

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

MODÈLES DE RISQUE DE CRÉDIT À LA CONSOMMATION : ÉTUDE DU RÔLE DE
L'ÉCONOMIE DANS LA PROBABILITÉ DE DÉFAUT

MÉMOIRE
PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIQUE

PAR
JAVIER BRAILOVSKY

DÉCEMBRE 2008

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Je tiens d'abord à remercier mon directeur de mémoire, Monsieur Douglas Hodgson, professeur au département des sciences économiques de l'Université du Québec à Montréal, d'avoir supervisé mes travaux de recherche. Je tiens aussi à souligner et à remercier la contribution de la Fédération des caisses Desjardins du Québec qui a rendu possible les analyses empiriques qui sont présentées dans le présent mémoire. Merci spécialement à Pascale ma conjointe pour son appui tout au long de la maîtrise et salutations à ma famille, et particulièrement à mon père Carlos pour ses encouragements depuis le tout début, et à mon fils Charles pour son inspiration.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES TABLEAUX	v
RESUME	vii
INTRODUCTION	1
CHAPITRE I	
REVUE DE LA LITTÉRATURE	4
1.1 Introduction	4
1.2 Origine des modèles statistiques pour les risques de crédit de détail	5
1.3 Effets sur l'offre de crédit, le prix et le risque	9
1.4 Cadre réglementaire	14
1.5 Critiques à l'utilisation des notations pour l'attribution de prêts	16
1.6 Modélisation des risques de crédit pour un portefeuille de détail	18
1.7 Utilisation de variables macroéconomiques	22
1.8 Conclusion	26
CHAPITRE II	
MODÈLE DE DÉFAUT	28
2.1 Introduction	28
2.2 Hypothèse de travail	28
2.3 Structure du modèle	30
2.4 Définition de l'événement	31
2.5 Caractéristiques individuelles utilisées	32
2.5.1 Caractéristiques du risque de l'emprunteur	32
2.5.2 Caractéristiques du risque transactionnel	33
2.6 Variables macroéconomiques	35
2.7 Forme fonctionnelle du modèle	36

2.8	Tests statistiques	37
2.9	Transformation des variables	39
2.10	Analyses de performance	41
2.10.1	Pouvoir de différenciation	41
2.10.2	Pouvoir de prédiction	43
2.11	Conclusion	44
CHAPITRE III		
RÉSULTATS D'ESTIMATION		
3.1	Introduction	45
3.2	Estimation des paramètres du modèle général	45
3.3	Résultats de l'estimation du modèle général	48
3.4	Estimation des paramètres du modèle avec variables macroéconomiques	49
3.5	Résultats de l'estimation du modèle avec variables macroéconomiques	52
3.6	Capacité des modèles à différencier les populations	53
3.6.1	Différenciation sur l'échantillon de développement	53
3.6.2	Différenciation sur l'échantillon de validation « in-sample »	54
3.6.3	Différenciation sur l'échantillon de validation « out-of-sample »	55
3.7	Capacité des modèles à estimer la probabilité de défaut	56
3.7.1	Test du « Chi-carré » sur l'échantillon de développement	56
3.7.2	Test du « Chi-carré » sur les échantillons de validation	57
3.7.3	Évolution du taux de chômage et de la probabilité de défaut	58
3.8	Conclusion	59
CONCLUSION		
BIBLIOGRAPHIE		
		60
		62

LISTE DES TABLEAUX

Tableau

2.5.1	Caractéristiques du risque de l'emprunteur	33
2.5.2.1	Caractéristiques du prêt	33
2.5.2.2	Caractéristiques de le fiche de crédit	34
2.5.2.3	Caractéristiques du compte d'opération	34
2.6	Variables macroéconomiques	35
2.10.1	Courbe « Cumulative Accuracy Profile » (CAP)	42
3.2.1	Analysis of Effects Eligible for Removal Model 1	45
3.2.2	Analysis of Maximum Likelihood Estimates Model 1	46
3.3.1	Testing Global Null Hypothesis: BETA=0 Model 1	48
3.3.2	Model Fit Statistics Model 1	49
3.4.1	Analysis of Effects Eligible for Removal Model 2	50
3.4.2	Analysis of Maximum Likelihood Estimates Model 2	51
3.5.1	Testing Global Null Hypothesis: BETA=0 Model 2	52
3.5.2	Model Fit Statistics Model 2	53
3.6.1	« AUROC » et « KS » pour l'échantillon de développement	54
3.6.2	« AUROC » et « KS » pour l'échantillon de validation « in-sample »	54
3.6.3	« AUROC » et « KS » pour l'échantillon de validation « out-of-sample »	55
3.6.4	« AUROC » et « KS » pour les clientèles non-membres	55
3.7.1	Test du « Chi-carré » sur l'échantillon de développement	56

3.7.2.1	Test du « Chi-carré » pour les échantillons de validation	57
3.7.2.2	Probabilité de défaut pour la validation « out-of-sample »	57
3.8	Évolution du taux de défaut et du taux de chômage	58

RÉSUMÉ

Cette recherche vise à étudier les modèles de risque de crédit à la consommation et à évaluer les effets des conditions économiques sur la probabilité de défaut des emprunteurs. Dans le cadre des travaux, un modèle empirique élémentaire sera développé et estimé. Il sera tenté de vérifier si l'incorporation de variables macroéconomiques permet d'augmenter la performance du modèle de base.

Une réglementation internationale a vu le jour dans les années quatre-vingt suite à de nombreuses crises bancaires. Une gestion saine et responsable du crédit doit considérer, entre autres, une évaluation adéquate du risque de crédit, et permettre de calculer le capital économique réglementaire qui est requis en fonction du niveau de risque de la banque. Cette pratique a comme objectif d'assurer une stabilité financière et d'éviter des faillites de banques lors de crises de crédit.

L'utilisation des statistiques pour estimer ce type de risque remonte aux années cinquante. Initialement, les modèles étaient utilisés lors des décisions d'octroyer un prêt à un demandeur. Aujourd'hui, ils sont également utilisés pour estimer la probabilité de défaut des portefeuilles de crédit. L'analyse discriminante est la première technique d'estimation qui a été utilisée. Plusieurs autres méthodes sont couramment utilisées depuis. Ces méthodes sont soit paramétriques (régression linéaire, régression logistique, modèle de panel, etc.) ou bien, non paramétriques (arbres de décision, réseaux de neurones, etc.).

Les variables prédictives du risque d'un emprunteur sont bien connues et documentées. Traditionnellement, les modèles utilisaient des caractéristiques individuelles qui évaluent le risque de l'individu (âge, sexe, occupation, revenus, etc.) et le risque transactionnel (historique de crédit, historique bancaire, etc.). De nos jours, les tendances de la recherche dans le domaine consistent à ajouter des dimensions économiques qui permettent d'évaluer le risque inhérent au marché et ainsi mieux anticiper la probabilité de défaut.

Une régression logistique sera employée pour estimer le modèle. Des variables microéconomiques d'emprunteurs seront utilisées pour estimer la composante individuelle du risque, alors que des variables macroéconomiques régionales et nationales seront utilisées pour représenter le risque inhérent aux conditions du marché.

Les résultats obtenus ont démontré que l'ajout de variables macroéconomiques au modèle permettait de mieux représenter l'événement de défaut. La capacité du modèle à différencier les types d'emprunteurs ainsi que son pouvoir à prédire l'événement de défaut ont aussi été améliorés quoique faiblement.

Mots-clés : crédit à la consommation, risque de crédit, régression logistique

INTRODUCTION

Le secteur financier joue un rôle important dans l'économie où il sert d'intermédiaire entre l'épargne, la consommation, l'investissement et la production (Bofondi et Lotti, 2006). Nous remarquons que des crises financières se sont produites à répétition depuis les années soixante-dix et que leur nombre n'a cessé d'augmenter. Nous n'avons qu'à penser aux États-Unis récemment, mais aussi à l'Argentine (2001), à la Russie (1999), à l'Asie du sud/est (1997) et au Mexique (1994) pour n'en nommer que quelques-unes.

Ces chocs ont des effets dévastateurs sur l'économie des pays touchés et particulièrement sur la pauvreté. Les causes de ces perturbations sont complexes et comme le font remarquer Boyer, Dehove et Plihon (2004), chaque crise financière est unique parce qu'elle se réalise dans un contexte différent. Elles partagent toutes néanmoins certains fondements. Dans la plupart des cas, un emballement du crédit se propage aux marchés boursiers, des changes et immobiliers.

Les crises financières et particulièrement les crises bancaires ne surviennent pas uniquement dans les pays en développement. Nous avons vu dernièrement des faillites de banques dans des pays comme l'Allemagne, les États-Unis et l'Angleterre. Nous avons aussi noté que certaines crises se sont propagées au niveau international. La libéralisation et l'intégration des marchés financiers ne sont pas étrangères à cet effet. Les changements dans les environnements législatifs nationaux et internationaux du secteur bancaire ont modifié l'environnement concurrentiel et ouvert les marchés.

Combinés à une croissance de la consommation, ces changements ont stimulé l'innovation financière et l'apparition de produits de crédit diversifiés. L'augmentation de la concurrence entre banques favorise l'octroi de prêts plus risqués et le développement d'instruments financiers complexes qui transfèrent le risque à des tiers. Ce contexte encourage l'utilisation d'une quantité de fonds propres plus faibles. Une réserve monétaire faible ne peut pas

nécessairement couvrir les pertes sur prêts additionnelles non planifiées surtout si elles sont importantes. De ce problème peut d'ailleurs en découler un autre qui consiste à créer un climat de méfiance envers la banque qui aura de la difficulté à obtenir de nouvelles liquidités.

Les crises bancaires se caractérisent d'ailleurs par un problème de capitalisation et de liquidités. Elles mettent à risque les dépôts des épargnants et les capitaux des actionnaires. Elles favorisent la propagation de l'onde de choc à d'autres marchés et un resserrement de l'offre de crédit s'en suit généralement. C'est pourquoi d'ailleurs que lors de crises bancaires majeures, il n'est pas rare de voir des plans de renflouement des gouvernements afin d'éviter des crises de liquidités et des faillites de banques.

Des normes internationales ont été adoptées récemment pour réglementer les pratiques de l'industrie bancaire. Cette normalisation a comme objectif de garantir une concurrence loyale entre banques et d'assurer une saine gestion du risque de crédit pour favoriser une stabilité financière et diminuer le risque de crises bancaires.

C'est dans ce champ d'intérêt que s'inscrit le présent mémoire. Le travail de recherche qui est entrepris consiste à étudier l'évolution et les avantages escomptés de la modélisation du risque de crédit. Dans le cadre des travaux, un modèle empirique sera développé pour un portefeuille de prêts à la consommation d'une institution financière. Les avancées des dernières années en matière de recherche consistent à évaluer les répercussions des conditions économiques sur la probabilité de défaut des emprunteurs. Dans cet esprit, le modèle qui sera développé intégrera des variables macroéconomiques afin de déterminer si elles apportent un pouvoir prédictif additionnel.

L'approche qui est retenue consiste à étudier un modèle d'octroi de nouveaux prêts. Cette approche est privilégiée tout en étant conscient que divers facteurs survenant après l'octroi du crédit ont une influence sur l'événement de défaut. L'objectif de la recherche consiste à déterminer si les conditions économiques au moment de l'autorisation du prêt peuvent aider en quelque sorte à expliquer la probabilité de défaut futur.

Le chapitre I fera un survol de la littérature pertinente sur le sujet. Dans ce chapitre, nous discuterons de l'origine et de l'évolution des modèles de risque de crédit. Nous discuterons aussi des effets de la diffusion de cette innovation sur la productivité, l'offre, le prix et le risque des banques. Nous aborderons brièvement la réforme des capitaux réglementaires des Accords de Bâle II et de ses effets sur les pratiques des institutions financières. Nous présenterons également quelques critiques à l'égard de l'utilisation des modèles lors de l'attribution du crédit. Nous dévoilerons par ailleurs les principales méthodes de modélisation qui sont couramment utilisées et finalement, nous décrirons les derniers avancements en ce qui a trait à l'utilisation de variables macroéconomiques dans les modèles de risque de crédit.

Le chapitre II présentera les deux modèles de défaut qui seront évalués et comparés empiriquement. Dans ce chapitre, nous présenterons l'hypothèse de travail qui consiste à déterminer si l'ajout de variables macroéconomiques permet d'augmenter la performance du modèle général. Nous décrirons la structure des modèles, la définition de défaut qui a été retenue, les caractéristiques des emprunteurs et les variables macroéconomiques qui seront utilisées pour modéliser le risque. Nous y discuterons aussi de la forme fonctionnelle et des tests statistiques qui seront utilisés pour valider les modèles. Finalement, nous y aborderons la notion de transformation des variables et d'analyse de performance en termes de capacité à différencier les emprunteurs, et de pouvoir à prédire l'événement de défaut.

Le chapitre III présentera les résultats d'estimation. Nous y discuterons des valeurs obtenues pour les paramètres des diverses variables retenues. Nous dévoilerons les résultats des tests statistiques réalisés pour valider les modèles comme également ceux utilisés pour évaluer le pouvoir de différenciation et de prédiction. Pour terminer, nous conclurons la recherche en faisant un retour sur l'objectif du mémoire, les résultats obtenus et la démonstration de l'hypothèse de travail.

CHAPITRE I

REVUE DE LA LITTÉRATURE

1.1 Introduction

Divers articles de recherche et ouvrages ont été publiés au fil des ans sur les systèmes de notation des risques de crédit et les modèles statistiques qui les composent. La documentation répertoriée est variée et aborde les modèles de risque de crédit sous différents aspects. Cette documentation a contribué à situer le sujet de recherche et à déterminer les objectifs de travail pour le développement du modèle de risque qui sera présenté dans le chapitre II. La revue littéraire se limite à présenter l'origine et l'évolution des modèles au fil du temps, en mettant l'accent sur divers aspects économiques tels que l'offre de crédit, le prix et la productivité, mais aussi sur d'autres telles la sélection adverse, la modélisation des risques et l'utilisation de variables macroéconomiques.

La revue de la littérature a été répartie en sept sections afin d'en faciliter la synthèse et la présentation. La première section décrit l'origine et l'évolution des modèles et systèmes au fil du temps. La deuxième traite des effets de la diffusion de cette innovation sur la productivité, l'offre, le prix et le risque des banques. La troisième section aborde la réforme des capitaux réglementaires de l'Accord de Bâle II et de ses effets sur les pratiques d'octroi et d'évaluation des risques de crédit des institutions financières. Dans la quatrième section, il y est discuté de certaines critiques à l'égard de l'utilisation des modèles de notation lors de l'attribution du crédit. La cinquième section survole les méthodes de modélisation des risques de crédit qui sont couramment utilisées. Finalement, la septième section aborde l'utilisation de variables macroéconomiques dans les modèles et de certaines approches répertoriées.

Les répercussions des conditions économiques sur la probabilité de défaut des emprunteurs ne sont pas très bien connues. Peu de théorie économique existe sur l'utilisation de variables macroéconomiques dans les modèles de risque de crédit à la consommation. Le sujet intéresse plusieurs chercheurs et différentes approches sont proposées.

1.2 Origine des modèles statistiques pour les risques de crédit de détail

Pour débiter la revue de la littérature, il faut mentionner Thomas (2003) qui fait référence à Lewis (1992) qui retrace les premières utilisations du crédit au temps des Babyloniens il y a trois mille ans. Thomas (2003) poursuit en nous informant que le crédit à la consommation de masse tel que nous le connaissons aujourd'hui date seulement des cinquante dernières années. L'auteur nous mentionne que : « Vers les années 1920, Henry Ford et A. P. Sloan ont reconnu que ce n'était pas suffisant de fabriquer des produits tels que des voitures, pour la consommation de masse, mais qu'il fallait aussi développer des façons de financer ces achats. » (p. 1) Ce fut le coup d'envoi pour le développement des compagnies de finance aux États-Unis au début du XXe siècle et à celui des cartes de crédit plus tard dans les années soixante.

