirique de 0.39%. Par contre, vu le faible nombre de défaut, il a été préféré d'ajouter des observations de non-défauts par *bootstrapping*.

¹ Moody's, *Defaults and Recoveries for Financial Institution Debt Issuers*, p.14, consulté le 29 mai 2012, http://www.moodys.com/research/Defaults-and-Recoveries-for-Financial-Institution-Debt-Issuers-1983-2010--PBC_128431.

3. Méthodologie

La méthodologie retenue est celle proposé dans l'article *Internal credit rating systems : methodology and economic value* de Neagu, Keenan et Chalermkraivuth (2009). Cette section présente les étapes du développement du modèle en quatre parties : la régression logistique, la calibration permettant la conversion du score en probabilité de défaut, la correspondance du modèle à une échelle de notation et la validation du modèle.

3.1. Régression logistique

L'objectif de cette étape est de déterminer les variables qui expliquent significativement les défauts des institutions financières et de déterminer leurs coefficients.

La variable dépendante (Y) dans notre cas correspond au fait qu'une entreprise soit en défaut ou non. Y est donc une variable dichotomique prenant la valeur 1 si l'entreprise est en défaut et 0 sinon. Les variables indépendantes (vecteur X) sont les 8 variables retenues mentionnées à la section 2. Le modèle Logit suppose l'existence d'une variable latente Y_i^* telle que

$$Y_i^* = \beta X_i + \zeta_i$$

où i correspond à la $i^{\text{ème}}$ observation, β est le vecteur des paramètres à estimer et ζ_i est le terme d'erreur de la régression. La règle suivante est observée entre Y_i et Y_i^*

$$Y_i = 1 \text{ si } Y_i^* > 0$$
$$Y_i = 0 \text{ sinon}$$

À partir de ces relations, nous obtenons

$$P(Y_i = 1) = P(Y_i^* > 0) = P(\zeta_i > -\beta X_i) = P(\zeta_i < \beta X_i) = F(\beta X_i)$$

où $F(\cdot)$ est la fonction de distribution cumulative de ζ_i . Le modèle suppose que ζ_i suit une loi logistique standard, ayant une moyenne de 0 et une variance de $\pi^2/3$. Les valeurs de Y_i sont donc les réalisations d'un processus binomial dont la probabilité est donnée par la fonction

$$P(Y_i = 1) = 1/(1+\exp(-\beta X_i))$$

L'estimation des paramètres β se fait par maximum de vraisemblance. La fonction de vraisemblance à maximiser est

$$L = \prod_{i=1}^n P(Y = 1)^{y_i} \times [1 - P(Y = 1)]^{1-y_i}$$

La fonction *glmfit* de Matlab a été utilisée pour effectuer la régression et ainsi déterminer les coefficients β associés à chacune des variables retenues.

Pour déterminer quelles variables allaient être retenues, la méthode progressive a été choisie. La première étape de cette méthode consiste à régresser chacune des variables indépendantes sur la variable dépendante. Ensuite, les variables sont intégrées au modèle de la plus significative à la moins significative, tout en s'assurant que celles déjà introduites soient toujours significatives. Le seuil de confiance utilisé est de 95% (p-value < 0.05). Le processus est exécuté jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de variables pouvant être intégrées au modèle en étant significatives.

Une fois les variables explicatives déterminées, le degré de corrélation entre celles-ci a été vérifié. Les variables hautement corrélées représentent une source d'instabilité dans la modélisation. Également, les facteurs d'inflation de la variance (VIF) ont été mesurés en régressant chacune des variables retenues sur les trois restantes. Le VIF correspond à :

$$VIF = \frac{1}{1 - R_i^2}$$

où R^2 est le coefficient de détermination de la régression. Les VIFs ne doivent pas être élevés pour pouvoir écarter les problèmes de multicolinéarité.

3.2. Calibration

Cette section explique le processus suivi pour convertir les scores de la régression logistique en probabilités de défaut. Ici un score correspond à la probabilité issue du modèle Logit soit

$$\text{score} = 1/(1+\exp(-\beta X_i))$$

Les scores se situent donc entre 0 et 1. Ceux-ci sont calculés pour les 13 846 observations de l'échantillon construit pour cette étape mentionné à la section 2. L'intervalle de score est ensuite divisé en 20 percentiles pour lesquelles les taux de défaut empiriques sont calculés. L'étape

suivante consiste à ajuster ces taux de défaut à l'aide d'une courbe. Trois types de fonctions ont été étudiés afin de représenter la relation entre les scores et les probabilités de défaut : Logit, Probit et Complementary Log-Log (CLL). Parallèlement à ces fonctions, deux types de *power transformations*, Box-Cox et Box-Tidwell, sont appliquées aux scores. La distribution des scores possède un degré de *skewness* élevé. Ces *power transformations* ont comme objectif de la transformer en une distribution près d'une normale. Les formules de ces deux transformations sont

$$ScoreBoxCox = \frac{score^\lambda - 1}{\lambda}$$

$$ScoreBoxTidwell = score^\alpha$$

où λ et α sont les paramètres à optimiser pour obtenir une distribution normale. Donc 9 approches sont étudiées pour expliquer la relation entre les scores et les probabilités de défaut. Le critère de sélection de la fonction à retenir est la statistique de Hosmer-Lemeshow (HL). Cette statistique correspond à

$$HLstat = \sum_{j=1}^k \frac{(O_j - E_j)^2}{E_j(1 - E_j / n_j)}$$

où k = nombre de groupes considérés

n_j = nombre d'observations dans le $j^{\text{ème}}$ groupe

O_j = Taux de défaut observé pour le $j^{\text{ème}}$ groupe

E_j = Taux de défaut théorique pour le $j^{\text{ème}}$ groupe

La fonction retenue est celle ayant la plus petite statistique HL. Une fois cette fonction déterminée, il est possible d'affecter une probabilité de défaut à un score donné.

3.3. Établissement de l'échelle de notation

Le but de cette étape est d'accorder une notation pour n'importe quel score donné. L'échelle de notation de référence est celle de Moody's, qui compte 20 catégories. Cela donne une signification aux scores du modèle autre que les probabilités de défaut et permet une comparaison avec les notations de Moody's.

En utilisant l'échantillon de calibration, nous obtenons 13 846 probabilités de défaut $pd(i)$, triés en ordre croissant, découlant des scores des observations. L'objectif est de trouver les bornes délimitant les classes de notation. La position dans l'échantillon de la borne i est représentée par $d(i)$. Les moyennes des probabilités de défaut de chaque classe de notation du modèle $\mu(i)$ doivent être égales aux taux de défaut empiriques des notations de Moody's $T(i)$. La moyenne des probabilités de défaut de la première classe du modèle est

$$\mu(1) = \frac{\sum_{k=1}^{d(1)} pd(k)}{d(1)}$$

pour la $i^{\text{ème}}$ classe (excluant la première et la dernière classe) est

$$\mu(i) = \frac{\sum_{k=d(i-1)+1}^{d(i)} pd(k)}{d(i) - d(i-1) + 1}$$

et pour la dernière classe est

$$\mu(20) = \frac{\sum_{k=d(19)+1}^N pd(k)}{N - d(19) + 1}$$

Par conséquent, le problème d'optimisation prend la forme

$$\min_{d(i)} \sum_{i=1}^{20} \left| \frac{\mu(i) - T(i)}{T(i)} \right| \quad \text{s.c. } d(i+1) \geq d(i)$$

La fonction *fminsearch* de Matlab a été utilisée pour résoudre cette optimisation. Une fois cette optimisation accomplie, nous obtenons les 21 bornes, incluant 0 et 1, délimitant les classes de notation. Il est maintenant possible d'obtenir une notation de crédit à partir de quatre valeurs des variables explicatives d'une institution financière, ce qui est l'objectif de ce projet.

3.4. Validation du modèle

Cette section couvre les tests et analyses réalisées pour vérifier la validité du modèle.

Tout d'abord, une deuxième régression logistique a été réalisée avec l'échantillon *out-of-sample* pour vérifier les coefficients de la première régression. Ils devraient être significatifs et près de ceux de la première régression.