Thomas (2000) nous fait remarquer que depuis les trente dernières années, l'importance de l'évaluation des risques financiers a contribué à la croissance de l'utilisation des statistiques et des modèles de probabilité. Il nous mentionne que lorsqu'on pense au risque financier, on se réfère aux portefeuilles d'actions, obligations et autres actifs du genre. Cependant, il existe la catégorie du crédit à la consommation qui est moins connue et dont l'évaluation du risque est tout aussi importante. Le crédit sous forme de prêts de détail peut être regroupé et former un actif financier. L'évaluation du risque de cet actif s'effectue à l'aide de diverses approches statistiques qui seront décrites dans la présente recherche.

La première méthode à avoir vu le jour, et qui est encore couramment utilisée aujourd'hui, est l'analyse discriminante. Thomas (2000) nous apprend que l'origine de cette forme d'analyse remonte aux années trente : « Cette idée de différencier des groupes à l'intérieur d'une population a été introduite dans les statistiques par Fisher (1936). » (p. 151) Cette première application avait lieu en sciences naturelles. Elle permit de différencier deux variétés d'iris comme également de différencier l'origine de crânes distincts en comparant les tailles physiques respectives. Il nous révèle aussi que : « David Duran (1941) a été le premier à reconnaître que ces mêmes techniques pouvaient être utilisées pour différencier les bons des mauvais prêts. » (p. 151)

Schreiner (2000) résume bien l'approche. Il nous mentionne qu'il est possible d'anticiper la performance future de prêts en se basant sur des caractéristiques prédictives, et en l'estimant à partir de la performance passée de prêts dont les caractéristiques sont similaires.

Thomas (2000) explique que les débuts de l'automatisation des décisions de crédit remontent à l'époque de la deuxième guerre mondiale. Alors que les analystes de crédit étaient appelés au service militaire, le manque de main-d'œuvre spécialisée obligea les firmes à automatiser les règles de décision humaine sous forme de systèmes experts. Au début des années cinquante, le groupement de ces systèmes et des techniques d'analyse discriminante est à l'origine de l'utilisation des notations des risques dans les attributions des prêts. C'est par ailleurs l'avènement des cartes de crédit à la fin des années soixante qui a fait réaliser aux émetteurs l'importance des notations puisque sans elles, il aurait été impossible d'automatiser les décisions de crédit et de répondre à la demande en terme économique et de main d'œuvre.

L'utilisation de modèles statistiques a été rendue possible grâce à, entre autres, à l'innovation technologique dans l'utilisation et l'échange d'information sur les emprunteurs. Ce volet sera abordé dans la prochaine section.

Thomas (2000) nous révèle également que les méthodes de décision étaient basées traditionnellement sur un jugement mental des 3 « Cs » et même des 5 « Cs » du crédit. Ces critères d'évaluation sont tirés de l'anglais et correspondent aux termes suivants :

- i) « *Character* » : réputation de l'emprunteur.
- ii) « *Capital* » : montant du prêt.
- iii) « *Collateral* » : mise de fonds et valeur marchande versus le prêt.
- iv) « *Capacity* » : capacité à rembourser.
- v) « *Condition* » : conditions du marché.

L'inconsistance dans les décisions de crédit attribuée au jugement humain a également été un facteur déterminant dans le développement des approches statistiques pour l'évaluation des risques de crédit. L'auteur souligne finalement un élément qui nous intéresse particulièrement

dans le cadre de la recherche actuelle. Il mentionne la nécessité d'incorporer dans les modèles une dimension qui capte les changements des conditions économiques puisqu'ils peuvent affecter le risque de l'emprunteur.

Allen, Deong et Saunders (2004) nous font remarquer dans le même ordre d'idées les pratiques traditionnelles : « Historiquement, les banquiers se confiaient aux analystes de crédit et leurs systèmes experts basés sur les 5 « Cs » du crédit [...]. » (p. 734) Les auteurs soulèvent le fait que les systèmes experts traditionnels ne sont pas en mesure de pondérer l'importance relative de chacun des « Cs » lors de l'estimation de la probabilité de défaut. Ils soulèvent par ailleurs que : « Les modèles de notation de crédit sont relativement peu coûteux à implanter et ne souffrent pas de subjectivité ni d'inconsistance comme les systèmes experts. » (p. 736) Un des avantages des modèles de notation des risques est qu'ils sont basés sur des variables statistiquement représentatives et ne souffrent pas de l'inconsistance du jugement humain.

Straka (2000) fait aussi mention des « Cs » du crédit dans son article portant sur les changements de pratique d'évaluation des prêts du secteur hypothécaire au cours des années quatre-vingt-dix. Suite aux succès de l'utilisation de ces modèles pour l'évaluation des cartes de crédit et des prêts à la consommation dans les années soixante-dix et quatre-vingt, il mentionne que l'application de modèles statistiques pour la notation des prêts hypothécaires a littéralement transformé les pratiques de ce marché. Ceci est dû au fait que : « [...] les modèles statistiques d'automatisation des décisions de crédit ne semblent pas être seulement plus rapides mais aussi plus efficaces, consistants, objectifs et précis que les pratiques habituelles de décision du passé. » (p. 208) L'auteur souligne que l'utilisation des notations statistiques, a permis d'évaluer l'ampleur du problème relié au phénomène d'anti-sélection, présent dans la relation principal agent lors d'une demande de crédit : « Les pertes de l'industrie reliées au défaut de paiement ont été réduites et mieux couvertes à l'aide d'une méthode améliorée de dépistage des emprunteurs risqués et de tarification qu'en comparaison aux méthodes d'évaluation manuelle traditionnelles » (p. 217) Ce dernier aspect nous intéresse particulièrement sous un point de vue économique puisqu'une évaluation plus précise de la qualité des emprunteurs permet de mieux provisionner et contrôler l'exposition

au risque et ainsi favoriser une stabilité financière. Autre point d'intérêt, l'auteur mentionne l'importance de faire de la recherche dans le domaine et spécialement sur les répercussions de la situation économique sur les projections du risque. Il suggère aussi de faire du « *stressed testing* » sur les modèles, qui consiste à anticiper les conditions économiques futures, afin d'évaluer l'effet des chocs et cycles économiques sur le risque du portefeuille de crédit. L'objectif de la présente recherche consiste à évaluer les effets des conditions contemporaines du marché lors de la demande de crédit sur la probabilité de défaut futur, l'aspect du « *stressed testing* » ne sera pas abordé.

Le secteur des prêts aux petites et moyennes entreprises a suivi la tendance des autres secteurs d'évaluation du risque de crédit en terme d'utilisation des notations. Akhavein, Frame et White (2005) soulignent : « Pendant que les notations du risque de crédit étaient utilisées depuis un certain temps pour les autorisations de prêts et hypothèques aux particuliers, cette technologie a débuté seulement vers la moitié de la décennie des années quatre-vingt-dix à être utilisée pour les prêts aux entreprises. » (p. 578-579)

Comme le suggère divers auteurs, l'augmentation du nombre de décisions de crédit automatisées par rapport aux décisions humaines tend à démontrer une meilleure performance des modèles statistiques en terme de pouvoir de prédiction du défaut de paiement et de productivité. La diffusion et l'adoption de cette technologie aux divers secteurs d'autorisation du crédit sont des réponses à l'efficacité démontrée de ces modèles au cours des dernières décennies.

En résumé, pour le premier groupe d'articles, nous remarquons qu'il y a eu une adoption rapide de cette innovation financière dans le secteur bancaire au cours des cinquante dernières années. Aujourd'hui, l'utilisation de modèles prédictifs est répandue dans plusieurs activités telles la gestion de portefeuille, la perception et la relation client. La compétitivité du marché du crédit fait en sorte qu'il y a une pression constante sur les coûts. Ces modèles permettent d'augmenter la productivité et de diminuer les délais de traitement.

Une meilleure évaluation du risque a des répercussions sur les quantités offertes et les prix. La prochaine section abordera plus spécifiquement ces aspects qui ont contribué à modifier, au cours des dernières décennies, les pratiques d'octroi et les méthodes d'évaluation des risques de crédit des institutions financières.

1.3 Effets sur l'offre de crédit, le prix et le risque

Pour débiter la revue du deuxième groupe d'articles qui traite des répercussions de cette technologie sur le marché du crédit, Berger (2003) mentionne que : « Des recherches sur les notations du crédit aux États-Unis ont généralement démontré que les notations étaient les meilleurs prédicteurs de la probabilité de paiement [...] (e.g., Avery et al. 2000). » (p. 152) Plus précisément, Avery et al. (2000) mentionnent que leur recherche a permis de trouver que les notations basées sur les historiques de crédit sont des estimateurs très robustes du défaut de paiement et de la délinquance.

Les conclusions des articles de recherche consultés abondent toutes dans la même direction, les modèles statistiques permettent de mieux estimer et prédire le risque de crédit que le jugement humain. Le développement et l'utilisation de ces notations requièrent cependant l'implication de diverses technologies.

Berger (2003) a analysé des progrès technologiques et leurs effets sur l'industrie bancaire. Il remarque qu'en plus d'être un excellent estimateur du risque, les modèles statistiques permettent d'augmenter la productivité des firmes. Dans son article, il cite trois innovations technologiques qui ont eu des répercussions importantes sur les coûts des institutions financières : les paiements électroniques, les services bancaires par Internet et le partage de l'information. L'auteur soulève l'importance du partage de l'information sur les activités de crédit. Il souligne que : « Une analyse à travers différents pays a trouvé que l'offre de crédit des banques était plus élevée et le niveau de défaut était plus faible dans les nations dans lesquelles les prêteurs utilisaient et échangeaient de l'information publique ou bien privée. » (p. 151) L'information publique dont il est question provient des registres où sont répertoriés les poursuites et les jugements contre les individus. L'information privée quant à elle peut

provenir de sources internes des institutions prêteuses ou encore des agences de renseignement qui répertorient l'historique de crédit des emprunteurs. Le constat de l'auteur est intuitif dans le contexte du problème du principal et de l'agent. En présence d'asymétrie d'information, le prêteur sera plus enclin à prêter lorsqu'il détient plus d'information qui lui permette de mieux évaluer le type d'emprunteur auquel il fait face.

L'auteur souligne également : « L'utilisation de l'échange d'information a aussi démontré une amélioration de la disponibilité du crédit dans les nations moins développées (e.g., Klapper and Krauss 2002). » (p. 152) L'information financière permet d'améliorer la performance des modèles statistiques et sert de signal afin de prédire les problèmes futurs reliés au crédit.

Leonard (1996) présente aussi les bienfaits des modèles statistiques pour l'évaluation du risque de crédit. L'auteur va plus loin par rapport à l'importance d'utiliser et d'échanger de l'information. Il soulève le point que les firmes prêteuses auraient avantage à partager de l'information technique sur les modèles et les variables prédictives du risque qui sont utilisées. D'ailleurs au Canada, une association a été mise en place afin de faciliter ces échanges entre spécialistes. Selon l'auteur, l'industrie s'en portera mieux puisqu'il appert que les problèmes et solutions reliés aux modèles d'évaluation des risques sont partagés de tous : « Il va y avoir moins de pertes sur prêt et de radiations puisque les institutions prêteuses prêteront de façon plus responsable. Finalement, comme avec les modèles de détection de la fraude, les économies pourront être passées aux consommateurs sous forme de taux d'intérêt plus faibles ou d'un meilleur service à la clientèle. » (p. 43-44) Cet énoncé est tout de même paradoxal. Il n'est pas certain que les institutions financières prêteront de façon plus responsable dans un marché concurrentiel. L'adoption de modèles statistiques qui permettent d'évaluer plus précisément le risque permet d'adresser des segments d'emprunteurs marginaux qui n'étaient pas desservis jusqu'à présent, et où le risque et les coûts de service sont plus élevés. L'apparition de produits financiers dérivés telle la titrisation des portefeuilles de détail, qui permet de transférer le risque à des tiers, peut aussi favoriser des pratiques plus risquées.

Des recherches récentes ont contribué à évaluer les effets de l'utilisation de ces nouvelles pratiques d'estimation des risques comparativement aux anciennes. Ces études ont été faites dans le secteur des prêts aux petites entreprises où le risque du propriétaire est prédictif de celui de l'entreprise. Berger (2003) comme également Akhavein, Frame et White (2005) ont analysé le risque de défaut des petites entreprises. Ces auteurs arrivent aux mêmes conclusions, soit que le risque du propriétaire est prédictif de celui de la firme dans ce segment et que l'estimation du risque pour les prêts aux petites entreprises est similaire aux approches d'estimation du risque de crédit à la consommation.

Dans cet ordre d'idées, Berger, Frame et Miller (2002) ont analysé les effets de l'adoption des notations des risques sur la disponibilité, le prix et le risque des prêts aux petites entreprises. Ils se penchent sur l'introduction des notations pour l'attribution des prêts dans ce secteur à la fin des années quatre-vingt-dix aux États-Unis. Ils remarquent que l'adoption des notations a eu des effets mixtes différents selon le type de la firme et le profil de l'emprunteur.

Dans leur recherche, les auteurs séparent les emprunteurs en deux groupes, les marginaux (risqués) et les non marginaux (non risqués) afin d'évaluer séparément l'effet de l'utilisation des notations. Pour les non risqués, ils soulèvent le fait que l'adoption des nouvelles méthodes d'évaluation peut avoir trois effets différents sur les coûts et le prix. Le premier effet est relié au traitement des demandes de crédit. Si la productivité augmente et les coûts diminuent, les réductions peuvent être transférées aux emprunteurs sous forme de taux d'intérêt plus faibles. Cet effet dépend cependant du type de la firme. Si la technologie vient remplacer la précédente, les coûts diminuent pour la banque alors que si elle est utilisée en complément, les coûts augmentent.

Le deuxième effet est relié à une réduction des problèmes de sélection adverse et d'aléa moral. Une meilleure évaluation du risque permet d'éliminer les pires emprunteurs et de diminuer les chances qu'un comportement plus risqué se développe une fois le prêt octroyé. La diminution de coûts découlant de cet effet peut également être transférée aux emprunteurs sous forme de taux d'intérêt plus faibles.

Finalement, l'ajout d'information additionnelle dans le processus décisionnel permet de mieux qualifier l'emprunteur. Ainsi, des emprunteurs pourraient se voir attribuer une meilleure ou une pire notation qui représenterait une qualité de risque supérieure ou inférieure à la précédente. Dans le premier cas, le prix diminuerait pour l'emprunteur puisqu'il est considéré comme un risque de meilleure qualité alors que dans le second, le prix augmenterait puisqu'il serait jugé plus risqué. L'effet net escompté par les auteurs pour le groupe des non marginaux est une amélioration de la qualité du risque et une réduction du prix. Il n'y a pas nécessairement d'augmentation de l'offre puisque cette clientèle est déjà desservie.

Pour ce qui est du groupe des marginaux, une diminution des coûts de traitement peut faire en sorte que des prêts qui étaient jugés non rentables par le passé le deviennent maintenant. Également, un meilleur modèle d'évaluation du risque qui prend en considération plus d'information fait en sorte que des clientèles qui étaient refusées par le passé pourraient maintenant être acceptées puisque des informations différentes sont prises en compte. Une évaluation plus précise du risque fait en sorte que les emprunteurs plus risqués se verront attribuer un prix plus élevé considérant les coûts de traitement, de suivi et le risque plus élevés qu'ils représentent. L'effet net fait en sorte qu'il y aura une augmentation de l'offre, du prix et du risque pour ce groupe d'emprunteurs.