Ensuite, la courbe du profil de précision cumulatif (*cumulative accuracy profile* ou CAP) a été tracée pour les échantillons *in-sample* et *out-of-sample*. Cette courbe permet d'évaluer le pouvoir prédictif de la régression logistique. L'axe des abscisses correspond au pourcentage des scores (classés en ordre décroissant) couverts, tandis que l'axe des ordonnées correspond au pourcentage de défauts. Le graphique de la CAP inclut le modèle parfait ainsi qu'un modèle naïf. Le modèle parfait est celui qui accorde aux défauts les scores les plus élevés, tandis que celui naïf ne fait pas de distinction entre les défauts et les non-défauts, ils sont distribués également par rapport au score. Pour mesurer le pouvoir prédictif avec cette courbe, le ratio AR (*accuracy ratio*) est calculé. Celui-ci correspond à l'aire entre la courbe du modèle parfait et la courbe du modèle aléatoire divisée par l'aire entre la courbe du modèle Logit et la courbe du modèle naïf. Un ratio AR supérieur à 60% est jugée acceptable². Aussi, la courbe de caractéristique d'efficacité (*receiver operating characteristic* ou ROC) a été tracée. Cette courbe mesure la performance du modèle pour prédire les défauts. L'axe des ordonnées correspond au pourcentage de défauts correctement classés par le modèle, tandis que l'axe des abscisses reporte le pourcentage de non-défauts classés dans la mauvaise catégorie, soit en défaut. La courbe est tracée en utilisant différents points correspondant à des percentiles de scores en haut desquels l'entreprise est considérée en défaut. La valeur AUC (*area under curve*) évalue l'efficacité du modèle et correspond à l'aire totale sous la courbe ROC. Un modèle parfait aura un AUC de 1, tandis qu'un modèle naïf aura un AUC de 0.5. Le tableau 3.1 à la page suivante donne une interprétation de ce ratio.

² Neagu, R., S. Keenan, K. Chalermkraivuth, 2009, *Internal credit rating systems: methodology and economic value*. The Journal of Risk Model Validation, vol.3, p.23.

Tableau 3.1 : Efficacité du modèle selon la valeur AUC

Valeur de l'AUC	Puissance du modèle
AUC = 0,5	Aucune discrimination
$0,5 \leq \text{AUC} < 0,7$	Faible
$0,7 \leq \text{AUC} < 0,8$	Satisfaisante
$0,8 \leq \text{AUC} < 0,9$	Excellente
AUC $\geq 0,9$	Exceptionnelle

Par ailleurs, une analyse de migration a été réalisée. Les notations du modèle doivent changer plus fréquemment que celles publiées par les agences de notation. Pour toutes les années de 1998 à 2010, la fréquence des entités ayant gardé la même notation entre le début et la fin de l'année est calculée. La fréquence devrait être plus petite pour le modèle interne que pour Moody's. Également, le nombre d'entités ayant une hausse de notation, le nombre d'entités ayant une baisse de notation et le nombre d'entités ayant aucune variation de notation sont calculés pour chaque année. Ceci permet d'observer le comportement du modèle selon les cycles économiques. Pour les années où les marchés financiers sont sous tension, nous nous attendons à un plus grand nombre de baisses de notation que de hausses et inversement pour les années subséquentes.

Une analyse de sensibilité a également été réalisée pour vérifier le comportement du modèle. Cette analyse comporte deux étapes :

- Évaluer la moyenne de chaque variable explicative pour l'ensemble de l'échantillon retenu et conclure la notation accordée par le modèle interne.
- Appliquer une variation équivalente à l'écart type de chaque variable explicative et détecter l'incidence sur la notation.

Ceci permet d'analyser l'effet des variables sur les changements de notation. Le modèle doit réagir aux variations des variables, mais ne doit pas y être trop sensible.

La validité d'un modèle de notation peut également être évaluée en le comparant directement aux notations des agences dans des cas réels. La comparaison directe aux notations des agences permet d'évaluer sa cohérence. Par exemple, les notations du modèle ne devraient pas

systematiquement diverger de celle des agences, surtout dans le cas d'une entreprise en santé financière et relativement stable.

4. Résultats

Cette section présente les résultats obtenus. Tous les calculs ont été effectués avec le logiciel Matlab.

4.1. Résultats de la régression logistique

Parmi les 8 variables initiales, les 4 suivantes ont été retenues pour expliquer les défauts :

1. Rendement des actifs (*Return on Assets*)
2. Titres négociables sur actifs (*Marketable Securities to Assets*)
3. Volatilité de l'action sur les 90 jours précédents (*90-Day Stock Volatility*)
4. Log-rendement de l'action sur les 90 jours précédents (*90-Day Stock Log-Return*)

Les corrélations entre ces variables ainsi que les facteurs d'inflation de la variance (VIF) sont respectivement présentés dans le tableau 4.1 et le tableau 4.2. La corrélation la plus élevée en valeur absolue est entre la volatilité et le log-rendement de l'action. Elle est de -0.24, ce qui ne pose pas de problème. De plus, les VIFs sont tous très faibles. Nous pouvons donc écarter tout problème de multicolinéarité.

Tableau 4.1 : Matrice de corrélation des variables explicatives

	Return on Assets	Marketable Securities to Assets	90-Day Stock Volatility	90-Day Stock Log-Return
Return on Assets	1,00	0,02	-0,19	0,09
Marketable Securities to Assets		1,00	0,02	0,01
90-Day Stock Volatility			1,00	-0,24
90-Day Stock Log-Return				1,00

Tableau 4.2 : Facteurs d'inflation de la variance

Variable	VIF
Return on Assets	1,039
Marketable Securities to Assets	1,001
90-Day Stock Volatility	1,096
90-Day Stock Log-Return	1,065

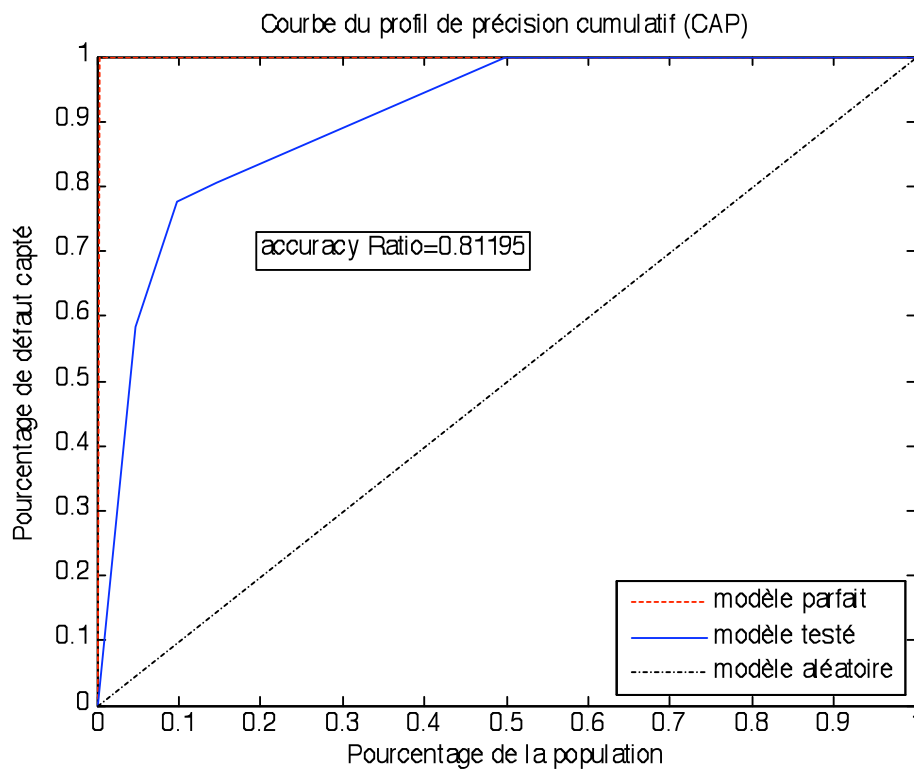
Les coefficients issus des deux régressions sont présentés au tableau 4.3. Les p-values des coefficients sont présentées entre parenthèses. Le modèle 1 correspond à l'échantillon *in-sample* (8 054 observations) tandis que le modèle 2 correspond à l'échantillon *out-of-sample* (4 027 observations). Les signes de tous les coefficients correspondent aux résultats attendus. En effet, plus les variables *Return on Assets* et *90-Day Stock Log-Return* sont élevées, plus la probabilité de défaut est faible. Également, plus les variables *Marketable Securities to Assets* et *90-Day Stock Volatility* sont élevées, plus la probabilité de défaut est élevée. Pour le modèle 1, toutes les variables sont significatives à un niveau de 99%. Les coefficients sont sensiblement les mêmes pour les deux modèles. Des écarts plus élevés sont présents entre les deux modèles pour les variables de marché. De plus, la variable *Marketable Securities to Assets* n'est pas significative à un niveau de 90% pour l'échantillon *out-of-sample*. Tout de même, les résultats sont acceptables. Les coefficients de la première régression sont ceux qui ont été retenus pour la suite du développement du modèle.

Tableau 4.3 : Résultats des régressions logistiques

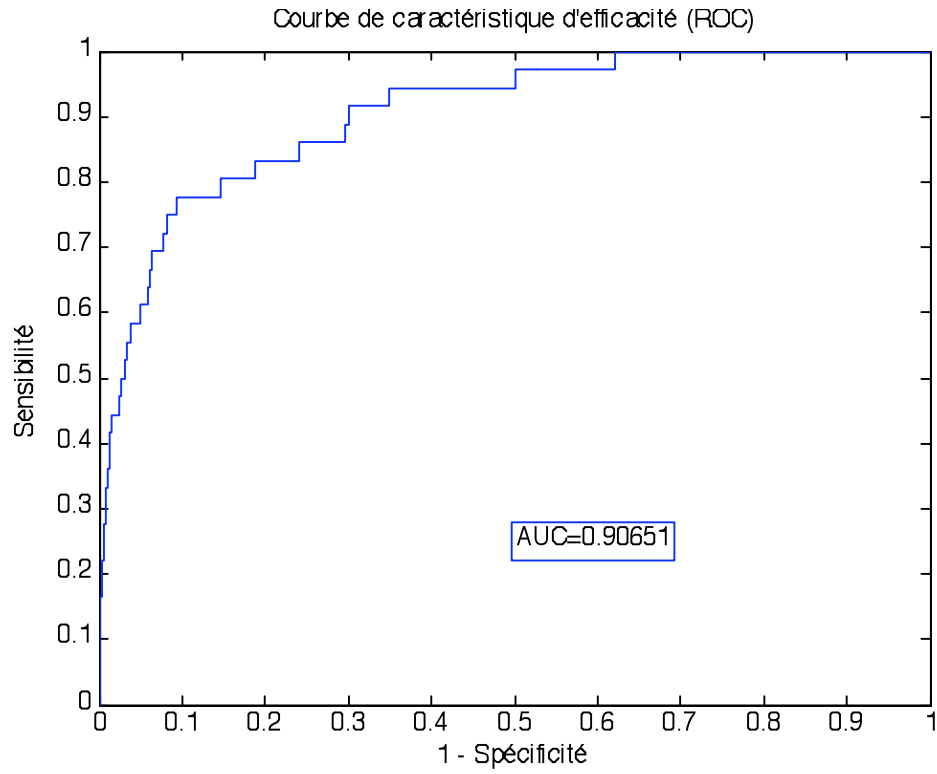
Variable	Model 1	Model 2
Constant	-6,86 (0,00)	-6,50 (0,00)
Return on Assets	-19,92 (0,00)	-18,88 (0,00)
Marketable Securities to Assets	2,04 (0,01)	1,88 (0,11)
90-Day Stock Volatility	1,48 (0,00)	0,87 (0,03)
90-Day Stock Log-Return	-1,08 (0,01)	-1,89 (0,00)

Les graphiques 4.4 et 4.5 présentent respectivement les courbes CAP et ROC pour l'échantillon *in-sample*, tandis que les graphiques 4.6 et 4.7 présentent celles pour l'échantillon *out-of-sample*. Les courbes de l'échantillon *out-of-sample* sont calculées à partir des coefficients issus de la régression sur l'échantillon *in-sample*. Le ratio AR correspondant à la courbe CAP de l'échantillon *in-sample* est de 81%, ce qui est un bon résultat. Rappelons qu'un AR supérieur à 60% est acceptable. La valeur AUC est de 91%, ce qui se traduit en pouvoir prédictif exceptionnel (voir tableau 3.1 à la page 9). De plus, les statistiques AR de 78% et AUC de 87% de l'échantillon *out-of-sample* sont légèrement inférieures à celles de l'échantillon précédant, mais sont tout de même de bons résultats. La valeur AUC de 87% correspond à un pouvoir prédictif excellent. Les erreurs de type I et de type II pour un seuil correspondant au 9^e décile des scores sont présentés au tableau 4.8. L'échantillon *in-sample* possède 8 erreurs de type I (36 défauts au total), soit des défauts actuels classés comme non-défauts par le modèle et 779 erreurs de type II (8018 non-défauts au total), soit des non-défauts actuels classés comme défauts par le modèle. L'échantillon *out-of-sample* possède 7 erreurs de type I (18 défauts au total) et 393 erreurs de type II (4009 non-défauts au total).

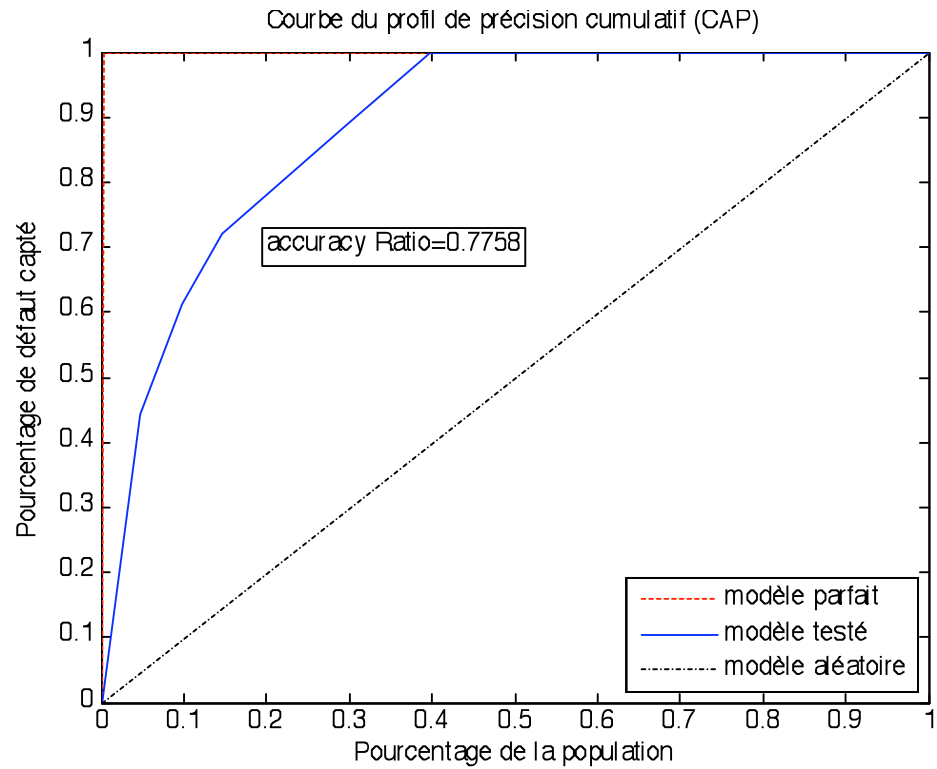
Graphique 4.4 : Courbe CAP *in-sample*



Graphique 4.5 : Courbe ROC *in-sample*



Graphique 4.6 : Courbe CAP *out-of-sample*



Graphique 4.7 : Courbe ROC out-of-sample

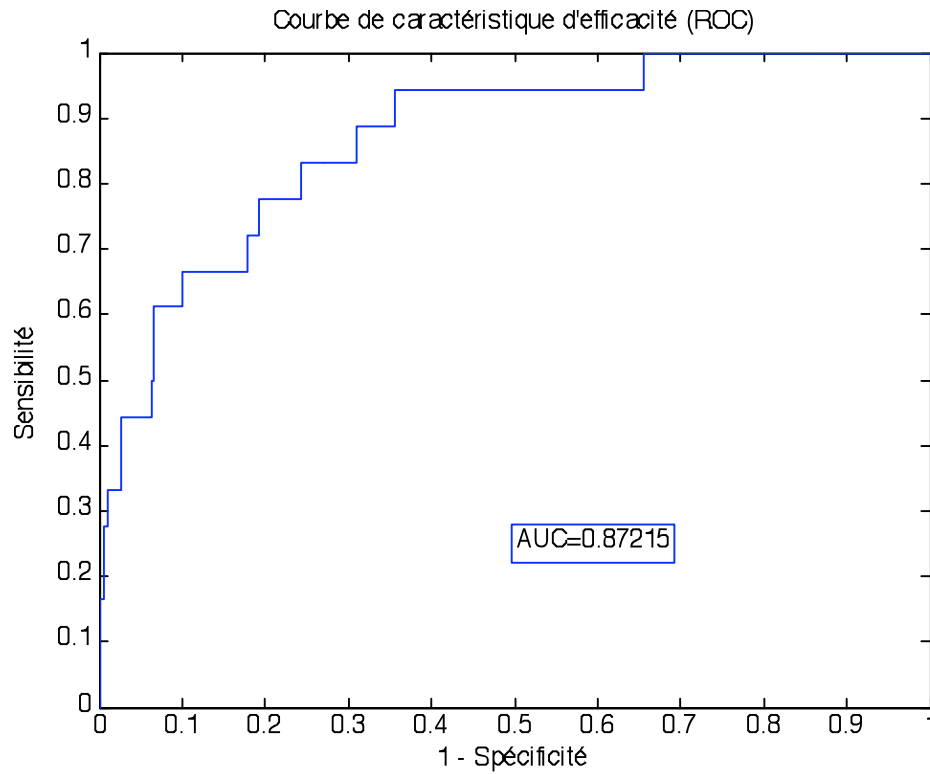


Tableau 4.8 : Erreurs de type I et de type II pour un seuil correspondant au 9^e décile