Berger (2003) mentionne que la croissance de l'offre et du risque provient principalement des banques qui ont adopté les notations de crédit comme méthode d'évaluation alors que celles, où son utilisation est utilisée en complément, ont plutôt vu une augmentation des coûts et une amélioration de l'évaluation du risque. Il mentionne aussi que ce sont les grandes banques qui sont les plus propices à adopter cette nouvelle technologie afin de faire des gains en productivité. C'est d'ailleurs conséquent avec Schumpeter (1950) qui souligne que ce sont les grandes firmes qui évoluent sur des marchés concentrés qui sont les premières à adopter des nouvelles technologies qui leur feront bénéficier d'économies d'échelle. Akhavein, Frame et White (2005) ainsi que Bofondi et Lotti (2006) mentionnent également ce fait et trouvent des résultats similaires dans leurs recherches.

Dans leur article version révisée, Berger, Frame et Miller (2005) concluent que suite à l'adoption des notations des risques dans le marché des prêts aux petites entreprises aux États-Unis, l'offre comme aussi le prix et le risque moyens ont augmenté en raison de l'accroissement du crédit à des emprunteurs plus risqués : « Ces résultats sont consistants avec les hypothèses que l'utilisation des systèmes de notation pour les petites entreprises augmente la disponibilité du crédit, premièrement pour des emprunteurs relativement plus risqués qui paient relativement des prix plus élevés pour le crédit. » (p. 220)

Dans leurs travaux, les auteurs n'abordent pas la question des conditions de marché et leur relation avec l'évaluation du risque. Ils terminent cependant en mentionnant des effets adverses qui peuvent découler de problèmes de spécification ou de variables omises dans les modèles. Ils soulignent, par exemple, que l'utilisation d'un modèle en période de récession alors qu'il a été développé avec des données provenant d'une période d'expansion peut créer des erreurs systématiques. Ils notent aussi que ce type de problématique fait déjà l'objet de préoccupations pour les modèles utilisés dans les secteurs des cartes de crédit et des prêts à la consommation où les notations sont utilisées depuis longtemps. Plus récemment, ces problèmes ont aussi été soulevés pour le secteur des hypothèques. Il est donc de l'intérêt des modélisateurs de valider et faire évoluer les modèles en permanence. Le but consiste à s'assurer que les modèles continuent à bien prédire le risque mais aussi à vérifier si l'introduction de variables omises ne pourrait pas améliorer la performance.

Le deuxième groupe d'articles a survolé l'effet de l'utilisation des systèmes de notation des risques dans l'industrie bancaire. Des recherches de divers auteurs ont démontré que l'échange d'information et l'utilisation de modèles statistiques ont permis de faire des gains en productivité et d'évaluer le risque plus précisément. Cette innovation a finalement permis d'augmenter l'offre de crédit et de desservir des clientèles marginales. Les bénéfices tangibles des modèles de risque ont contribué à l'expansion rapide de cette innovation aux différents segments du crédit (crédit à la consommation, hypothèques et plus récemment, prêts aux petites entreprises). En bout de ligne, le prix et le risque ont augmenté puisque ces nouvelles clientèles marginales sont plus chères à desservir et elles représentent un risque de défaut plus élevé.

1.4 Cadre réglementaire

Thomas (2000) nous révèle comment la réglementation a favorisé la diffusion des notations aux États-Unis : « L'événement qui a assuré une acceptation complète des notations des risques de crédit est l'adoption de la loi « *Equal Credit Opportunity Act* » aux États-Unis en 1975 et 1976. » (p. 151) Dans le même ordre d'idées, Straka (2000) mentionne pour le marché des hypothèques : « La ratification du gouvernement sur l'utilisation des notations de crédit, importante pour plusieurs banques, est arrivée lorsque le « *Federal Reserve Board* » a publié ses propres recherches sur la validité statistique de la capacité des notations de crédit à prédire les défauts de paiement sur les prêts hypothécaires (Avery et al. 1996). » (p. 215-216) L'utilisation des notations est devenue une pratique courante dans les activités d'octroi de crédit et sa reconnaissance à un niveau gouvernemental a contribué à sa diffusion et son acceptation, mais également à transformer littéralement le marché du crédit de masse au cours du dernier demi-siècle. L'acceptation complète des notations des risques de crédit a été assurée par l'adoption d'une norme d'évaluation à un niveau international.

Suite à des crises bancaires majeures dans divers pays, un comité de travail a été mandaté pour se pencher sur les solutions possibles pour solidifier la stabilité du système bancaire international. Le *Comité de Bâle sur le contrôle bancaire* (CBCB) a été institué à la fin de 1974. Il rassemble les hauts représentants des autorités de contrôle bancaire et des banques centrales de divers pays (Belgique, Canada, France, Allemagne, Italie, Japon, Luxembourg, Pays-bas, Espagne, Suède, Suisse, Grande-Bretagne et États-Unis). Sans bénéficier de pouvoir supranational, les standards que le comité propose ont été majoritairement adoptés par les pouvoirs gouvernementaux des pays membres à travers les processus démocratiques en place.

En 1988, le CBCB a introduit un ensemble de mesures qui encadrent la gestion du risque et le calcul des fonds propres minimaux requis pour éviter des déséquilibres concurrentiels entre banques internationales. Plus précisément, cette réglementation obligeait dorénavant les banques à détenir des fonds propres d'un niveau équivalant à 8 % au moins du total de leurs actifs pondérés en fonction des risques (CBCB, 2007). Le Comité a mis en place des

dispositifs pour encadrer la gestion des risques à l'aide de pratiques de supervision prudentielle et de normes de discipline de marché. Comme le soulèvent Thoroval et Duchateau (2003), cet accord visait à prévenir les faillites des banques par des normes de fonds propres et limiter les crises sectorielles ou macroéconomiques et ainsi améliorer la stabilité financière.

L'incapacité des débiteurs d'honorer les contrats de prêts est une source de problèmes pour les institutions prêteuses puisque les prêts improductifs ont des répercussions sur le risque, le prix, l'offre et la stabilité du système financier. L'évaluation des risques des portefeuilles de prêts est primordiale. Le CBCB a émis en 2004 une version révisée de son règlement. Il était maintenant permis aux banques, sous certaines conditions, d'utiliser les systèmes de notation internes des risques comme principaux intrants pour évaluer le risque de crédit lors du calcul des fonds propres requis (CBCB, 2004). Les principaux intrants dont il est question sont la probabilité de défaut, la perte en cas de défaut et l'exposition en cas de défaut (CBCB, 2005). Dans la présente recherche, nous nous intéressons uniquement au premier intrant qui est le calcul de la probabilité de défaut.

Comme nous avons pu le constater jusqu'à présent, l'utilisation des systèmes de notation est déjà largement répandue dans les activités d'octroi de crédit. Avec cette réglementation, les mêmes notations des risques peuvent désormais servir d'intrants pour le calcul des capitaux réglementaires. L'amendement mis de l'avant par le CBCB vise de ce fait à mettre en place des standards internationaux pour le calcul du capital économique requis et assurer une saine gestion des risques de crédit. Avec l'adoption de cette norme, il ne fait plus aucun doute que les notations des risques de crédit ont été adoptées et intégrées dans les pratiques d'évaluation des risques de crédit.

Lors de l'amendement de 2004, le CBCB a émis la recommandation suivante pour l'utilisation des notations internes dans le calcul de la probabilité de défaut : « La notation doit représenter l'évaluation par la banque de l'aptitude et de la volonté d'un emprunteur d'honorer son contrat, même dans des conditions économiques défavorables ou en cas d'événements imprévus. [...] La gamme des situations économiques envisageables doit

intégrer la situation du moment et celles qui peuvent se produire pendant la durée d'un cycle économique pour le secteur économique ou la région géographique en question. » (p. 75) Les notations internes doivent donc non seulement prendre en considération le risque relié à l'emprunteur et au prêt, mais aussi évaluer le risque que représente le contexte économique avec son incidence sur la probabilité de défaut du débiteur.

Nous remarquons que le cadre d'utilisation des systèmes de notation des risques a évolué au fil du temps. Les notations, qui étaient initialement utilisées pour augmenter la productivité et mieux évaluer la qualité du risque des emprunteurs lors de la demande de prêt, peuvent aussi être utilisées afin d'estimer le risque des portefeuilles de prêts de détail et évaluer les effets des conditions économiques contemporaines et futures sur la probabilité de défaut.

1.5 Critiques à l'utilisation des notations pour l'attribution de prêts

Les avantages de l'utilisation des notations des risques de crédit sont reconnus aujourd'hui. Tout de même, diverses critiques ont été soulevées quant à leur utilisation dans les activités d'octroi de crédit. La première concerne l'utilisation de caractéristiques qui pourraient s'avérer discriminatoires pour certains individus comme le souligne Capon (1982). En 1976, le « *Equal Credit Opportunity Act* » a été amendé aux États-Unis afin de proscrire l'utilisation dans les systèmes des notation des risques de caractéristiques comme la race, le sexe, le statut matrimonial, l'ethnie, l'âge, la religion et le fait de recevoir des prestations de programmes sociaux.

Dans son article de recherche, Capon (1982) décrit un ensemble d'exemples qui peuvent mener à des pratiques discriminatoires et rendre l'accès au crédit plus difficile pour certains segments de la population. Par exemple, les données qui ont servi à modéliser proviennent des demandeurs de prêts pour lesquels un historique de crédit existe, l'estimation du risque pour des individus qui n'ont pas d'historique de crédit et qui ne répondent pas aux caractéristiques de la population de développement est donc biaisée et peut créer un problème d'anti-sélection pour cette clientèle.

Avery et al. (2000) font des mises en garde lors du développement de modèles statistiques. Ils abordent particulièrement le biais possible dans l'évaluation des risques qui est dû à l'omission des conditions économiques spécifiques à l'emprunteur. Les auteurs soulignent dans leur travail de recherche qu'il existe des problèmes statistiques dans la méthode actuellement utilisée pour le développement des modèles de notation et spécialement pour les notations qui proviennent des agences de renseignement : « En effet, le succès général du pouvoir prédictif présenté dans les études antérieures n'exclut pas l'existence de problèmes statistiques lors du développement et de l'implantation des modèles de notation des risques de crédit qui pourraient mener à une évaluation incorrecte du risque d'un individu. » (p. 525)

Les problèmes que soulèvent Avery et al. (2000) peuvent entraîner des erreurs systématiques dans l'estimation du risque. Ils identifient trois types de problèmes potentiels. Le premier concerne l'omission de variables explicatives qui fait que la fonction d'estimation du risque ne représente pas la fonction réelle et peut donc introduire un biais dans l'estimation. Le deuxième problème entoure l'utilisation des données de l'historique de crédit des individus. Si cet historique est incomplet ou contient des erreurs, un biais est transporté dans l'estimation du modèle. Finalement, le troisième type de problèmes découle des populations de développement par opposition aux populations pour lesquelles le modèle est utilisé. Si un segment de marché a été sous représenté lors du développement du modèle, dans la pratique, la notation pourrait ne pas représenter le risque réel de ces individus.

Comme le soulignent les auteurs, ces problèmes statistiques peuvent avoir des incidences tant économiques que réglementaires. Une évaluation incorrecte du risque des demandeurs de crédit peut avoir des effets sur l'offre de crédit, le risque et le prix. Une surévaluation du risque peut restreindre l'offre de crédit puisque les emprunteurs sont jugés plus risqués qu'ils ne le sont en réalité. Cette surestimation peut aussi engendrer un prix plus élevé puisque les emprunteurs sont évalués comme étant plus risqués. Dans le cas contraire, une sous-évaluation ferait en sorte que les prêts seraient plus risqués qu'ils ne le sont en réalité et un prix moins élevé pourrait être demandé. Comme le font remarquer les auteurs, cet état de fait peut avoir des conséquences réglementaires : « D'un point de vue réglementaire, les effets cumulés de ces biais potentiels peuvent soulever des questions sur l'adéquation des

provisions pour pertes et du capital économique. » (p. 528) Les auteurs soulèvent également une préoccupation par rapport aux pratiques équitables en octroi de crédit : « Par exemple, la conformité avec les lois sur les pratiques équitables en matière d'octroi de crédit peut être affectée par ces biais si les groupes protégés sont disproportionnellement affectés par les erreurs statistiques ou d'omission. » (p. 528)

Tout comme Capon (1982), Avery et al. (2000) mentionnent la possibilité que certains segments de la population aient un accès plus difficile au marché du crédit. Cependant, ils n'abordent pas la question sous une forme de discrimination par l'utilisation de certaines variables mais plutôt par le problème de biais que peut représenter un modèle mal défini. Cette question nous intéresse particulièrement dans le cadre de la recherche actuelle où il sera tenté d'intégrer des données de marché dans un modèle. Cette approche permettra d'évaluer l'effet possible des conditions économiques tant sur la probabilité de défaut que sur le pouvoir de différenciation d'un modèle.

Nous remarquons que les notations des risques de crédit ont été reconnues au niveau gouvernemental et que cette reconnaissance a favorisé sa diffusion dans l'industrie du crédit. Nous remarquons également que le CBCB a aussi contribué à l'adoption des notations des risques de crédit par l'élaboration d'une norme internationale. Nous remarquons finalement que l'utilisation des notations a évolué au fil des décennies. Originellement, elles étaient principalement utilisées pour octroyer du crédit, elles ont ensuite été utilisées pour réaliser le suivi et évaluer le comportement des prêts. Aujourd'hui, ces modèles servent de base au calcul du capital économique en fonction du niveau de risque pour les prêts de détail.

1.6 Modélisation des risques de crédit pour un portefeuille de détail

Plusieurs méthodes sont utilisées pour modéliser les risques de crédit, Hayden et Porath (2006) répertorient l'ensemble des méthodes utilisées pour évaluer les risques de crédit pour un portefeuille de détail. Ils classifient les différentes approches d'estimation du risque en deux groupes, soit les modèles paramétriques et les non paramétriques. Pour le premier groupe, ils identifient six approches méthodologiques qui sont l'analyse discriminante, la

régression linéaire, les modèles logit, probit, de panel et d'aléa. Pour le deuxième groupe, ils identifient deux méthodes qui consistent aux réseaux de neurones et aux arbres de décisions. Dans le cadre de la présente recherche, nous nous intéressons uniquement au premier groupe de méthodes puisqu'un modèle paramétrique sera utilisé pour estimer la probabilité de défaut. Plus particulièrement, nous étudierons les quatre principales approches de modélisation que l'on retrouve à maintes reprises dans la littérature et qui sont les plus utilisées dans la pratique, soit l'analyse discriminante, la régression linéaire, les modèles logit et probit. Les modèles d'aléa, dont le plus connu selon Hayden et Porath (2006), le « Cox proportional hazard model », ne seront pas couverts puisqu'ils sont semi-paramétriques. Les modèles de panel ne seront pas couverts non plus puisqu'ils font appel à l'analyse de données croisée. D'ailleurs, ce type de données crée des problèmes sur le plan technique tels que l'hétéroscédasticité et l'autocorrélation des termes d'erreurs.

Hand et Henley (1997) ont aussi répertorié les méthodes que décrivent Hayden et Porath (2006). Ils listent dans leurs travaux les différentes approches utilisées pour modéliser les risques de crédit et exposent les forces et faiblesses de chacune d'elles. Ils nous révèlent entre autres dans leur article que des études réalisées par le passé ont démontré que peu importe la méthode utilisée, le niveau d'exactitude pour classifier le risque de crédit est similaire et que les modèles non paramétriques sont beaucoup plus difficiles à développer et requièrent des algorithmes complexes en comparaison aux modèles paramétriques. Les auteurs nous informent qu'en général, l'amélioration de la performance d'un modèle ne dépend pas tant de l'approche utilisée mais bien de l'ajout de nouvelles variables qui s'avèrent prédictives du risque de défaut.