	In-sample		Out-of-sample	
	Défauts actuels	Non-défauts actuels	Défauts actuels	Non-défauts actuels
Défauts (modèle)	28 77,78%	779 9,72%	11 61,11%	393 9,80%
Non-défauts (modèle)	8 22,22%	7239 90,28%	7 38,89%	3616 90,20%
Total	36	8018	18	4009

4.2. Résultats de la calibration

Une fois les coefficients déterminés, nous sommes en mesure de calculer un score pour chaque observation. L'intervalle des scores, de 0 à 1, est divisé en 20 catégories. Les taux de défaut empiriques pour chaque catégorie de l'échantillon de calibration (13 846 observations) sont présentés au graphique 4.9. Comme mentionné à la section 3.2, neuf approches ont été essayées

pour ajuster les taux de défaut. Les statistiques HL de ces approches sont présentées au tableau 4.10. La fonction Probit avec une transformation Box-Cox des données possède la statistique HL la plus faible. De plus, selon l'article de Neagu, Keenan et Chalermkraivuth (2009), les modèles significatifs ont en général une statistique HL près de 15. Donc cette fonction a été retenue. Le graphique 4.11 montre la courbe de celle-ci. Nous sommes donc maintenant en mesure d'obtenir une probabilité de défaut à partir d'un score de la régression logistique. Au graphique 4.12, la courbe des probabilités de défaut en fonction des scores est présentée.

Graphique 4.9 : Taux de défaut empiriques de l'échantillon

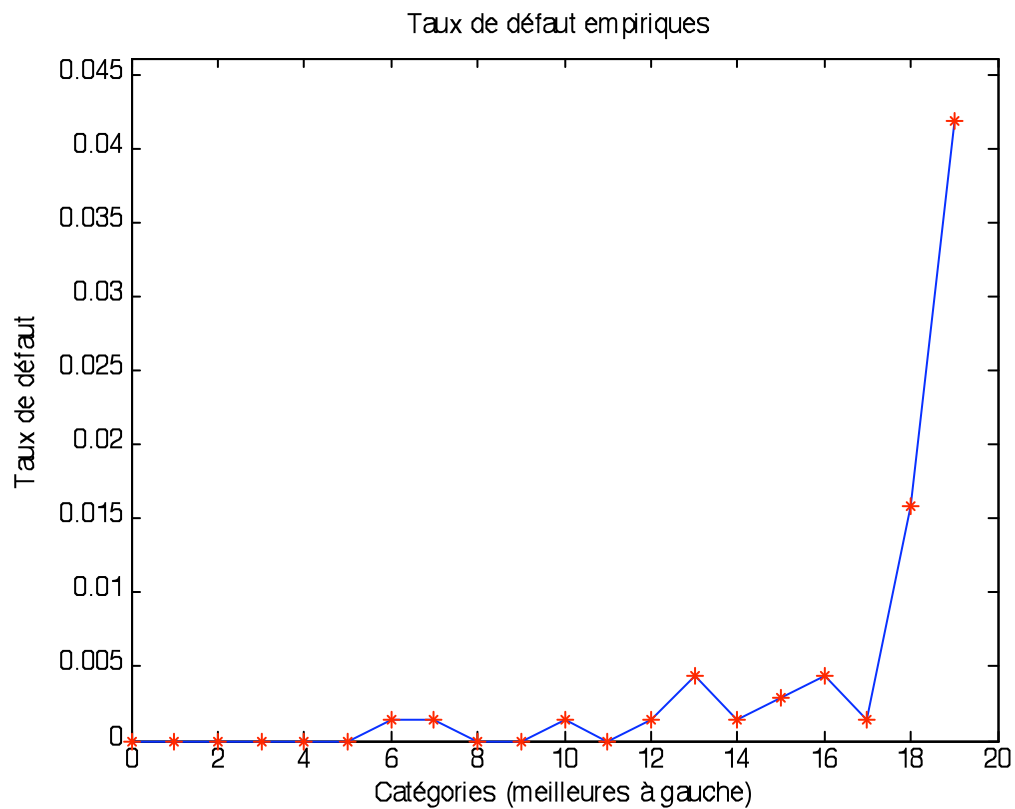
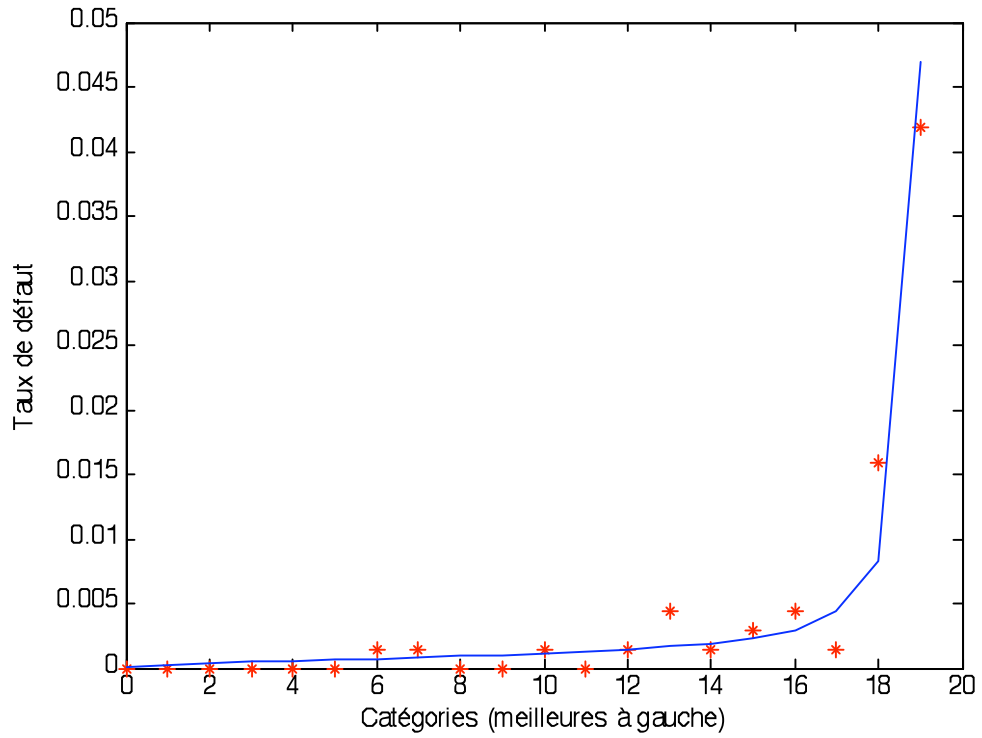


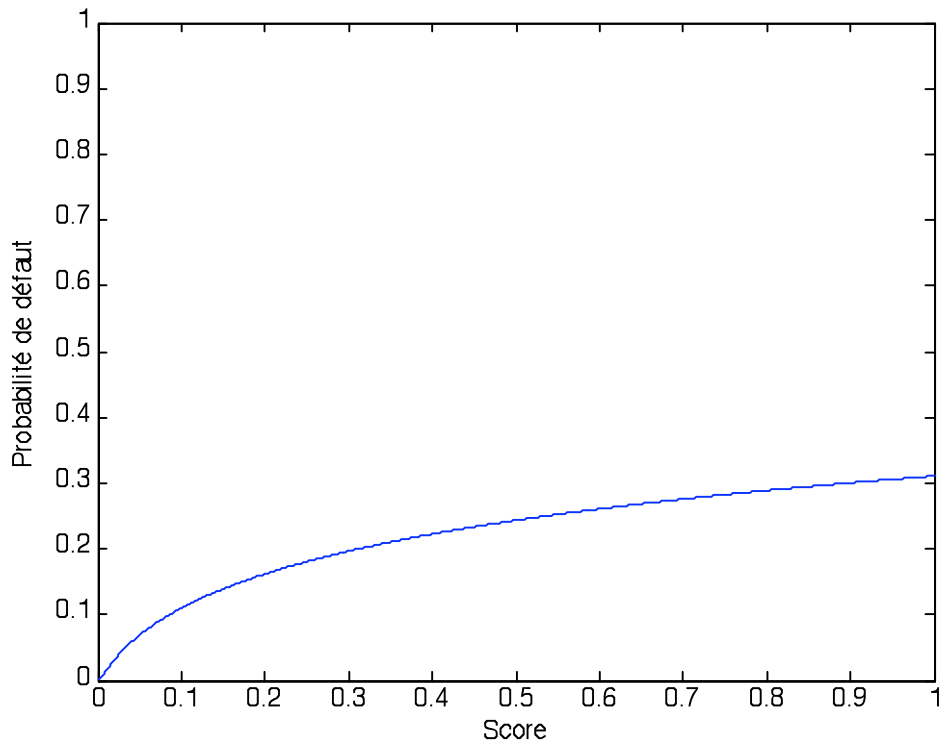
Tableau 4.10 : Statistiques HL

	Aucune transformation	Box-Cox	Box-Tidwell
Logit	77,95	18,46	20,22
Probit	73,16	15,05	16,21
CLL	87,03	18,84	20,69

Graphique 4.11 : Fonction Probit avec transformation Box-Cox



Graphique 4.12 : Courbe des probabilités de défaut en fonction du score



4.3. Résultats de l'établissement de l'échelle de notation

L'échelle de notation de Moody's est celle avec laquelle nous voulions faire correspondre le modèle. Cette échelle est présentée au tableau 4.13. Par contre, les taux de défaut annuels historiques de Moody's ne sont disponibles que pour les groupes Aaa, Aa, A, Baa, Ba, B, Caa-C. Ces taux pour la période 1983-2010 sont présentés au tableau 4.14. Une interpolation exponentielle a donc été réalisée pour dériver les taux de défaut de toutes les notations. Quelques hypothèses ont dû être posées. Les taux des notations du milieu de chaque groupe, soit Aa2, A2, Baa2, Ba2 et B2 sont supposés égaux à ceux de leur groupe respectif, soit Aa, A, Baa, Ba, B. Le taux de défaut de la notation Caa2 est supposé égal à celui du groupe Caa-C. De plus, le taux de défaut de la notation Aaa n'est pas intégré dans l'interpolation puisque qu'il est nul. Le tableau 4.15 et le graphique 4.16 montrent les résultats de l'interpolation. Ces taux sont donc ceux ciblés lors de l'optimisation visant à délimiter les classes de notation du modèle.

Tableau 4.13 : Notation de Moody's

Catégorie	Signification	Notation
Investissement	Plus haute qualité	Aaa
		Aa1
		Aa2
	Haute qualité	Aa3
		A1
		A2
	Qualité moyenne supérieure	A3
		Baa1
		Baa2
Qualité moyenne	Baa3	
	Ba1	
	Ba2	
Spéculative	Spéculatif	Ba3
		B1
		B2
	Très spéculatif	B3
		Caa1
		Caa2
	Extrêmement spéculatif	Caa3
		Ca-C
		En défaut ou près de l'être

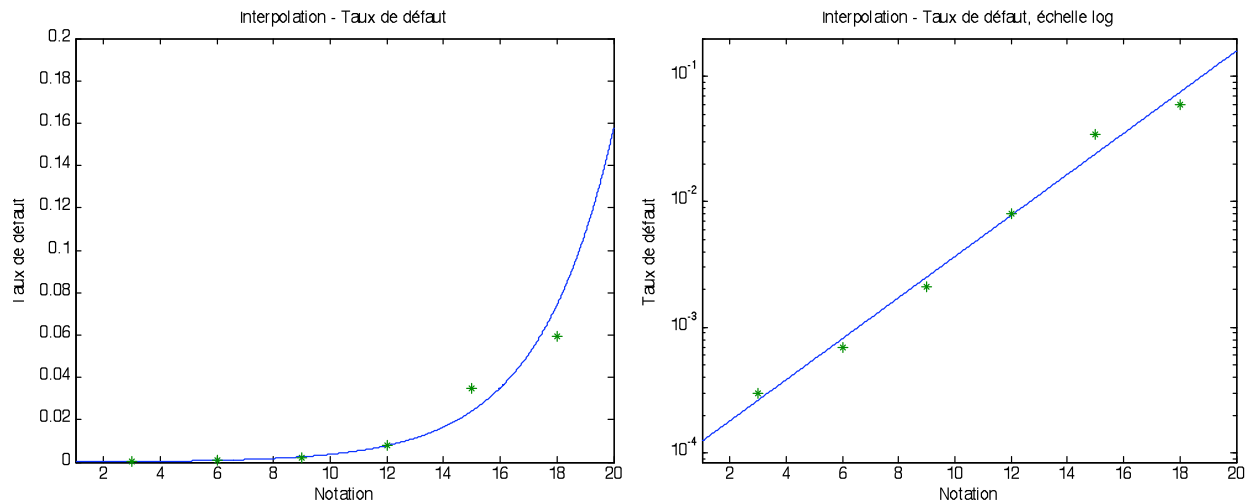
Tableau 4.14 : Taux de défaut annuels empiriques de Moody's sur la période 1983-2010

Notation	Taux de défaut
Aaa	0,00%
Aa	0,03%
A	0,07%
Baa	0,21%
Ba	0,81%
B	3,46%
Caa-C	5,96%

Tableau 4.15 : Taux de défaut interpolés

Rang	Notation	Taux de défauts interpolés
1	Aaa	0,012%
2	Aa1	0,018%
3	Aa2	0,026%
4	Aa3	0,038%
5	A1	0,056%
6	A2	0,081%
7	A3	0,118%
8	Baa1	0,172%
9	Baa2	0,251%
10	Baa3	0,365%
11	Ba1	0,532%
12	Ba2	0,776%
13	Ba3	1,130%
14	B1	1,646%
15	B2	2,398%
16	B3	3,494%
17	Caa1	5,090%
18	Caa2	7,416%
19	Caa3	10,80%
20	Ca-C	15,74%

Graphique 4.16 : Interpolation des taux de défaut historiques de Moody's



À titre de rappel, l'optimisation prend la forme suivante

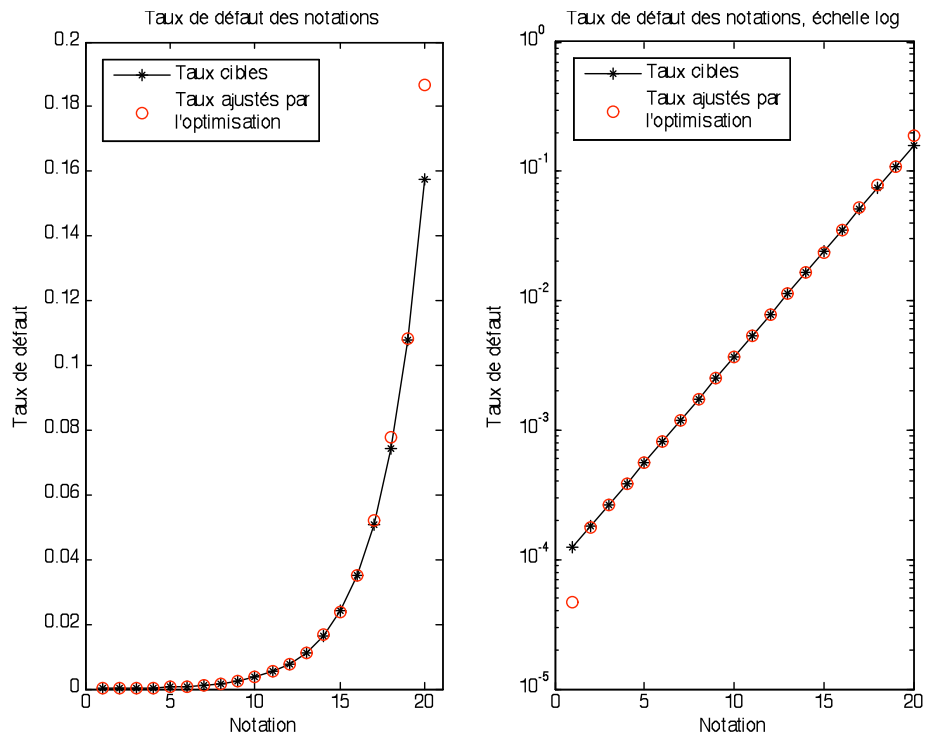
$$\min_{d(i)} \sum_{i=1}^{20} \left| \frac{\mu(i) - T(i)}{T(i)} \right| \quad \text{s.c. } d(i+1) \geq d(i)$$

où $T(i)$ est la probabilité de défaut empirique de Moody's pour la $i^{\text{ème}}$ notation, $\mu(i)$ est la probabilité de défauts du modèle pour la $i^{\text{ème}}$ notation et $d(i)$ est la position du score correspondant à la $i^{\text{ème}}$ borne. Les résultats de l'optimisation sont présentés au tableau 4.17 et au graphique 4.18. L'optimisation donne de bons résultats. Les taux cibles et ceux du modèle sont sensiblement les mêmes pour toutes les classes sauf pour la première et la dernière. Bien que le taux du modèle diffère de celui ciblé pour la dernière classe, son écart n'est pas problématique. Également, il est à noter que la borne entre les classes Aaa et Aa1 a été modifiée. La valeur de cette borne après l'optimisation était de 0.083%, ce qui laissait un intervalle très petit pour la notation Aa1. Elle a donc été déplacée à 0.072%. Également, le taux de défaut de Moody's historique pour les institutions financières cotées Aaa est près de zéro. Donc un ajustement vers le bas de cette borne diminue la probabilité de défaut de la notation Aaa et élargie l'intervalle des scores pour la notation Aa1. Une fois cette étape terminée, le modèle est maintenant complété. Nous pouvons donc accorder une note de crédit avec un score donné. Par exemple, une institution financière ayant un score de 0.0015 sera noté A2.