Dans le même ordre d'idées, Altman et Saunders (1998) soulèvent qu'il existe au moins quatre approches méthodologiques pour développer des systèmes de notation des risque de crédit, soit l'analyse discriminante, la régression linéaire, le logit et le probit. Ils soulignent que de loin, la méthode la plus utilisée est l'analyse discriminante suivie de la régression logistique.

Allen, Delong et Saunders (2004) abondent dans la même direction et notent que l'utilisation des notations des risques de crédit est largement répandue tant pour le crédit à la consommation que pour les prêts aux petites entreprises : « La méthodologie traditionnelle d'estimation des risques de crédit la plus généralement utilisée est l'analyse discriminante multivariée dont Altman (1968) en a été le pionnier. » (p. 736) Les auteurs soulèvent que : « Il y a quatre formes méthodologiques pour les modèles de notation des risques de crédit multivariés : (1) le modèle de probabilité linéaire, (2) le modèle logit, (3) le modèle probit, et (4) le modèle d'analyse discriminante multiple. » (p. 736)

Comme souligné plus tôt, nous nous arrêterons dans la présente recherche à décrire ces quatre approches paramétriques. Hayden et Porath (2006) expliquent que pour évaluer le niveau de risque du crédit de détail à l'aide de l'analyse discriminante, il faut procéder en deux étapes. La première consiste à calculer un score pour chacun des emprunteurs et la deuxième, consiste à calculer les chances (de l'anglais « odds ») d'être en défaut selon le niveau de score. Ces « odds » représentent la probabilité de défaut. Une prémisse de base doit cependant être faite lors de l'utilisation de cette technique. Il est considéré que les caractéristiques suivent une distribution multivariée normale pour les individus d'un même groupe de risque.

Dans la réalité, ce ne serait pas le cas et ce constat est la principale critique soulevée pour cette méthode. Hand et Henley (1997) abordent d'ailleurs ce problème et concluent qu'il n'y aurait cependant pas de répercussion sur l'exactitude de la classification des individus en terme de risque et que son utilisation est de ce fait largement répandue dans la pratique.

Une deuxième approche utilisée pour l'évaluation du risque de crédit est la régression linéaire. Ce modèle est estimé par moindres carrés ordinaires. Selon Hayden et Porath (2006), cette technique est intéressante puisqu'elle a l'avantage d'être facile à utiliser et à comprendre. Elle comporte cependant deux problèmes majeurs. Le premier concerne la variable expliquée qui est calculée. Comme la variable dépendante recherchée est une probabilité, sa valeur doit être comprise entre 0 et 1. Lorsque la régression linéaire est utilisée, les valeurs calculées pourraient être inférieures à 0 ou supérieures à 1. Les résultats

ne peuvent donc pas être interprétés en terme de probabilité de défaut. Le deuxième problème de cette approche concerne la présence d'hétéroscédasticité qui peut se présenter lors de l'analyse de données transversales. Nous pouvons penser que la variance des termes d'erreur u_i n'est pas constante pour tout i . Les auteurs concluent pour cette méthode : « Comme conséquence, l'estimation de β est inefficace et de plus, les écarts types des coefficients b estimés sont biaisés. » (p.3) Les auteurs soulèvent qu'une façon de contourner l'obstacle d'hétéroscédasticité des termes d'erreur serait d'estimer le modèle par moindres carrés pondérées. L'estimation de β serait efficace mais les écarts types des b demeureraient biaisés en raison du fait que les termes d'erreur ne sont pas normalement distribués.

Dans le même ordre d'idées, Dielman (1989) soulève le problème d'hétéroscédasticité lors de l'analyse de données transversales mais aussi celui d'autocorrélation des termes d'erreurs lorsque des séries chronologiques sont utilisées. L'auteur souligne que l'utilisation simultanée de ces types de données sous forme de panel, crée un problème additionnel spécifique à l'étude de données croisées. Il révèle que des chocs transversaux peuvent avoir des effets parallèles sur des individus différents d'une même période et les termes d'erreurs sont donc corrélés. Hayden et Porath (2006) soulèvent aussi ce point, ils soulignent que la présomption d'indépendance des observations pour des données transversales ne tient plus. Ils font tout de même remarquer que plusieurs développeurs ignorent cette dynamique particulière et procèdent sans appliquer de correction.

Finalement, Hayden et Porath (2006) donnent une description des deux dernières méthodes d'estimation qui sont analysées dans le cadre de cette revue littéraire. Ces méthodes consistent aux modèles logit et probit. Ces méthodes d'estimation s'avèrent tout à fait appropriées pour l'analyse de variables discrètes et l'estimation de probabilités. La principale différence entre ces deux modèles se situe au niveau de leur fonction de densité. Alors que le modèle probit est représenté par une fonction de densité normale, le modèle logit est quant à lui représenté par une fonction de densité logistique. La différence réside dans les queues des distributions, celles du probit étant plus épaisses. Ces deux approches donnent des résultats similaires et les différences entre les résultats sont négligeables. Toujours selon Hayden et Porath (2006), l'estimation du modèle par un maximum de vraisemblance est théoriquement

convaincante et facile à manipuler. Le modèle logit est plus simple à estimer que le modèle probit qui demande des algorithmes plus complexes. La signification des paramètres du logit est facile à comprendre : un changement dans la valeur d'une variable indépendante résulte en un changement dans le logarithme des « odds » et de la probabilité de défaut de l'individu. En plus de générer un résultat en terme de probabilité, il est possible de tester le degré de significativité du modèle et des coefficients. Les auteurs soulignent finalement que cette forme fonctionnelle est parfaitement adaptée pour faire du « *stressed testing* ».

La méthode de régression logistique sera privilégiée lors des travaux de développement et d'estimation du modèle empirique qui seront présentés dans le chapitre II.

1.7 Utilisation de variables macroéconomiques

Il est intuitif de penser que les conditions économiques ont une incidence sur la probabilité de défaut des emprunteurs. Plusieurs auteurs cités jusqu'à présent ont soulevé cette hypothèse sans nécessairement en démontrer l'effet par des analyses empiriques. Avery et al. (2000) se sont penchés sur la question du potentiel biais présent dans les modèles actuels qui découle, entre autres, de l'omission de variables représentant les conditions économiques. Les auteurs soulèvent qu'à leur connaissance, ils seraient les premiers à examiner ces enjeux statistiques. Pour leur analyse réalisée aux États-Unis, ils ont utilisé un ensemble de données économiques et démographiques régionalisées qu'ils ont combiné par le code postal au score de risque d'individus d'un échantillon représentatif d'une agence de renseignement.

Dans leur étude, ils soulèvent l'interrogation suivante : « La stabilité du classement à travers les régions et la robustesse des prédictions des modèles aux changements dans les conditions économiques locales n'ont pas été typiquement explorées et il n'est pas clair que les modèles performant uniformément bien pour tous les sous-groupes de la population. » (p. 525) Ils soulèvent que l'omission de variables non reliées à l'historique de crédit de l'emprunteur, mais qui le sont aux conditions économiques individuelles ou locales, peut ainsi créer un problème de classement erroné du risque. Ils citent l'exemple suivant : « Par exemple, en n'incluant pas des circonstances économiques individuelles, les modèles traitent

implicitement un individu qui performe pauvrement quand il est sans emploi de la même façon que quelqu'un qui performe de la même manière lorsqu'il en occupe un. » (p. 526) Ils ajoutent que de la même façon, en ne considérant pas les facteurs économiques régionaux, les modèles vont attribuer les mêmes niveaux de risque pour les individus qui ont une mauvaise performance en temps de récession qu'en temps de meilleures conditions économiques.

Cette omission fait en sorte qu'une évaluation uniforme du risque peut mener à une projection future erronée puisqu'elle ne tient pas compte des probabilités de défaut sous-jacentes qui sont différentes. Les répercussions de cette évaluation biaisée se notent tel que décrit précédemment sur le risque global, l'offre et le prix du crédit comme également sur le niveau de capital économique requis pour assurer une stabilité financière.

Dans cette étude, les auteurs utilisent les variables économiques et démographiques par région qui sont le taux d'inoccupation des logements, la croissance démographique, le taux de chômage, le revenu médian, le prix médian des maisons, le taux de propriétaire-occupant, le taux de pauvreté, le taux de minorité visible et le taux de scolarisation. Également, ils ajoutent une série de variables individuelles qui sont l'âge, le revenu et le niveau d'éducation. En plus du score de risque, l'agence de renseignement leur a fourni des indicateurs qui déterminent si l'individu fait partie d'un ménage et s'il détient une hypothèque. De plus, les auteurs créent une variable qui permet de déterminer si l'individu habite dans une zone urbaine ou rurale. Ils sont ainsi en mesure de créer une nouvelle variable qui identifie le revenu médian relatif de la zone urbaine par rapport à la zone rurale pour chacune des régions.

Les conclusions de l'étude mettent en lumière que les variables omises créent un problème potentiel. Ils remarquent que tout en contrôlant les autres facteurs, les scores de risque moyens varient en fonction des conditions économiques locales et qu'ils sont statistiquement inférieurs dans les régions avec un taux de chômage élevé par rapport aux régions où le taux est faible. Ils remarquent aussi que la dynamique du taux de chômage joue un rôle mais pas celui qui est attendu. Les régions qui ont un taux de chômage faible persistant ou qui ont vu le taux de chômage passé d'un niveau faible à un niveau élevé ont un score de risque médian

plus faible que les régions où le taux de chômage est élevé de façon persistante. Cet effet serait dû au fait que les prêteurs ont des standards plus stricts (prêtent moins) dans les régions où le chômage est élevé, ce qui minimiserait les effets d'un taux de chômage élevé sur la délinquance des emprunteurs (moins de délinquance).

D'autres variables utilisées ont démontré être statistiquement significatives. Les scores de risque moyens se sont avérés être inférieurs dans les régions où il y a un taux élevé d'inoccupation des logements, de pauvreté et de minorité visible comme également où le revenu médian, la valeur des maisons et le niveau d'éducation étaient plus faibles que la moyenne nationale. Les auteurs concluent à partir de leur recherche que les variables omises qui représentent les conditions économiques locales et régionales sont des sources de biais dans les modèles de notation des risques de crédit. Une des solutions qu'ils proposent pour solutionner ce problème consiste à stratifier les modèles en fonction des considérations économiques. Jusqu'à présent, ces informations n'ont pas été utilisées dans les modèles. Les auteurs soulignent que : « Une des raisons pour ceci est que les méthodes appropriées pour incorporer de l'information macroéconomique et régionale dans les modèles de notation des risques de crédit n'ont pas été établies. Ceci est un secteur potentiel de recherche future. » (p. 544) Ils ajoutent un autre commentaire intéressant : « Notre évidence suggère que l'utilisation des notations des risques de crédit, en l'absence d'ajustements basés sur des informations économiques et régionales, peut résulter en des décisions de détermination de prix erronées. » (p. 545)

Avery et al. (2000) ont présenté dans leur article les enjeux statistiques qui entourent l'utilisation des scores de risque des agences de renseignement aux États-Unis. Ils soulignent la présence d'un biais due à l'omission de variables et au problème de couverture et de représentation dans l'échantillon de développement. Ils concluent que ces facteurs ont une influence sur l'évaluation du risque d'un individu qui peut être sur ou sous estimé. Dans notre étude, nous tenterons d'introduire des variables macroéconomiques dans un modèle de risque afin de vérifier si nous sommes en mesure d'améliorer la prédiction de l'événement de défaut par rapport au modèle de base. Notre objectif de travail ne consiste pas à vérifier la présence ou non d'un biais mais bien à vérifier si la performance du modèle peut être améliorée.

Avery et al. (2004) étudient les effets potentiels de ne pas inclure ce qu'ils appellent des données circonstancielle dans les modèles de risque de crédit. Ils examinent également les difficultés entourant l'ajout de ce type d'information dans les modèles. Ils soulèvent que l'omission de ces données peut causer une évaluation erronée du risque de crédit et avoir des incidences tant sur la stabilité financière que les politiques réglementaires. Ils citent en exemple le cas de deux individus. Le premier subit un problème de santé temporaire qui l'empêche de rencontrer ses obligations. Le deuxième a perdu son emploi momentanément en raison d'une détérioration de l'économie. Dans les deux cas, le risque de défaut est traité de la même façon qu'un individu qui n'a pas fait face à ce type de problèmes et qui est en défaut de paiement.

La projection future, étant basée principalement sur la performance passée, est donc biaisée par l'omission de ce type d'information. Par ailleurs, les auteurs soulèvent le fait que de ne pas inclure des variables qui captent des circonstances personnelles (autres que l'historique de crédit) ni des variables économiques locales ou régionales, peut avoir deux conséquences économiques primaires. La première concerne un classement du risque erroné, et par le fait même une tarification inappropriée, tandis que la deuxième, concerne une inefficacité en terme d'octroi de crédit, qui peut résulter en des pertes plus élevées et une rentabilité plus faible. Ils nous font aussi remarquer qu'il existe des obstacles majeurs pour l'utilisation des informations circonstancielle.

En ce qui a trait aux circonstances personnelles de l'individu, il est difficile de répertorier ces événements en raison de la complexité que cela peut représenter mais aussi pour des questions d'ordre éthique. Avec les lois de protection des informations personnelles, il n'est pas évident que ces informations pourraient être utilisées dans les modèles. Également, sous un point de vue technique, il serait difficile de lier la date d'occurrence de ces événements à celle du défaut de paiement et d'intégrer correctement dans les modèles cette notion de cause à effet. En ce qui a trait aux données économiques locales ou régionales, les auteurs soulèvent : « Bien que l'information générale sur les conditions économiques locales telles que le taux de chômage soient disponibles, il peut être difficile de déterminer l'endroit de résidence de l'individu lorsque les problèmes de défaut se sont présentés. Obtenir plus

d'information spécifique sur les circonstances économiques affectant l'individu telle que les mises à pied dans une industrie particulière où il est employé représente un défi encore plus important. » (p. 6)

Dans cette étude, Avery et al. (2004) élabore tout de même un modèle empirique afin de tester les effets de certaines variables circonstancielles sur les notations des risques de crédit d'une agence de renseignement aux États-Unis. Ils créent un échantillon de nouveaux comptes de crédit pour chacun desquels ils assignent la performance « mauvaise » si le compte a été 60 jours délinquants ou pire, sinon il est jugé « bon ». Les auteurs testent deux modèles. Le premier consiste à tester l'effet du taux de chômage du lieu de résidence et celui du statut matrimonial de l'individu (les ménages sont plus solides financièrement que les célibataires ou les récents divorcés). Le deuxième modèle quant à lui consiste à vérifier si la séquence des événements de défaut passés ne suit pas un schéma particulier qui permet de détecter des défauts circonstanciels qui sont dus à des déclencheurs spécifiques. Plus précisément, ce modèle consiste à vérifier si les défauts de paiement arrivent tous au même moment ou s'ils sont plutôt dispersés dans le temps. Dans le premier cas, les auteurs supposent que c'est dû à un événement particulier alors que dans le deuxième, ils s'attendent plutôt au schéma d'un emprunteur qui a des problèmes récurrents. Les résultats de leur étude démontrent que les conditions économiques tout comme les conditions particulières de l'emprunteur influencent la probabilité de défaut. Ils concluent que l'omission de ces variables dans les modèles actuels cause un problème de spécification et engendre des externalités telles que des pertes additionnelles, des prix plus élevés et une offre de crédit plus faible.