Tableau 4.17 : Probabilités de défaut des classes de notation du modèle

Notation	Borne inférieure	Borne supérieure	Taux de défaut cible	Probabilité de défaut du modèle	Écart Absolu
Aaa	0,0000	0,0007	0,0124%	0,0047%	0,0077%
Aa1	0,0007	0,0008	0,0180%	0,0178%	0,0002%
Aa2	0,0008	0,0010	0,0262%	0,0262%	0,0000%
Aa3	0,0010	0,0012	0,0382%	0,0382%	0,0000%
A1	0,0012	0,0014	0,0557%	0,0554%	0,0003%
A2	0,0014	0,0017	0,0811%	0,0815%	0,0003%
A3	0,0017	0,0021	0,118%	0,118%	0,0000%
Baa1	0,0021	0,0026	0,172%	0,174%	0,0014%
Baa2	0,0026	0,0032	0,251%	0,251%	0,0002%
Baa3	0,0032	0,0042	0,365%	0,365%	0,0005%
Ba1	0,0042	0,0053	0,532%	0,536%	0,0031%
Ba2	0,0053	0,0071	0,776%	0,773%	0,0030%
Ba3	0,0071	0,0097	1,130%	1,133%	0,0028%
B1	0,0097	0,0136	1,646%	1,667%	0,0205%
B2	0,0136	0,0183	2,398%	2,376%	0,0223%
B3	0,0183	0,0293	3,494%	3,528%	0,0341%
Caa1	0,0293	0,0478	5,090%	5,223%	0,133%
Caa2	0,0478	0,0768	7,416%	7,795%	0,379%
Caa3	0,0768	0,1320	10,80%	10,81%	0,007%
Ca	0,1320	1,0000	15,74%	18,67%	2,927%

Graphique 4.18 : Optimisation des classes de notation



4.4. Résultats de la validation du modèle

La première analyse effectuée pour vérifier la validité du modèle est une analyse de sensibilité. Celle-ci consiste à étudier le comportement du modèle en fonction des variables. La première étape est de déterminer la notation de l'entité type. Pour chaque variable, la moyenne de l'échantillon est calculée. Ces moyennes constituent les valeurs des variables de l'entité type. Pour l'échantillon de calibration, l'entité type possède une cote de A3. Ensuite, une variation d'un écart type est appliquée à chaque variable et la notation est recalculée. Le tableau 4.19 montrent ces notations.

Tableau 4.19 : Sensibilité du modèle à partir de l'entité type (A3)

	Return on Assets	Marketable Securities to Assets	90-Day Stock Volatility	90-Day Stock Log-Return
Notation à la suite d'une augmentation d'un écart type de la variable	A1 (+2)	Baa2 (-2)	Baa2 (-2)	A2 (+1)
Notation à la suite d'une diminution d'un écart type de la variable	Baa3 (-3)	A2 (+1)	A1 (+2)	Baa1 (-1)

Le modèle réagit bien aux variations des variables. Il n'est pas trop sensible, il aura donc une certaine stabilité. Également, le résultat final n'est pas linéaire, une variation à la hausse n'aura pas nécessairement la même ampleur (en valeur absolue) que la variation à la baisse de chaque variable explicative.

Pour étudier le comportement du modèle à tous les niveaux de notation, le nombre d'écart types nécessaires pour changer de classe a été calculé pour chaque notation. Les notations initiales correspondent aux scores situés au centre des classes. Le tableau 4.20 présentent ces écart types. Les changements de notation nécessitant un nombre plus élevé d'écart types sont une dégradation de Aaa à Aa1 et une augmentation de Ca-C à Caa3, ce qui ne pose pas de problème puisque ce sont les notations aux extrémités. Également, le nombre d'écart types nécessaires augmente plus la notation est basse.

Tableau 4.20 : Sensibilité du modèle selon les notations

Notation	Return on Assets		Marketable Securities to Assets		90-Day Stock Volatility		90-Day Stock Log-Return	
	Nb d'écart type pour une amélioration de cote	Nb d'écart type pour une dégradation de cote	Nb d'écart type pour une amélioration de cote	Nb d'écart type pour une dégradation de cote	Nb d'écart type pour une amélioration de cote	Nb d'écart type pour une dégradation de cote	Nb d'écart type pour une amélioration de cote	Nb d'écart type pour une dégradation de cote
Aaa	--	-1,29	--	1,95	--	1,70	--	-3,02
Aa1	0,14	-0,13	-0,22	0,20	-0,19	0,18	0,34	-0,31
Aa2	0,16	-0,15	-0,24	0,22	-0,21	0,19	0,37	-0,34
Aa3	0,18	-0,16	-0,27	0,24	-0,23	0,21	0,41	-0,38
A1	0,17	-0,16	-0,26	0,24	-0,22	0,20	0,40	-0,36
A2	0,20	-0,18	-0,31	0,28	-0,27	0,24	0,48	-0,43
A3	0,19	-0,17	-0,29	0,26	-0,25	0,23	0,45	-0,41
Baa1	0,22	-0,20	-0,34	0,30	-0,30	0,26	0,53	-0,47
Baa2	0,20	-0,18	-0,30	0,27	-0,26	0,24	0,47	-0,43
Baa3	0,27	-0,23	-0,40	0,35	-0,35	0,31	0,62	-0,55
Ba1	0,22	-0,20	-0,34	0,30	-0,29	0,26	0,52	-0,47
Ba2	0,29	-0,25	-0,44	0,38	-0,38	0,33	0,68	-0,59
Ba3	0,31	-0,27	-0,48	0,41	-0,41	0,35	0,74	-0,63
B1	0,35	-0,30	-0,53	0,45	-0,46	0,39	0,82	-0,69
B2	0,30	-0,26	-0,45	0,39	-0,39	0,34	0,70	-0,61
B3	0,50	-0,40	-0,76	0,60	-0,66	0,52	1,17	-0,93
Caa1	0,53	-0,42	-0,80	0,63	-0,69	0,55	1,24	-0,98
Caa2	0,52	-0,42	-0,79	0,63	-0,68	0,55	1,22	-0,98
Caa3	0,63	-0,49	-0,95	0,75	-0,83	0,65	1,47	-1,16
Ca-C	4,00	--	-6,05	--	-5,25	--	9,37	--

Par après, une analyse de migration a été réalisée. Le tableau 4.21 présente les variations des notations des entités pour chaque année entre 1998 et 2010. Par exemple pour l'année 1998, le nombre d'augmentations correspond au nombre d'entités ayant une notation plus élevée en 1999 qu'en 1998 à la même date. 331 entités ont été étudiées, soient celles dont les données étaient disponibles pour toute la période 1998-2011. L'intensité des changements et les notations moyennes initiales et finales (1 désigne la meilleure notation Aaa et 20 désigne la notation la plus risquée Ca-C) sont également indiquées dans le tableau. Les années 2007 et 2008 sont celles comportant le plus de baisses de notation en raison de la crise économique. L'année suivante, lors de la reprise, le nombre d'améliorations de notation dépasse le nombre de baisses, ce qui correspond au résultat attendu. De plus, il est intéressant de remarquer que l'année 2006 comporte également un taux de dégradation élevé.

Tableau 4.21 : Migrations de crédit par années de 1998 à 2010

Année	Amélioration de la notation	Baisse de la notation	Aucune variation de la notation	Intensité des améliorations	Intensité des baisses	Notation moyenne initiale	Notation moyenne finale
1998	73	180	78	2,19	-2,24	7,05	7,78
1999	146	107	78	1,95	-1,99	7,78	7,56
2000	170	82	79	2,14	-2,41	7,56	7,07
2001	116	116	99	1,87	-2,48	7,07	7,28
2002	98	141	92	2,31	-1,87	7,28	7,40
2003	187	53	91	2,31	-1,68	7,40	6,36
2004	125	85	121	1,62	-1,65	6,36	6,17
2005	106	100	125	1,61	-1,58	6,17	6,13
2006	87	138	106	1,74	-2,07	6,13	6,54
2007	25	275	31	1,92	-3,15	6,54	9,01
2008	89	212	30	3,46	-4,35	9,01	10,86
2009	260	27	44	3,92	-2,00	10,86	7,95
2010	143	108	80	1,94	-1,69	7,95	7,66

Le tableau 4.22 montre les fréquences des entités ayant gardé la même notation entre le début et la fin de l'année pour la période 1998-2011. Il est à noter qu'un changement de notation dans ce cas-ci correspond à un déplacement entre les notations Aaa, Aa, A, Baa, Ba, B et Caa-C, puisque les données de Moody's ne sont disponibles que pour ces notations. Le modèle réagit plus fréquemment que les notations de Moody's, ce qui est le résultat attendu.