1.8 Conclusion

Nous avons vu tout au long de la revue littéraire comment les modèles statistiques et les systèmes de notation des risques de crédit se sont développés au cours du dernier demi-siècle. L'origine de ces modèles remonte aux années quarante avec l'apparition des analyses discriminantes. L'efficacité de ces modèles a été démontrée par des gains en productivité et une amélioration de la qualité des décisions de crédit. La reconnaissance de leur utilisation au

niveau gouvernemental a également favorisé leur développement. Leur intégration dans les pratiques de l'industrie du crédit a eu des répercussions sur l'offre, le prix et le risque du crédit. Ces modèles prédictifs ont eu comme utilisation originale les activités d'autorisation de prêts, ils ont été par la suite utilisés pour suivre le comportement des emprunteurs et évaluer le risque des portefeuilles. Le CBCB avec l'adoption d'une norme internationale a été le dernier déclencheur de l'acceptation complète de ces modèles. Aujourd'hui, la recherche s'oriente du côté des conditions économiques afin d'en évaluer les répercussions sur la probabilité de défaut des emprunteurs.

CHAPITRE II

MODÈLE DE DÉFAUT

2.1 Introduction

Un modèle de défaut sur des emprunteurs sera estimé afin d'évaluer si les conditions économiques ont un effet sur la probabilité de défaut. Le modèle sera estimé à partir de données d'un portefeuille de crédit à la consommation d'une institution financière. Le cadre d'analyse consiste à évaluer un modèle qui inclut des caractéristiques d'emprunteurs et des variables macroéconomiques, et à comparer sa performance à un modèle qui contient seulement des caractéristiques d'emprunteurs. Des statistiques seront calculées et comparées afin de déterminer si les variables macroéconomiques augmentent la performance du modèle.

2.2 Hypothèse de travail

Le modèle a la forme générale $Y = \alpha + \beta X + \delta Z$. Le vecteur Y représente la performance de l'emprunteur, la matrice X représente ses caractéristiques et la matrice Z correspond aux variables macroéconomiques. Les vecteurs α , β , et δ sont les paramètres à estimer.

Il sera évalué si ce modèle est en mesure de mieux classifier le risque qu'un modèle de référence qui a la forme $Y = \alpha + \beta X$ et de mieux prédire l'événement. Par mieux classifier, nous faisons référence à un modèle où la séparation entre la distribution des emprunteurs qui font défaut par rapport à ceux qui ne le font pas est la plus grande. En ce qui a trait à la capacité des modèles à bien prédire l'événement de défaut, elle sera comparée pour déterminer lequel performe le mieux. L'hypothèse nulle correspond à $H_0: \delta = 0$, où δ est le vecteur des coefficients des variables macroéconomiques.

Si $\delta = 0$ est rejetée, les variables macroéconomiques apportent un pouvoir additionnel de différenciation et les coefficients sont statistiquement significatifs. Deux types de données

seront utilisés pour estimer le modèle de risque. Des micro-données seront utilisées pour les caractéristiques individuelles X des emprunteurs. Des séries macroéconomiques seront utilisées pour représenter les informations de type agrégé Z . Nous pourrions vérifier si la probabilité de défaut varie en fonction des conditions économiques.

La probabilité de défaut d'un emprunteur est caractérisée par une évaluation de sa capacité et volonté de rembourser ses dettes. La matrice X peut donc inclure une multitude de caractéristiques qui évaluent ce risque. Dans le cadre de la présente recherche, cette évaluation se fait à partir de caractéristiques connues et disponibles au moment de la demande de prêt. Ces variables ont servi à l'analyse du crédit et permettront d'une part, d'évaluer le risque de l'emprunteur (âge, revenus, occupation, etc.) et d'autre part, le risque de la transaction (type de prêt, terme, provenance, historique de paiement, etc.). Le segment étudié consiste à celui des nouveaux prêts ouverts au point d'observation. Le modèle n'utilisera pas de données comportementales sur la performance courante du prêt ni de données économiques devancées puisque le but consiste à évaluer le pouvoir de différenciation et de prédiction au moment de l'autorisation. Le modèle se base uniquement sur des faits connus au moment où la décision d'octroyer le crédit a été prise.

Traditionnellement, les systèmes de notation des risques utilisent seulement de l'information de type individuel (demande de crédit et/ou comportement). Il est intuitif, par contre, de penser que le contexte économique dans lequel évolue l'emprunteur influence également sa capacité d'honorer ses obligations en tant que débiteur. La matrice Z inclura des variables macroéconomiques (taux d'intérêt, taux de chômage, etc.) dont les niveaux étaient connus au moment de l'analyse du prêt. Ces variables permettront d'évaluer le risque relié à l'environnement de l'emprunteur.

La structure théorique du modèle s'inspire des meilleures pratiques de l'industrie et de la littérature pertinente à ce sujet. L'utilisation des systèmes de notation des risques est largement répandue et plusieurs études ont été publiées sur ce type de modèles de risque de crédit. Le caractère prédictif de certaines caractéristiques d'un emprunteur sur sa probabilité de défaut est bien documenté et reconnu tant dans la théorie que dans la pratique.

2.3 Structure du modèle

Trois points importants sur la structure du modèle doivent être mentionnés. Tout d'abord, les données pour X sont considérées comme transversales et plusieurs cohortes sont utilisées. L'emprunteur se retrouve qu'une seule fois dans l'échantillon de développement. En ce qui a trait aux variables macroéconomiques, des séries chronologiques trimestrielles seront utilisées.

Le deuxième point est relié au type de probabilité de défaut qui sera calculé. Les données utilisées permettront d'estimer une probabilité de défaut « *unstressed* ». Ce type de probabilité fait référence à un estimateur non biaisé qui estime la chance qu'un emprunteur fasse défaut dans la prochaine année basée sur les informations statiques et dynamiques disponibles qu'elles soient individuelles ou agrégées. Cet estimateur prend en considération des données macroéconomiques observables (CBCB, 2004). Cet estimateur est différent du type « *stressed* » qui inclut de l'information comportementale dynamique et qui est conditionnel à l'évolution de la situation économique. L'estimateur « *unstressed* » ne permet pas de faire des « *stressed scenarios* » pour évaluer la probabilité de défaut futur. Nous nous attendons à ce que la probabilité de défaut soit plus faible ou élevée lorsque la situation économique est meilleure ou moins bonne.

Le dernier point concerne l'approche « *point-in-time* » qui sera retenue. La probabilité de défaut est calculée avec un modèle qui considère des informations individuelles et agrégées connues et disponibles au point d'observation qui est le moment de la demande de crédit. La probabilité de défaut qui sera estimée peut donc changer dans le temps et est statique au point d'observation. Cette approche diffère de l'approche « *through-the-cycle* » qui permet de calculer une probabilité de défaut dynamique et qui n'est pas corrélée aux aléas économiques mais bien aux changements du risque de l'individu (CBCB, 2005). L'approche « *point-in-time* » nous intéresse dans le cas présent puisque nous cherchons à différencier des catégories d'emprunteurs au moment de l'autorisation et non pas à travers un cycle. Nous voulons déterminer si la probabilité de défaut au moment du prêt varie en fonction du contexte économique contemporain du moment de l'autorisation de crédit.

L'information sur le contexte économique est généralement agrégée au niveau national et quelques indicateurs sont disponibles régionalement. Il n'y a pas d'information économique disponible au niveau local ou personnel de l'individu. Les conditions économiques sont donc identiques pour un ensemble d'emprunteurs. Comme le modèle cherche à capter l'état de la situation économique et la tendance au point d'observation, les variables macroéconomiques qui le composent seront introduites de façon à représenter cette dynamique. Dans le modèle projeté, un compromis sera fait quant au niveau d'agrégation des variables retenues. Des variables de niveaux régional et national seront utilisées. Ainsi au point d'observation, des groupes d'emprunteurs auront des valeurs macroéconomiques différentes en fonction de leur région de résidence tandis que l'ensemble des emprunteurs partagera d'autres valeurs macroéconomiques agrégées identiques.

2.4 Définition de l'événement

Différentes définitions de performance peuvent être retenues pour le développement des modèles de probabilité de défaut. La définition dépend de l'objectif qui est poursuivi à savoir s'il consiste à différencier les clientèles traitées en anticipant leur performance sur le court ou le long terme. Dans le cas présent, le prêt est considéré en défaut lorsque l'une ou l'autre des situations suivantes survient sur une période de douze mois après son ouverture :

- l'emprunteur est en retard de paiement depuis 90 jours et plus ;
- le prêt est radié ou il est certain que le capital ne sera pas récupéré avant même qu'un retard de paiement de 90 jours et plus ne se soit réalisé.

La variable dépendante Y est dichotomique et peut prendre deux valeurs. Elle se réalise t périodes après que X et Z aient été observés :

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{si l'individu est en défaut} \\ 0, & \text{si non} \end{cases}$$

i = indice de l'emprunteur avec $i = 1, 2, 3, \dots, N$.

Le segment du portefeuille analysé correspond aux nouveaux emprunteurs uniquement. Les prêts dont les données d'autorisation sont incomplètes sont exclus de la population sous observation. Les prêts fermés durant la période d'analyse feront partie de l'échantillon et se verront attribuer la performance observée avant la fermeture.

2.5 Caractéristiques individuelles utilisées

La matrice X contient les variables qui caractérisent l'événement de défaut. Ces variables proviennent de différentes sources et peuvent être introduites dans le modèle de diverses façons (par exemple : taux d'endettement qui est le ratio des dettes sur le revenu) :

x_{ji} = caractéristiques individuelles j pour l'emprunteur i

j = indice de la caractéristique avec $j = 1, 2, 3, \dots, J_I$

i = indice de l'emprunteur avec $i = 1, 2, 3, \dots, N$.

Afin de faciliter certaines étapes du développement du modèle, un ensemble préliminaire de caractéristiques d'emprunteurs sera choisi arbitrairement. Ce choix est fait considérant le pouvoir prédictif déjà reconnu de certaines caractéristiques. Ces variables ont été testées dans le passé et sont couramment utilisées dans des modèles (Fair Isaac, 2002). Ce choix repose également sur l'objectif de recherche qui ne consiste pas à valider des variables individuelles mais bien à le faire pour des variables macroéconomiques.

Les caractéristiques de l'emprunteur se classent dans deux catégories, soit le risque de l'emprunteur et le risque transactionnel. Ces deux catégories et les caractéristiques qui les composent sont présentées dans les sous-sections qui suivent.

2.5.1 Caractéristiques du risque de l'emprunteur

Le risque de l'emprunteur peut être évalué à partir de différentes caractéristiques. Le tableau qui suit présente les caractéristiques présélectionnées afin d'estimer ce risque. Ces caractéristiques dressent un profil général de l'emprunteur.

Tableau 2.5.1 Caractéristiques du risque de l'emprunteur

Provenance	Numéro	Variable	Définition	Relation avec <i>Y</i>
Demandeur	1	Âge	Âge du demandeur	-
	2	Sexe	Sexe du demandeur	Neutre
	3	Revenus	Revenus annuels	-
	4	Statut résidentiel	Propriétaire, locataire, avec parents, autre	+ / -
	5	Région administrative	Lieu de résidence	+ / -

Ces informations préliminaires proviennent du dossier du demandeur. La variable région administrative permet de faire la jonction entre les variables macroéconomiques agrégées et la région de résidence de l'emprunteur.

2.5.2 Caractéristiques du risque transactionnel

En ce qui a trait aux caractéristiques du risque transactionnel, trois sources de données sont utilisées. La première correspond au prêt proprement dit, la deuxième provient du bureau de crédit et la dernière du compte bancaire. Le tableau qui suit présente la première source de données :

Tableau 2.5.2.1 Caractéristiques du prêt

Provenance	Numéro	Variable	Définition	Relation avec <i>Y</i>
Prêt	6	Type du crédit	À terme, REER ou crédit rotatif	+ / -
	7	Garantie	Co-emprunteur, caution	-
	8	Client	Nouveau ou existant	-

Tel que décrit antérieurement, le portefeuille étudié correspond aux prêts nouvellement ouverts et aucune donnée comportementale ne sera utilisée. Nous ne nous baserons donc pas sur la performance courante du prêt pour évaluer le risque transactionnel. Une partie du risque transactionnel peut cependant être estimé à partir de la performance courante ou passée de d'autres produits de crédit que détient l'emprunteur au moment de l'analyse de crédit. Ces informations sont disponibles entre autres sur la fiche de crédit de l'individu.

Le tableau ci-dessous présente les caractéristiques présélectionnées provenant du bureau de crédit qui correspond à la deuxième source de données utilisées pour évaluer le risque transactionnel.

Tableau 2.5.2.2 Caractéristiques de le fiche de crédit

Provenance	Numéro	Variable	Définition	Relation avec Y
Bureau de crédit	11	Dérogations mineures	Nombre de retards mineurs	+
	12	Dérogations majeures	Nombre de retards majeurs	+
	13	Lignes satisfaisantes	Nombre de transactions satisfaisantes	-
	14	Pire cote de délinquance	Pire cote de retard	+
	15	Historique de la fiche de crédit	Nombre de mois depuis la création de la fiche	-
	16	Nombre de requêtes	Nombre de requêtes de crédit récentes	+
	17	Fardeau net du crédit rotatif	Pourcentage d'utilisation du crédit renouvelable	+

Finalement, la troisième source de données utilisée sera le compte d'opération. Cette source d'information additionnelle devrait aussi contribuer à la performance du modèle de par la nature des données qui y sont disponibles. Le tableau qui suit présente les caractéristiques présélectionnées.

Tableau 2.5.2.3 Caractéristiques du compte d'opération

Provenance	Numéro	Variable	Définition	Relation avec Y
Compte d'opération	18	Actif	Actif monétaire détenu	+
	19	Chèques sans fonds	Nombre de chèques retournés	+
	20	Historique du compte	Nombre de mois depuis l'ouverture du compte	-

Un compromis devra être fait quant au nombre de variables individuelles qui seront utilisées. L'idée consiste à retenir entre douze et quinze variables pour l'estimation du modèle final afin d'optimiser la performance.

2.6 Variables macroéconomiques

La forme fonctionnelle des variables macroéconomiques demande une certaine réflexion. Les quelques rares études disponibles sur la matière et le manque de théorie économique dans ce domaine nous obligent à tenter des expériences avant d'en arriver à une forme finale. Le choix des variables est basé sur leurs effets anticipés sur les revenus et le coût du crédit, et donc sur la capacité à rembourser des emprunteurs. La matrice Z prendra la forme suivante :

Z_{ji} = variables macroéconomiques j de l'emprunteur i

j = indice de la variable avec $j = 1, 2, 3, \dots, J_M$

i = indice de l'emprunteur avec $i = 1, 2, 3, \dots, N$.

Ces variables seront introduites de deux façons. La première consiste à capter le contexte économique contemporain qui prévalait au point d'observation. La deuxième consiste à représenter la tendance qui se dessinait au point d'observation. Plus précisément, ces variables prendront les formes suivantes :

- valeur de la variable au trimestre courant ou précédent ;
- ratio de la variable au trimestre précédent sur la moyenne des huit derniers trimestres.