Tableau 4.22 : Fréquences annuelles des entités ayant gardé leur notation pour la période 1998-2010

Notation	Modèle interne	Statistiques de Moody's
Aaa	59,44%	89,45%
Aa	42,68%	90,33%
A	64,86%	89,27%
Baa	43,10%	84,34%
Ba	31,73%	79,53%
B	13,82%	75,72%
Caa-C	20,00%	57,79%

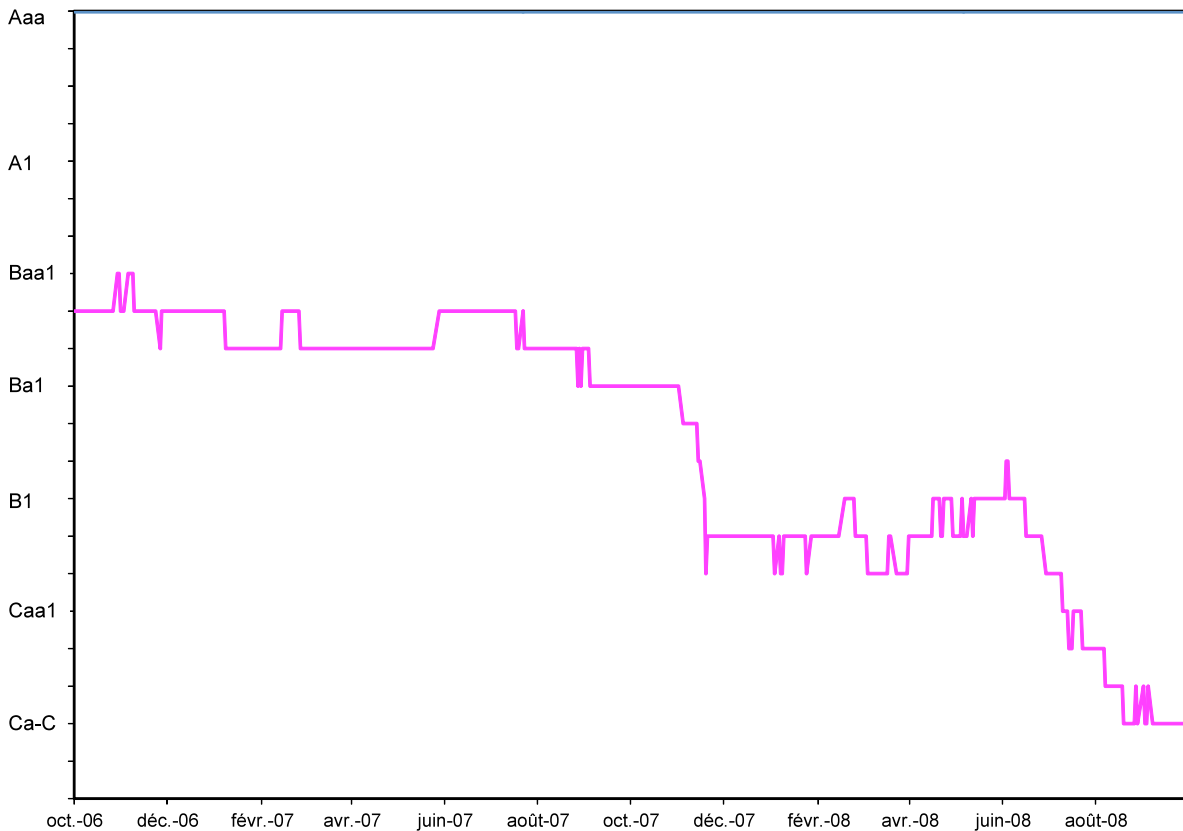
Deux études de cas ont également été réalisées, une sur la Federal National Mortgage Association, aussi connue sous le nom de Fannie Mae, et l'autre sur la Banque Royale du Canada.

Durant la crise financière de 2007-2008, Fannie Mae a connu des pertes importantes dues à sa forte participation dans le marché des *subprimes*. La compagnie n'était pas certaine d'être en mesure d'emprunter du nouveau capital pour assurer sa liquidité et sa solvabilité. Le 6 septembre 2008, craignant que Fannie Mae déclare faillite et ait un important impact négatif sur l'économie, le gouvernement américain a décidé d'intervenir et de renflouer la compagnie.

Le graphique 4.23 montre la notation accordée à Fannie Mae par le modèle Logit pour les deux années précédant son défaut. La détérioration financière de la compagnie est évidente. En effet, la notation passe de Ba1 à Ca-C de novembre 2007 à août 2008. Un mois avant le défaut, le modèle cote Fannie Mae Caa3.

Moody's accorde à Fannie Mae la cote de Aaa étant donné le support du gouvernement américain pris en compte dans ses critères de notation. Le cas de Fannie Mae est particulier, c'est une compagnie cotée à la bourse disposant de privilèges au niveau de la réglementation étant anciennement une agence du gouvernement fédéral américain (avant qu'elle soit cotée en bourse).

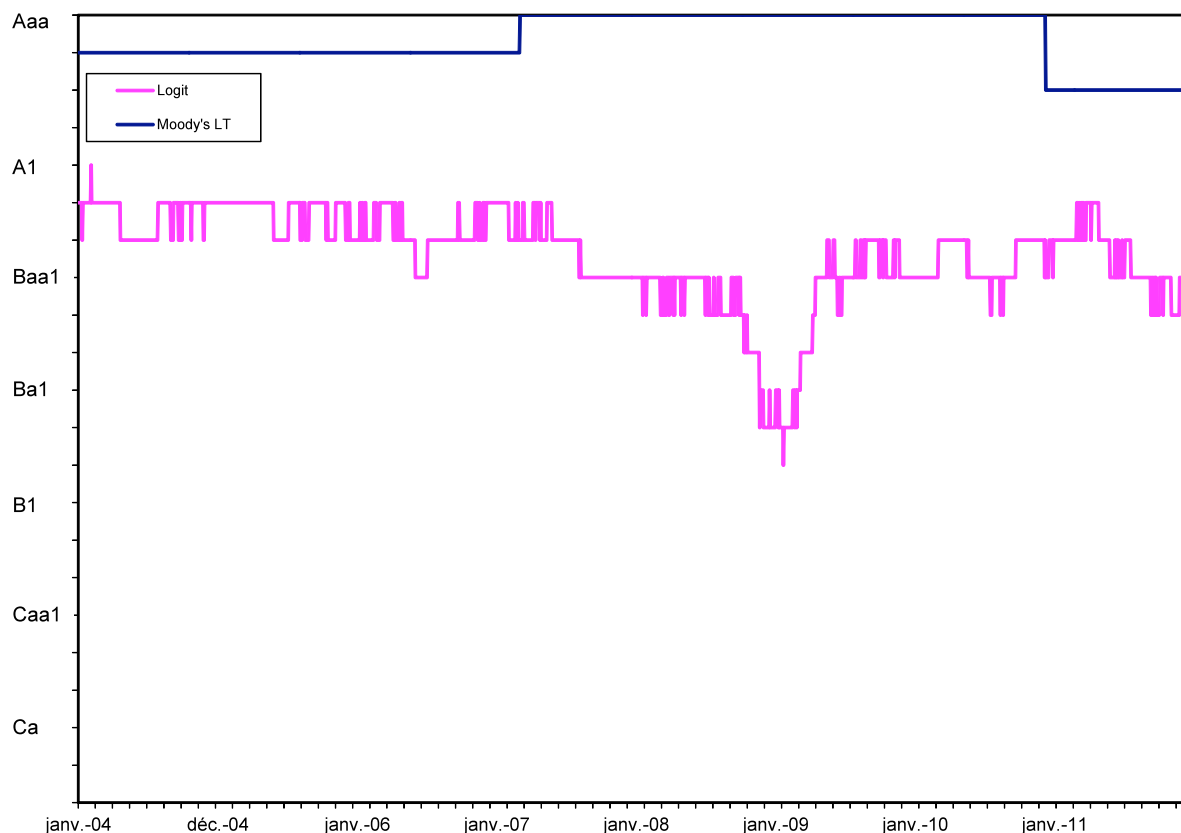
Graphique 4.23 : Notation attribuée à Fannie Mae par le modèle du 2 octobre 2006 au 30 septembre 2008



La deuxième institution financière étudiée est la Banque Royale du Canada. Le graphique 4.24 présente la notation accordée à la Banque Royale par le modèle. À la fin 2008 et au début 2009, la banque est plus à risque que pendant le reste de la période, subissant les effets de la crise financière. Le reste de la période, la notation est stable. Il est à noter que la notation est plus sévère que celle de Moody's. Par contre, les notations dérivées du marché (à partir des *spreads* des obligations et des *credit-default-swaps*) sont également plus sévères que celle de Moody's³. On remarque aussi que la notation accordée par le modèle Logit change plus fréquemment que celle de Moody's. Comme mentionné précédemment, c'est le résultat attendu du modèle.