Tableau 2.6 Variables macroéconomiques

Provenance	Numéro	Variable	Définition	Relation avec Y
Statistique Canada	21	Taux d'inflation	Taux d'inflation national	+
Conference Board	22	Indice de confiance	Indice de confiance des consommateurs	-
Banque du Canada	23	Taux d'intérêt préférentiel	Taux d'intérêt préférentiel	+
Statistique Québec	24	PIB	Taux de croissance du PIB régional	-
	25	Taux de chômage	Taux de chômage régional	+

Les données macroéconomiques proviennent de Statistique Canada pour les valeurs agrégées au niveau national et de Statistique Québec pour les données régionales. Le taux d'intérêt préférentiel provient de la Banque du Canada. Les variables utilisées sont trimestrielles. Le

2.7 Forme fonctionnelle du modèle

La régression logistique s'avère être la forme fonctionnelle idéale pour estimer un événement tel le défaut de paiement. Cette méthode est d'ailleurs communément utilisée pour modéliser les risques de crédit pour des expositions de détail. Nous cherchons à estimer la probabilité de défaut de l'individu au point d'observation, algébriquement, cette probabilité est représentée par la fonction de densité :

$$\ln\left(\frac{\rho_i}{1-\rho_i}\right) = \alpha + \beta X + \delta Z ,$$

$$\text{où } \rho = Pr(y_i = 1 | x_{ji}, z_{ji}) = F(x_{ji}, z_{ji}) .$$

La régression logistique est représentée par l'expression mathématique générale suivante (Jonhston et Dinardo, 1997) :

$$Pr(Y = 1 | X, Z) = F(X, Z) \text{ où } F(X, Z) = \frac{e^{(\alpha + \beta X + \delta Z)}}{1 + e^{(\alpha + \beta X + \delta Z)}} .$$

Le logit est estimé à l'aide d'un maximum de vraisemblance qui permet d'éviter la problématique du biais relié au regroupement des données puisqu'on estime une fonction de densité de probabilité. La forme générale du maximum de vraisemblance correspond à :

$$L(\alpha, \beta, \delta) = \prod_i \rho (\alpha + \beta x + \delta z)^{\rho} [1 - \rho (\alpha + \beta x + \delta z)^{1-\rho}] .$$

Pour respecter les meilleures pratiques lors du développement de modèles, des tests doivent être effectués afin de détecter s'il y a présence d'autocorrélation, de multicollinéarité ou d'hétéroscédasticité.

Le test d'hétéroscédasticité est complexe pour les modèles logit et ne sera pas réalisé dans le cas présent. La littérature consultée en fait d'ailleurs peu mention. Cet aspect n'était pas considéré dans la documentation consultée sur le développement des modèles de risques de crédit pour les expositions de détail. Nous remarquons cependant que la structure particulière des données utilisées pour ce type de modèles suscite l'intérêt de plusieurs chercheurs. Pour la pratique, les paramètres qui seront estimés sont jugés efficaces et convergents et nous posons l'hypothèse que $E(\varepsilon_i | x_i) = 0$ pour tout i (voir Jonhston et Dinardo 1997 pour une discussion plus approfondie sur l'hétéroscédasticité et les modèles logit).

2.8 Tests statistiques

La prochaine étape consiste à réduire le nombre de variables présélectionnées jusqu'à présent afin de retenir les plus significatives. Des tests seront réalisés afin de vérifier la corrélation, le pouvoir prédictif et le seuil de significativité de chacune des variables (Hayden, 2006). Selon les résultats obtenus, une sélection finale sera faite et les variables retenues feront partie du modèle final qui sera estimé.

En ce qui a trait à la corrélation, un indice de corrélation sera calculé pour chaque combinaison possible de deux variables explicatives à l'aide de la l'équation mathématique :

$$\text{corr}(x, z) = \frac{\text{cov}(x, z)}{\sqrt{\text{var}(x) \text{var}(z)}} = \frac{\sigma_{xz}}{\sigma_x \sigma_z} .$$

Les variables hautement corrélées sont une source d'instabilité dans les modèles et il est pratique courante de les exclure lorsque l'indice de corrélation est supérieur à $\pm 0,7$. Dans de tels cas, le choix de retenir l'une ou l'autre des variables sera basé sur le résultat des autres tests, de l'expérience et de l'intuition.

Pour le caractère prédictif des variables, nous calculerons leurs « Information value » (IV) et « Accuracy Ratio » (Coefficient Gini). Ces statistiques permettent d'évaluer la capacité de la caractéristique à différencier les groupes d'individus. Les caractéristiques avec les valeurs les

plus élevées seront sélectionnées pour faire partie du modèle final. Le IV se calcule en différentes étapes (Fair Isaac, 2002). Tout d'abord, il faut compter le nombre de défauts et de non défauts pour chaque catégorie k de chacune des caractéristiques :

$$\gamma_{0,k} = \sum_k (y = 0), \quad (1)$$

$$\gamma_{1,k} = \sum_k (y = 1). \quad (2)$$

Ensuite, on calcule les ratios de (1) et (2) pour chacune des catégories k de chaque caractéristique :

$$\% \gamma_{0,k} = \frac{\gamma_{0,k}}{(\gamma_{0,k} + \gamma_{1,k})}, \quad (3)$$

$$\% \gamma_{1,k} = \frac{\gamma_{1,k}}{(\gamma_{0,k} + \gamma_{1,k})}. \quad (4)$$

L'étape suivante consiste à calculer le « Weight of Evidence » pour chacune des catégories k à partir de (3) et (4) :

$$Woe_k = \ln \left(\frac{\% \gamma_{0,k}}{\% \gamma_{1,k}} \right). \quad (5)$$

Le IV de la caractéristique correspond à la somme de la différence entre (3) et (4) multipliée par (5) de chaque catégorie. Algébriquement :

$$IV_j = \sum_{k=1}^{C_j} [(\% \gamma_{0,k} - \% \gamma_{1,k}) * Woe_k].$$

Plus la valeur de l'IV est élevée, plus la caractéristique détient une capacité de séparer les types d'emprunteurs. Les variables qui auront l'IV le plus grand seront sélectionnées pour faire partie du modèle final. Tel que le souligne Porath (2006), certaines règles doivent être

respectées pour assurer une catégorisation valide. Il doit y avoir au minimum 50 individus de type $y=1$ et 50 de type $y=0$ dans chacune des catégories. Les groupes doivent également avoir des profils de risque similaires et le classement doit avoir une représentation intuitive.

En ce qui a trait au Coefficient Gini, il se calcule à l'aide d'une régression univariée entre la variable explicative et Y . Cette statistique sera également utilisée pour comparer la performance des deux modèles qui seront estimés. La représentation algébrique du Coefficient Gini est présentée au point 2.10.1. Tout comme pour l'IV, les variables avec les valeurs du Coefficient Gini les plus élevées seront sélectionnées pour le modèle final.

2.9 Transformation des variables

Le modèle inclut des variables explicatives de type binaire, quelques transformations doivent être apportées aux données pour être en mesure d'estimer le modèle. Par exemple, une caractéristique qualitative tel le « statut résidentiel » peut prendre la valeur « propriétaire », « locataire », « avec parents » et « autres ». Cette variable doit être transformée pour pouvoir être utilisée à l'intérieur du modèle. Dans de tels cas, une condition de $k - 1$ catégories est nécessaire afin d'éviter de la colinéarité et fait en sorte qu'une catégorie est laissée de côté.

Bien que non obligatoire, une pratique courante consiste à catégoriser toutes les variables du modèle incluant celles qui sont quantitatives. Plusieurs raisons sont derrière cette pratique. La première est que la distribution du risque d'une variable n'est pas connue a priori (Porath, 2006). La linéarité entre une caractéristique et la probabilité est une hypothèse inhérente aux modèles logit (Hayden, 2006) et chaque caractéristique doit être testée par rapport à :

$$\ln\left(\frac{\rho_i}{1-\rho_i}\right).$$

Dans l'éventualité où une caractéristique n'est pas linéaire, l'emploi d'un filtre est nécessaire. La transformation en catégorie permet donc de s'assurer de la linéarité de la caractéristique. Également, cette catégorisation permet de donner plus de robustesse au modèle lors de

l'estimation. Finalement, elle permet une normalisation du modèle puisque déjà plusieurs variables binaires sont utilisées. Durant la procédure de transformation, chaque variable se voit attribuer un nombre de catégories en fonction de sa nature. Les variables se retrouvent ainsi chacune avec $k - 1$ catégories comme dans le cas des variables binaires. Voici un exemple avec une variable continue telle que les « revenus ». Cinq catégories pourraient être créées pour classer les emprunteurs : « 0 \$ », « 1 \$ à 15 000 \$ », « 15 001 \$ à 30 000 \$ », « 30 001 \$ à 50 000 \$ » et « 50 001 \$ et plus ». Le nombre de catégories et les intervalles de valeurs sont déterminés par l'intuition et le logiciel informatique qui optimise les regroupements. Nous cherchons à linéariser la distribution de la caractéristique en fonction du risque. Suite à la catégorisation, le vecteur de variables à optimiser prend la forme algébrique suivante :

$$(\alpha + \beta X + \delta Z) = \sum_{j=1}^{J_I} \sum_{k=1}^{C_j-1} b_{jk} x_{jk} + \sum_{j=1}^{J_M} \sum_{k=1}^{C_j-1} \delta_{jk} z_{jk}$$

j = indice de la variable avec $j = 1, 2, 3, \dots, J_I$ ou $j = 1, 2, 3, \dots, J_M$

k = indice de la catégorie de la variable avec $k = 1, 2, 3, \dots, C$.

Nous remarquons que plus le nombre de variables et de catégories augmente, plus le modèle devient complexe. La décision de catégoriser les variables macroéconomiques sera déterminée lors de l'estimation du modèle.

La dernière étape consiste maintenant à estimer le modèle à l'aide des variables retenues lors des dernières étapes de validation et de transformation. L'estimation du logit peut se faire à l'aide d'une procédure « backward elimination » multivariée qui est disponible dans la plupart des logiciels statistiques. Le modèle est estimé avec l'ensemble des variables retenues et celles qui sont le moins significatives sont éliminées à tour de rôle jusqu'au moment où le seuil de significativité de l'ensemble des variables restantes, tant en groupe qu'individuellement, est à 99 %. C'est la statistique de Wald qui est utilisée lors de ce test. L'avantage de la procédure « stepwise » est qu'elle permet de classer les variables par seuil de significativité et d'évaluer leur contribution marginale respective.

2.10 Analyses de performance

En plus des tests courants qui sont réalisés lors du développement et de l'estimation d'un modèle logit, des tests additionnels de validation sont aussi entrepris afin de vérifier le pouvoir de différenciation et de prédiction du modèle. Ces tests permettent de comparer la performance de deux modèles. La performance des modèles de risque de crédit de détail est actuellement évaluée sous deux principaux angles (Medema, Koning et Lensink, 2007). La performance des modèles est évaluée à partir du pouvoir de différenciation entre les « bons » et les « mauvais » prêts (de l'anglais « discrimination ») ainsi qu'à partir de sa capacité non biaisée d'estimer la probabilité de défaut (de l'anglais « calibration »).

Harrell (2001), le BCBC (2005) ainsi que Engelmann et Rauhmeier (2006) résument les aspects techniques entourant l'évaluation de la performance des modèles. Le CBCB (2005) propose d'ailleurs un cadre standard de validation. Dans le cas présent, deux mesures du pouvoir de séparation et une de la capacité à prédire l'événement seront utilisées.

2.10.1 Pouvoir de différenciation

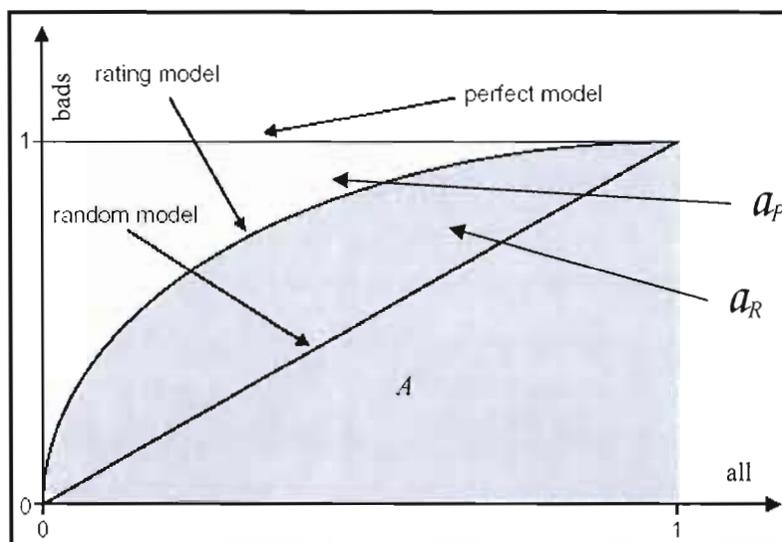
La première mesure utilisée est la statistique « Kolmogorov – Smirnov » (KS). Cette statistique représente le point où la distance est la plus grande entre la fonction de distribution cumulée des emprunteurs qui font défaut par rapport à ceux qui ne le font pas. Plus le KS est élevé, meilleure est la capacité du modèle à bien différencier les types d'emprunteurs. Cette statistique se classe dans la catégorie des tests non paramétriques. Les différentes étapes de son calcul sont décrites ci-dessous :

- 1- les observations sont classées en fonction de la probabilité de défaut de la plus élevée à la plus faible ;
- 2- la fréquence, la fréquence cumulée et le pourcentage cumulé des « bons » et des « mauvais » sont calculés pour chaque niveau de probabilité de défaut ;

- 3- la différence entre le pourcentage cumulé des « bons » et des « mauvais » est calculée pour chaque niveau de probabilité de défaut ;
- 4- l'écart le plus grand correspond à la statistique KS.

La deuxième mesure consiste à calculer la courbe « Cumulative Accuracy Profile » (CAP). Cette courbe est représentée en ordonnée par les « bads », soit la fonction de distribution cumulée des emprunteurs qui font défaut et en abscisse, par les « all », la fonction de distribution cumulée de l'ensemble des emprunteurs.

Graphique 2.10.1 Courbe « Cumulative Accuracy Profile » (CAP)



CBCB (2005)

Plus la courbe du modèle est éloignée vers le haut et la gauche, plus le modèle performe bien alors que la diagonale représente le modèle aléatoire. À partir de ce graphique, nous pouvons calculer le Coefficient Gini qui représente le quotient de deux surfaces. Le Coefficient Gini est aussi connu sous le nom de « Accuracy Ratio » (AR), il se calcule de la façon suivante :

$$AR = a_R / a_P$$

a_R = aire sous la courbe entre le « rating model » et le « random model »

a_P = aire sous la courbe entre le « perfect model » et le « rating model » .

La courbe « Receiver Operating Characteristic » est une autre option pour calculer la performance du modèle. Au lieu de mettre en perspective la distribution des prêts en défaut par rapport à la distribution de l'ensemble des emprunteurs comme le fait la courbe CAP, elle la met en relation avec la distribution des emprunteurs qui ne font pas défaut. De cette courbe découle la statistique « Area Under Curve » (AUROC) qui n'est en fait qu'une transformation linéaire du Coefficient Gini.

Le Coefficient Gini permet de valider le pouvoir de différenciation d'une caractéristique, mais aussi d'un modèle dans sa globalité. Tout comme le KS, plus sa valeur est élevée, plus le modèle est capable de bien différencier les sous-groupes de la population sous étude. Un Coefficient Gini près de 0 consiste en un modèle qui a de la difficulté à différencier les emprunteurs puisqu'une fois sur deux, il se trompe alors qu'un modèle avec un Coefficient Gini de 1 signifie qu'il arrive à différencier les sous-groupes parfaitement.