³ Les notations dérivées des *spreads* d'obligations et de *credit-default-swaps* sont disponibles sur le site de Moody's avec un compte payant

Graphique 4.24 : Notation attribuée à la Banque Royale du Canada par le modèle du 2 janvier 2004 au 30 décembre 2011



5. Conclusion

L'objectif de ce projet était de développer un modèle Logit accordant des notations de crédit aux institutions financières. Cet objectif a été accompli en trois phases, soit en réalisant une régression logistique avec deux variables comptables (Rendement des actifs et Titres négociables sur actifs) et deux variables de marché (Volatilité et Log-rendement de l'action sur les 90 derniers jours), en calibrant le modèle afin d'obtenir des probabilités de défaut à partir des scores de la régression logistique et en établissant une correspondance entre ces probabilités et l'échelle de notation de Moody's. Pour ce faire, un échantillon de 12 081 observations d'institutions financières, dont 54 d'entreprises réputées en défaut, provenant de la base de données de Bloomberg a été construit. Des tests et analyses ont également été réalisés pour valider les résultats obtenus. Le modèle permet donc d'accorder des notations de crédit aux institutions financières à partir de leurs quatre variables explicatives. Ces notations donnent une indication du risque de défaut de ces entreprises.

Les agences émettent des notations à long terme qu'elles tardent à réviser. Tandis que le modèle est mis à jour à tous les jours de bourse selon les données de marché. Conséquemment, le modèle peut servir d'outil complémentaire à l'analyse du risque de contrepartie d'institutions financières.

Les institutions financières sont un type particulier d'entreprises. En effet, leurs taux de capitalisation sont beaucoup plus faibles que les autres entreprises à cause de leurs activités financières. Il serait intéressant d'appliquer le modèle de Merton ainsi que le *Down-and-out European Call option model* introduit par Brockman et Turtle (2003) à ces dernières. Des modèles hybrides faisant intervenir ces deux modèles et des variables comptables pourraient également être développés. Il serait ensuite possible de vérifier lequel de ces modèles possède le pouvoir prédictif le plus élevé.

Dans le même cadre d'idée, les probabilités de défaut des institutions financières pourraient être extraites des taux d'obligations et des taux de *credit-default-swaps*. Ceci permettrait de déterminer comment le marché évalue le risque de défaut des institutions financières et offrirait une comparaison au modèle Logit et aux notations des agences.

Annexe A: Échantillon d'institutions financières en défaut

No.	Nom de l'entreprise	Pays d'origine	Secteur	Année du défaut	Actifs
1	Credit Organization Of SME Co Ltd	JAPAN	Diversified Finan Serv	2011	97
2	MF Global Holdings Ltd	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2011	40 542
3	Bankas Snoras AB	LITHUANIA	Banks	2011	4 282
4	Amcore Financial Inc	UNITED STATES	Banks	2010	3 777
5	Midwest Banc Holdings Inc	UNITED STATES	Banks	2010	3 436
6	Takefuji Corp	JAPAN	Diversified Finan Serv	2010	7 352
7	AmericanWest Bancorp	UNITED STATES	Banks	2010	1 656
8	SFCG Co Ltd	JAPAN	Diversified Finan Serv	2009	6 936
9	Roskilde Bank	DENMARK	Banks	2009	5 504
10	Pacific Holdings Co	JAPAN	Diversified Finan Serv	2009	2 822
11	Colonial BancGroup Inc/The	UNITED STATES	Banks	2009	25 816
12	Van der Moolen Holding NV	NETHERLANDS	Diversified Finan Serv	2009	2 578
13	CIT Group Inc/Old	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2009	80 449
14	Advanta Corp	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2009	3 585
15	Northern Rock Asset Management PLC	BRITAIN	Diversified Finan Serv	2008	216 751
16	REICOF Co Ltd	JAPAN	Diversified Finan Serv	2008	244
17	Bear Stearns Cos LLC/The	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2008	395 362
18	Countrywide Financial Corp	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2008	211 730
19	Alliance & Leicester PLC	BRITAIN	Banks	2008	156 544
20	IndyMac Bancorp Inc	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2008	32 734
21	Luminent Mortgage Capital Inc	UNITED STATES	REITS	2008	4 722
22	Federal National Mortgage Association	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2008	879 389
23	Federal Home Loan Mortgage Corp	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2008	794 368
24	Merrill Lynch & Co Inc	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2008	1 020 050
25	Lehman Brothers Holdings Inc	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2008	691 063
26	HBOS PLC	BRITAIN	Banks	2008	1 322 495
27	Washington Mutual Inc	UNITED STATES	Savings&Loans	2008	327 913
28	Bradford & Bingley PLC	BRITAIN	Banks	2008	103 070
29	Dexia SA	BELGIUM	Banks	2008	881 636
30	Wachovia Corp	UNITED STATES	Banks	2008	782 896
31	Glitnir Banki HF	ICELAND	Banks	2008	46 927
32	Commerce Bancorp Inc/NJ	UNITED STATES	Banks	2008	49 256
33	Allco Finance Group Ltd	AUSTRALIA	Diversified Finan Serv	2008	7 156
34	Downey Financial Corp	UNITED STATES	Savings&Loans	2008	13 409
35	Kaupthing Bank Hf	ICELAND	Diversified Finan Serv	2008	85 095
36	Landsbanki Islands HF	ICELAND	Banks	2008	48 656
37	HomeBanc Corp/GA	UNITED STATES	REITS	2007	6 823
38	Credia Co Ltd	JAPAN	Diversified Finan Serv	2007	1 003
39	Netbank Inc	UNITED STATES	Internet	2007	3 687
40	Delta Financial Corp	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2007	6 589
41	Stockwalk Group Inc	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2002	984
42	Imperial Credit Industries Inc	UNITED STATES	Banks	2002	1 543
43	Amresco Inc	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2001	715
44	FINOVA Group Inc/The	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	2001	12 089
45	Wilshire Financial Services Group/Old	UNITED STATES	Savings&Loans	1999	1 084
46	MFN Financial Corp	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	1998	979
47	Southern Pacific Funding Corp	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	1998	589
48	Cityscape Financial Corp	UNITED STATES	Diversified Finan Serv	1998	399
49	Hokkaido Takushoku Bank	JAPAN	Banks	1997	73 446
50	General Finance & Securities PCL	THAILAND	Diversified Finan Serv	1997	2 521
51	Finance One	THAILAND	Diversified Finan Serv	1997	5 399
52	Cmic Finance And Securites	THAILAND	Diversified Finan Serv	1997	2 604
53	Prime Finance & Securities	THAILAND	Diversified Finan Serv	1997	641
54	Dynamic Eastern Finance	THAILAND	Diversified Finan Serv	1997	623

*Actifs en millions de dollars US

Annexe B: Moyennes et écarts types de l'échantillon de calibration avant et après *bootstrap*

		Return on Assets	Marketable Securities to Assets	90-Day Stock Volatility	90-Day Stock Log-Return
Moyenne	<i>Avant bootstrap</i>	0,0117	0,1638	0,4018	0,0151
	<i>Après bootstrap</i>	0,0119	0,1624	0,4015	0,0159
Écart type	<i>Avant bootstrap</i>	0,0270	0,1742	0,2762	0,2131
	<i>Après bootstrap</i>	0,0272	0,1729	0,2788	0,2131

Bibliographie

Brockman, P., H.J. Turtle, 2003. *A Barrier Option Framework for Corporate Security Valuation*, Journal of Financial Economics, vol. 67.

Dionne, G., S. Laajimi, S. Mejri, M. Petrescu, 2008. *Estimation of the Default Risk of Publicly Traded Companies: Evidence from Canadian data*. Revue canadienne des sciences de l'administration, vol. 25.

Dionne, G., S. Laajimi, 2012. *On the determinants of the Implied Default Barrier*. Journal of Empirical Finance, vol. 19.

Hosmer, D.W., S. Lemeshow, 2000. *Applied Logistic Regression*, Wiley, 2e édition, New York.

Neagu, R., S. Keenan, K. Chalermkraivuth, 2009. *Internal credit rating systems: methodology and economic value*. The Journal of Risk Model Validation, vol. 3.

Petrescu, M., 2007. *Évaluation des risques des prêts bancaires*. Mémoire de maîtrise, HEC Montréal.

Defaults and Recoveries for Financial Institution Debt Issuers, 1983-2010. 10 février 2011, Moody's Investor Service.