2.10.2 Pouvoir de prédiction

La dernière étape de l'analyse de performance consiste à évaluer la capacité du modèle à bien prédire la probabilité de défaut. Cette analyse consiste à réaliser une analyse comparative entre la probabilité de défaut estimée et celle qui s'est effectivement réalisée. Le modèle a été développé en utilisant des données d'un échantillon « in-sample ». Un échantillon « hold-out sample » a également été préparé pour la validation, il contient des données « in-sample » et « out-of-sample ». Plus précisément, les données de validation « in-sample » proviennent de la même période que celle utilisée pour le développement du modèle alors que les données « out-of-sample » proviennent d'une période différente. Les probabilités de défaut estimées sur les échantillons de développement et de validation peuvent donc être comparées aux défauts réels par une approche historique. La stabilité du modèle peut ainsi être sommairement évaluée.

Cette capacité à bien prédire l'événement de défaut sera mesurée à l'aide de la statistique du « goodness-of-fit » connue comme étant la statistique « Chi-square » ou encore « Hosmer-Leshmshow » (T). La statistique T permet de vérifier la capacité du modèle de prévoir la

probabilité de défaut dans des catégories d'emprunteurs (BCBC, 2005). Plus la statistique T est faible, plus le modèle est en mesure de bien estimer la réalité. Elle se calcule en créant préalablement des groupes comme par exemple des déciles, et en appliquant la formule mathématique :

$$T = \sum_{c=1}^C \left(\frac{(Y_c * \hat{\rho}_c - \phi_c)^2}{Y_c * \hat{\rho}_c * (1 - \rho_c)} \right)$$

Y_c = le nombre d'emprunteurs dans la catégorie c

$\hat{\rho}_c$ = la probabilité de défaut de la catégorie c

ϕ_c = le nombre de défaut de la catégorie c

C = le nombre de catégories avec $c = 1, 2, 3, \dots, C$.

2.11 Conclusion

La méthode de travail, présentée tout au long du chapitre, définit les diverses étapes qui seront suivies lors du développement du modèle. L'application de cette méthode permet de formaliser les travaux et d'assurer une validité des résultats qui seront obtenues lors de l'estimation du modèle.

CHAPITRE III

RÉSULTATS D'ESTIMATION

3.1 Introduction

Les variables composant le modèle initial ont été présélectionnées en fonction du Coefficient Gini, de l'IV, des tests de corrélation qui ont été réalisés et de l'intuition. Le modèle a été estimé à l'aide d'une régression logistique multivariée en utilisant une procédure « stepwise » comme le proposent Hosmer et Lemeshow (2000).

3.2 Estimation des paramètres du modèle général

L'hypothèse consiste à rejeter H_0 et vérifier que β est différent de zéro. Les premiers résultats démontrent que les variables retenues rencontrent individuellement le seuil de significativité qui a été fixé à 0,01 %. L'analyse des variables éligibles pour un rejet est présentée ci-dessous. Le test de « Wald » a été réalisé pour chaque variable du modèle.

Tableau 3.2.1 Analysis of Effects Eligible for Removal Model 1

Effect	DF	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Catactif	3	4017.5027	<.0001
Catutili	4	1805.2179	<.0001
Catnsf	2	1200.8302	<.0001
Catresidence	2	654.2928	<.0001
Homme	1	538.6600	<.0001
Catworst	4	485.2190	<.0001
Catage	3	197.8066	<.0001
Garantie	1	38.7313	<.0001
Membre	1	30.2252	<.0001

Nous remarquons que les variables présélectionnées ont toutes été retenues lors du processus d'élimination du logiciel statistique et qu'elles sont statistiquement significatives et représentatives de l'événement de défaut. La variable de l'épargne est celle qui apporte le

plus d'information pour prédire la probabilité de défaut de l'emprunteur. Elle est suivie par le pourcentage d'utilisation du crédit disponible et par le nombre de chèques sans provision que l'emprunteur a réalisé au cours de la dernière année. Par la suite, viennent dans l'ordre les caractéristiques relatives au statut résidentiel, au sexe, à la pire cote de crédit au bureau de crédit et à l'âge du débiteur. L'avant dernière variable à entrer dans le modèle correspond à la notion de garantie sur le prêt. La dernière caractéristique quant à elle représente le type de relation qui existe entre l'institution financière et l'emprunteur. Le tableau qui suit présente les résultats des paramètres de chacune des variables.

Tableau 3.2.2 Analysis of Maximum Likelihood Estimates Model 1

Parameter		DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept		1	-3.6460	0.0967	1422.4292	<.0001
Membre		1	0.1799	0.0327	30.1678	<.0001
Garantie		1	-0.2984	0.0477	39.1324	<.0001
Homme		1	0.4942	0.0217	517.6788	<.0001
Catnsf	01 nsf = 0	1	-1.0483	0.0461	517.1468	<.0001
Catnsf	02 nsf = 1	1	-0.3756	0.0588	40.7523	<.0001
Catage	01 – de 35 ans	1	-0.1043	0.0345	9.1525	0.0025
Catage	03 46 à 65 ans	1	-0.4136	0.0403	105.5506	<.0001
Catage	04 66 ans et +	1	-0.7215	0.0706	104.3832	<.0001
Catactif	01 – de 0 \$	1	2.2363	0.1014	485.9752	<.0001
Catactif	02 – de 1 000 \$ ou inconnue	1	1.5355	0.0424	1313.0134	<.0001
Catactif	03 1 001 \$ et 5 000 \$	1	0.2948	0.0500	34.7830	<.0001
Catresidence	02 Locataire	1	0.5863	0.0321	334.4940	<.0001
Catresidence	03 Autre	1	0.1237	0.0370	11.2004	0.0008
Catutili	01 Util = 0 % - 19 %	1	-0.9007	0.0393	524.3987	<.0001
Catutili	02 Util = 20 % - 49 %	1	-0.6575	0.0456	207.9403	<.0001
Catutili	03 Util = 50 % - 99 %	1	-0.2991	0.0399	56.1917	<.0001
Catutili	04 Util >= 100%	1	0.3039	0.0717	17.9763	<.0001
Catworst	01 1 et + major	1	1.0026	0.0666	226.7287	<.0001
Catworst	02 1, 2 or 3 minor et no major	1	0.8897	0.0688	167.3522	<.0001
Catworst	04 1 à 9 stat no der.	1	0.3902	0.0608	41.2356	<.0001
Catworst	03 99 NHNS	1	0.4217	0.0677	38.8205	<.0001

Le modèle cherche à démontrer la relation qui existe entre le profil de l'emprunteur et l'événement de défaut. Dans cet ordre d'idées, les variables continues ont été discrétisées afin de représenter cette relation qualitative. La catégorisation est également nécessaire en raison

du caractère particulier des variables utilisées. Les coefficients de chacune des catégories rencontrent individuellement le seuil de 0,01 %. Nous remarquons par ailleurs que les estimations vont pratiquement toutes dans la direction attendue à l'exception d'une seule qui sera discutée un peu plus loin.

Les paramètres de la variable épargne démontrent bien la dynamique qui existe entre l'emprunteur et la probabilité de défaut ; plus le niveau d'épargne est faible au moment de la demande de crédit plus le risque qu'un défaut survienne durant la période de performance augmente. Nous remarquons également que le niveau d'utilisation du crédit disponible au moment de la demande de crédit est un déterminant de la probabilité de défaut. Le risque de défaut de paiement est plus élevé pour les emprunteurs qui n'ont pas de références de crédit ou dont le niveau de crédit déjà alloué est très utilisé. Nous remarquons de la même façon que le demandeur de crédit qui a peu ou pas de chèques sans provision dans l'année qui précède sa demande de crédit possède un risque inférieur à celui qui s'est vu retourner plusieurs chèques. Le statut résidentiel est également un élément significatif. Les emprunteurs qui louent leur logement sont plus risqués que ceux qui sont propriétaires. Nous remarquons parallèlement que les hommes sont plus risqués que les femmes, nous n'avons pas à cette étape-ci d'indices qui peut expliquer ce constat.

Le comportement passé par rapport à la consommation de crédit alloué est aussi prédictif du comportement futur. Les emprunteurs qui utilisent du crédit sans jamais avoir eu de clauses dérogatoires sont moins risqués que ceux qui ont eu des retards, soit mineurs ou majeurs, ou bien qui ont eu des défauts de paiement ou encore qui ne sont tout simplement pas établis au crédit. Le cycle de vie a également des répercussions sur la consommation du crédit et la probabilité de défaut. Cette relation est représentée par les coefficients des catégories de la variable âge. Le risque est plus élevé pour les personnes des segments de 45 ans et moins que pour ceux des 46 ans et plus. Ceci est certainement expliqué par un besoin accru de crédit dans la première partie du cycle de vie où les revenus sont plus faibles et les engagements financiers plus élevés alors que dans la deuxième, la richesse augmente et les besoins en crédit diminuent. Nous remarquons que le degré de significativité du segment 35 ans et moins est plus faible que les autres au niveau du test de « Wald ». Même si le niveau de 0,01 % est

atteint, nous remarquons que cette catégorie est la moins représentative de toutes. Nous aurions pu nous attendre à ce que la relation entre ce segment et celui de référence, qui est les 36 à 45 ans, soit représentée par un signe négatif. Plus précisément, nous aurions pu nous attendre à ce que le segment des plus jeunes soit le plus risqué de tous et que sa probabilité de défaut soit légèrement supérieure à celle du segment de référence. Ce résultat est peut être dû au fait que les jeunes doivent bien souvent présenter des garanties pour se voir octroyer du crédit. Ces résultats vaudraient la peine d'être investigués plus en détail.

La variable garantie démontre que le risque est inférieur lorsque le crédit est cautionné par un moyen quelconque, comme par exemple, à l'aide d'un co-emprunteur ou d'une caution. Fait étonnant, nous aurions pu nous attendre à un effet différent pour la variable membre. Même si son niveau prédictif est plutôt faible, nous aurions pu nous attendre à un niveau de risque inférieur pour les clients membres par rapport à ceux qui ne le sont pas. Cette situation pourrait être due au fait que l'institution financière prend moins de risque avec la clientèle qu'elle ne connaît pas et accepte des dossiers de meilleure qualité dans ce segment.

3.3 Résultats de l'estimation du modèle général

Le modèle a par la suite été testé dans sa globalité afin de vérifier que l'ensemble des variables sont significatives simultanément. Le tableau qui suit présente les différents résultats obtenus pour les tests statistiques « Likelihood Ratio », « Score » et « Wald ».

Tableau 3.3.1 Testing Global Null Hypothesis: BETA=0 Model 1

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	9295.1126	21	<.0001
Score	8800.7693	21	<.0001
Wald	7066.9304	21	<.0001

Les statistiques calculées pour évaluer le modèle dans sa globalité rencontrent toutes le seuil critique de 0,01 %. Les variables dans leur ensemble sont significatives tout comme elles l'étaient au niveau individuel. Le modèle est considéré comme convenable.

Des statistiques comparatives tels le « Akaike Information Criterion », le « Schwarz Criterion » et le « -2 Log L » ont par la suite été calculées. Le tableau ci-dessous présente les différentes valeurs qui ont été obtenues pour le modèle général. Ces statistiques n'ont pas de valeur en soit sinon qu'elles doivent être comparées à celles d'un autre modèle pour leur donner une signification.

Tableau 3.3.2 Model Fit Statistics Model 1

Criterion	Intercept Only	Intercept And Covariates
AIC	70695.211	61442.099
SC	70704.749	61651.931
-2 Log L	70693.211	61398.099

Nous nous intéressons particulièrement à la colonne « Intercept and Covariates ». Nous cherchons le modèle qui a les valeurs les plus petites. Ceci signifie que le modèle de référence représente mieux la réalité que le modèle auquel il est comparé. Une meilleure représentation ne se fait pas pour autant au détriment d'une suradaptation puisque les statistiques allouent une pénalité pour l'accroissement du nombre de degrés de liberté. Les valeurs de ces statistiques seront confrontées à celles qui seront obtenues lors de l'estimation du modèle général avec variables macroéconomiques.

Par ailleurs, d'autres tests seront réalisés afin d'évaluer la capacité du modèle à différencier les types d'emprunteurs et à estimer leur probabilité de défaut.

3.4 Estimation des paramètres du modèle avec variables macroéconomiques

L'hypothèse de travail consiste à rejeter H_0 et vérifier que δ est différent de zéro. Suite à la première estimation du modèle présentée précédemment, des variables macroéconomiques ont été introduites afin de vérifier la capacité prédictive du modèle et ainsi vérifier si l'intégration de ces nouvelles variables permet d'augmenter la performance. Un choix a dû être fait lors de la sélection des variables macroéconomiques afin d'éviter d'introduire de la colinéarité dans le modèle.

Le tableau ci-dessous présente les résultats du test de « Wald » et les niveaux de significativité pour chacune des variables du modèle qui inclut les variables macroéconomiques « Model 2 ». Seulement deux des variables macroéconomiques introduites dans le modèle ont été retenues dans le processus d'élimination itératif.

Tableau 3.4.1 Analysis of Effects Eligible for Removal Model 2

Effect	DF	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Catactif	3	4017.5027	<.0001
Catutili	4	1805.2179	<.0001
Catnsf	2	1200.8302	<.0001
Catresidence	2	654.2949	<.0001
Homme	1	538.6292	<.0001
Catworst	4	485.1988	<.0001
Catage	3	197.8042	<.0001
Garantie	1	38.7312	<.0001
Tx_ch_T-1	1	36.5474	<.0001
Ind_conf_T-1	1	32.6514	<.0001
Membre	1	10.6066	0.0011

Nous remarquons que les variables macroéconomiques introduites dans le modèle sont statistiquement significatives et peuvent expliquer en partie l'événement de défaut. Chacune d'elles rencontre le seuil critique de 0,01 %. Mise à part la variable membre, la classification des variables individuelles et la valeur du test de « Wald » pour chacune d'elles sont identiques que dans le cas du modèle général. L'épargne est la caractéristique la plus significative (elle génère également l'effet empirique le plus important), suivie du pourcentage d'utilisation du crédit disponible, du nombre de chèques sans provision, du statut résidentiel, du sexe, de la pire cote de crédit au bureau de crédit, de l'âge du débiteur et de la garantie.

Le taux de chômage et l'indice de confiance des consommateurs du trimestre précédant la demande de crédit sont plus significatifs que la variable membre, qui identifie le type de relation entre le client et l'institution financière, en comparaison au modèle général. La statistique de « Wald » a diminué pour la caractéristique membre.

Le tableau qui suit présente les paramètres estimés pour le deuxième modèle qui inclut les variables macroéconomiques. Encore une fois, tous les coefficients rencontrent le seuil de 0,01 %.

Tableau 3.4.2 Analysis of Maximum Likelihood Estimates Model 2

Parameter		DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
Intercept		1	-3.1982	0.1778	323.5183	<.0001
Membre		1	0.1132	0.0348	10.6000	0.0011
Garantie		1	-0.2906	0.0477	37.0450	<.0001
Homme		1	0.4946	0.0217	518.2142	<.0001
Catnsf	01 nsf = 0	1	-1.0489	0.0461	517.3971	<.0001
Catnsf	02 nsf = 1	1	-0.3754	0.0589	40.6846	<.0001
Catage	01 - de 35 ans	1	-0.0990	0.0345	8.2426	0.0041
Catage	03 46 à 65 ans	1	-0.4149	0.0403	106.1781	<.0001
Catage	04 66 ans et +	1	-0.7202	0.0707	103.8490	<.0001
Catactif	01 - de 0 \$	1	2.2211	0.1015	478.4117	<.0001
Catactif	02 - de 1 000 \$ ou inconnue	1	1.5331	0.0424	1308.5125	<.0001
Catactif	03 1 001 \$ et 5 000 \$	1	0.2946	0.0500	34.7129	<.0001
Catresidence	02 Locataire	1	0.5760	0.0321	322.0286	<.0001
Catresidence	03 Autre	1	0.1230	0.0370	11.0674	0.0009
Catutili	01 Util = 0% - 19%	1	-0.9063	0.0393	530.6023	<.0001
Catutili	02 Util = 20% - 49%	1	-0.6618	0.0456	210.5975	<.0001
Catutili	03 Util = 50% - 99%	1	-0.3005	0.0399	56.6798	<.0001
Catutili	05 Util >= 100%	1	0.2961	0.0717	17.0516	<.0001
Catworst	01 1 et + major	1	0.9996	0.0666	225.2053	<.0001
Catworst	02 1, 2 or 3 minor et no major	1	0.8865	0.0688	165.9716	<.0001
Catworst	04 1 à 9 stat no der.	1	0.3870	0.0608	40.5230	<.0001
Catworst	03 99 NHNS	1	0.4160	0.0677	37.7472	<.0001
Tx_ch_T-1		1	0.0252	0.00439	32.7986	<.0001
Ind_conf_T-1		1	-0.00648	0.00151	18.4795	<.0001

Les variables macroéconomiques ont seulement un degré de liberté. Elles n'ont pas été catégorisées quoique l'option ait été évaluée. Ce choix a été fait considérant qu'à la différence des autres variables qui sont utilisées pour le modèle, ces dernières n'ont pas de dimension qualitative et sont continues. La linéarité entre les variables macroéconomiques utilisées et l'événement de défaut a tout de même été vérifiée pour s'en assurer.

Nous remarquons que le log des « odds » de la probabilité de défaut est plus élevé de 0,0252 lorsque le taux de chômage du trimestre précédent est plus élevé de 1 %. Par ailleurs, la relation entre cette variable et la probabilité de défaut va dans la direction attendue. Nous nous attendions à ce que la probabilité de défaut soit plus élevée dans les régions et périodes où le taux de chômage est plus élevé. Pour l'indice de confiance des consommateurs du trimestre précédent la demande de crédit, la relation va également dans la direction attendue. Le log des « odds » est plus faible de 0,00648 lorsque l'indice de confiance est plus élevé de 1. Ces résultats sont donc conformes aux attentes.

Lorsque nous comparons les paramètres de chacune des variables du modèle, nous remarquons que les variables macroéconomiques, malgré qu'elles soient statistiquement significatives, ont très peu d'effet sur la probabilité de défaut. Tel que présenté ci-dessus, le changement dans le log des « odds » induit par une variation de ces variables est très faible comparativement aux variables individuelles qui ont été utilisées.

3.5 Résultats de l'estimation du modèle avec variables macroéconomiques

Le modèle a par la suite été testé dans sa globalité afin de vérifier que l'ensemble des variables sont significatives simultanément en incluant les nouvelles variables macroéconomiques. Le tableau qui suit présente les différents résultats obtenus pour les tests statistiques « Likelihood Ratio », « Score » et « Wald ».

Tableau 3.5.1 Testing Global Null Hypothesis: BETA=0 Model 2

Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	9343.7277	21	<.0001
Score	8841.0095	21	<.0001
Wald	7096.3367	21	<.0001

Les statistiques calculées pour évaluer le modèle dans sa globalité rencontrent toutes le seuil critique de 0,01 %. Les variables sont donc significatives dans leur ensemble tout comme elles l'étaient au niveau individuel. Le modèle est considéré comme convenable.

Le « Akaike Information Criterion », le « Schwarz Criterion » et le « -2 Log L » ont par la suite été calculés. Le tableau ci-dessous présente les différentes valeurs qui ont été obtenues pour le modèle avec variables macroéconomiques.

Tableau 3.5.2 Model Fit Statistics Model 2

Criterion	Intercept Only	Intercept And Covariates
AIC	70695.211	61397.483
SC	70704.749	61626.392
-2 Log L	70693.211	61349.483

Tel que signalé au point 4.3.2, ces statistiques permettent de comparer des modèles entre eux. Nous nous intéressons au modèle pour lequel les statistiques sont les plus faibles. Nous remarquons que le modèle avec variables macroéconomiques possède les valeurs les plus faibles pour les trois statistiques. Nous sommes donc en mesure de confirmer que le modèle qui inclut des variables macroéconomiques représente mieux l'événement de défaut que le modèle général.

3.6 Capacité des modèles à différencier les populations

La prochaine étape consiste à déterminer la capacité des modèles à différencier les « bons » des « mauvais » emprunteurs. À cette fin, des statistiques comparatives ont été calculées et comparées. Deux principaux indicateurs sont utilisés pour réaliser cet exercice. Le premier consiste à calculer l'« AUROC » qui est une transformation linéaire du Coefficient Gini, le deuxième, consiste à calculer le « KS ». Les définitions de ces statistiques et les équations mathématiques pour les calculer ont été présentées au chapitre II aux sections 2.8 et 2.10.1. L'utilisation de ces deux statistiques est reconnue tant dans la théorie que dans la pratique.

3.6.1 Différenciation sur l'échantillon de développement

Le tableau ci-après présente les statistiques « AUROC » et « KS » qui ont été calculées sur les échantillons de développement du modèle général et du modèle avec variables macroéconomiques.

Notre première constatation est que les valeurs obtenues pour ces statistiques sont très près l'une de l'autre et que le modèle avec les variables macroéconomiques obtient tout de même des valeurs supérieures.

Tableau 3.6.1 « AUROC » et « KS » pour l'échantillon de développement

Modèle	AUROC	KS
Modèle général	0.767	0.410
Modèle avec variables macroéconomiques	0.768	0.412

Les valeurs obtenues pour le « AUROC » et le « KS » démontrent que le modèle général et le modèle avec variables macroéconomiques arrivent à bien différencier le risque pour les nouvelles expositions qui ont été octroyées. Les résultats illustrent que l'ajout de variables macroéconomiques permet d'augmenter, bien que très modestement, la performance du modèle en terme de capacité à différencier les types d'emprunteurs.

3.6.2 Différenciation sur l'échantillon de validation « in-sample »

La robustesse du modèle a été testée sur deux échantillons prévus à cette fin. La première validation a été réalisée sur un échantillon « in-sample ». Ces données proviennent de la même période que celle qui a été utilisée pour développer le modèle. Le tableau ci-dessous présente les résultats qui ont été obtenus.

Tableau 3.6.2 « AUROC » et « KS » pour l'échantillon de validation « in-sample »

Modèle	AUROC	KS
Modèle général	0.767	0.411
Modèle avec variables macroéconomiques	0.768	0.411

Nous remarquons que la performance des modèles se maintient sur ce premier échantillon de validation. Les valeurs obtenues pour le « AUROC » démontrent que le modèle avec variables macroéconomiques obtient une performance modestement supérieure. Le « KS » quant à lui démontre une performance pour le moins similaire.

3.6.3 Différenciation sur l'échantillon de validation « out-of-sample »

La deuxième validation a été réalisée sur un échantillon « out-of-sample ». Ces données proviennent d'une période différente de celle qui a été utilisée pour développer le modèle. Le tableau ci-dessous présente les résultats de l'« AUROC » et du « KS » qui ont été obtenus.

Tableau 3.6.3 « AUROC » et « KS » pour l'échantillon de validation « out-of-sample »

Modèle	AUROC	KS
Modèle général	0.756	0.399
Modèle avec variables macroéconomiques	0.756	0.395

Nous remarquons que la performance des deux modèles est inférieure sur l'échantillon de validation « out-of-sample » comparativement à celle utilisée pour le développement ou pour la validation « in-sample ». La performance des modèles s'est légèrement dégradée mais l'écart par rapport à l'échantillon de développement est faible. Il est également noté que le modèle avec les variables macroéconomiques ne performe pas mieux que le modèle général (la statistique « AUROC est identique pour les deux modèles alors que le « KS » est de 0,004 inférieur dans le cas du modèle avec variables macroéconomiques).

Des recherches additionnelles ont été réalisées sur cet échantillon afin de vérifier si certains segments pouvaient bénéficier de façon plus importante de l'apport d'information des variables macroéconomiques.

Tableau 3.6.4 « AUROC » et « KS » pour les clientèles non-membres

Modèle	AUROC	KS
Modèle général	0.712	0.320
Modèle avec variables macroéconomiques	0.715	0.326

Nous avons remarqué que lorsque nous segmentons les clientèles non-membres de celles qui le sont, le modèle avec les variables macroéconomiques obtient les meilleurs résultats. Cette

situation pourrait être dû au fait que l'information de type individuel étant plus limitée lorsque l'emprunteur est non-client de l'institution, l'ajout de variables de marché compenserait ce manque.

3.7 Capacité des modèles à estimer la probabilité de défaut

La dernière étape pour évaluer la performance des modèles consiste à évaluer leur capacité à prédire l'événement de défaut. Cet exercice sera réalisé en effectuant le test du « Chi-carré » qui est également connu sous le nom du test de « Hosmer et Lemeshow ». Lors de cette étape, nous évaluerons le nombre de défauts prédits par les modèles que nous comparerons au nombre de défauts qui se sont effectivement réalisés. Tout comme pour la section sur la capacité des modèles à différencier les emprunteurs, les estimations de la probabilité de défaut seront validées sur un échantillon « in-sample » et « out-of-sample ».

3.7.1 Test du « Chi-carré » sur l'échantillon de développement

Nous avons voulu, dans une première étape, vérifier et comparer la capacité des modèles à estimer la probabilité de défaut sur l'échantillon de développement. Pour cet exercice, nous avons utilisé un regroupement par région géographique afin de comparer les probabilités de défaut prédites et celles réalisées dans chacune des régions utilisées pour le développement du modèle.

Tableau 3.7.1 Test du « Chi-carré » sur l'échantillon de développement

Modèle	Développement
Modèle général	313
Modèle avec variables macroéconomiques	295

Nous remarquons que pour l'échantillon de développement, le test du « Chi-carré » est plus faible pour le modèle avec les variables macroéconomiques que pour le modèle général. Ce résultat démontre que le modèle qui inclut les variables macroéconomiques arrive à mieux prédire la probabilité de défaut que le modèle général pour l'échantillon de développement.

3.7.2 Test du « Chi-carré » sur les échantillons de validation

Nous voulons maintenant vérifier le pouvoir prédictif des modèles sur les échantillons de validation. Pour cet exercice, nous allons vérifier la capacité des modèles à prédire l'événement de défaut pour chacun des trimestres de la période d'observation.

Tableau 3.7.2.1 Test du « Chi-carré » pour les échantillons de validation

Modèle	Validation « in-sample »	Validation « out-of-sample »
Modèle général	81	48
Modèle avec variables macroéconomiques	71	79

Nous remarquons que pour l'échantillon de validation « in-sample », le modèle avec les variables macroéconomiques performe mieux que le modèle général. En ce qui a trait aux résultats pour l'échantillon de validation « out-of-sample », nous observons que le modèle avec variables macroéconomiques performe moins bien. Ce résultat est contre-intuitif et mérite d'être exploré.

Tableau 3.7.2.2 Probabilité de défaut pour le validation « out-of-sample »

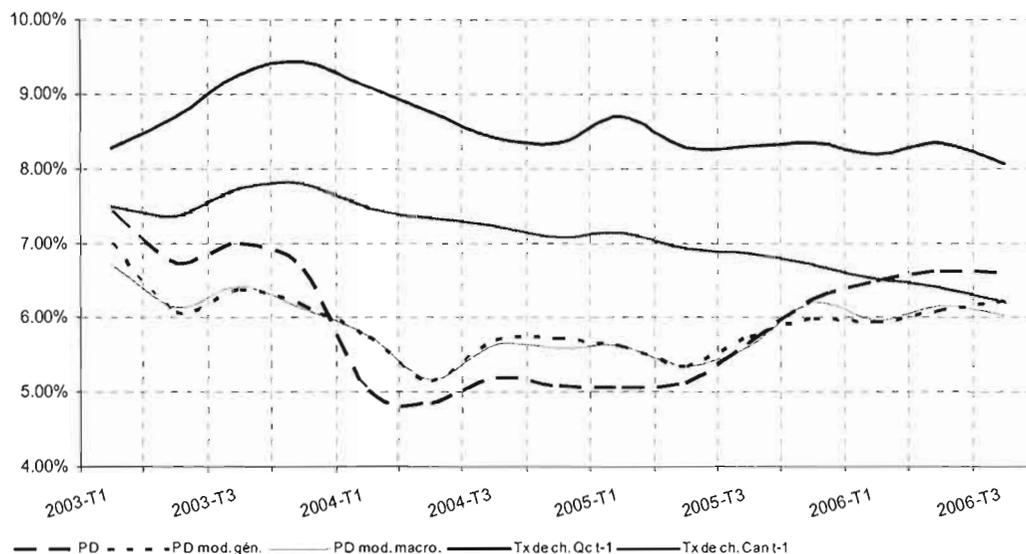
Trimestre	PD	PD Modèle avec variables macroéconomiques	PD Modèle général
2003-T1	7.42%	6.714%	6.991%
2006-T2	6.62%	6.159%	6.097%
2006-T3	6.60%	6.034%	6.233%

Le modèle général performe mieux pour T1-2003 et T3-2006. Ces deux trimestres correspondent respectivement aux premier et dernier trimestres de la période d'observation qui a servi à la validation des modèles. Nous distinguons que la probabilité de défaut est supérieure pour cette période comparativement à celle observée lors du développement des modèles qui était en moyenne de 5,79 %. Cette différence dans la composition du portefeuille pourrait expliquer en partie la difficulté du modèle avec variables macroéconomiques lors de ces deux trimestres. Nous remarquons également au cours de cette période des variations au niveau du taux de chômage qui pourraient aussi expliquer en partie les difficultés du modèle.

3.7.3 Évolution du taux de chômage et de la probabilité de défaut

Le graphique ci-dessous présente les taux de chômage canadien et québécois retardés d'un trimestre et la probabilité de défaut réelle et projetée par les deux modèles. Nous remarquons que la probabilité de défaut suit la tendance du taux de chômage. Elle est plus élevée pour les prêts octroyés lorsque le taux de chômage était plus élevé alors qu'elle est plus faible lorsque le taux de chômage était plus faible.

Graphique 3.8 Évolution du taux de défaut et du taux de chômage



Nous observons qu'en début et en fin de période d'observation, la probabilité de défaut ne suit pas la tendance désirée, elle diminue alors que le taux de chômage monte et elle augmente alors que le taux diminue. Comme le modèle ne couvre pas une période suffisamment longue, la totalité d'un cycle économique n'est pas captée. Mise à part les premier et dernier trimestres de la période de validation, nous remarquons que la tendance de long terme du modèle qui inclut les variables macroéconomiques démontre une performance supérieure. D'ailleurs, sur quinze trimestres observés, ce modèle a mieux prédit la probabilité de défaut dix fois comparativement à cinq pour le modèle général. Une période de développement plus longue permettrait d'augmenter la robustesse du modèle.

3.8 Conclusion

Dans le cours du chapitre III, nous avons présenté les travaux d'estimation des modèles. Nous avons débuté par estimer les paramètres du modèle général et nous avons calculé par la suite les différentes statistiques permettant de valider les variables individuellement tout comme en groupe. Les résultats obtenus démontrent que les variables retenues sont statistiquement significatives et que le modèle prédit convenablement l'événement de défaut.

Dans une deuxième étape, nous avons procédé à intégrer des variables macroéconomiques au modèle général. Par les résultats obtenus, nous avons remarqué que les variables additionnelles sont également statistiquement significatives et que ce deuxième modèle prédit aussi convenablement l'événement de défaut.

Lors de la troisième étape, nous avons comparé la performance des deux modèles et nous avons remarqué que le modèle qui inclut les variables macroéconomiques représente mieux l'événement de défaut que le modèle général. Nous avons aussi calculé et comparé les diverses statistiques qui permettent d'évaluer la performance des modèles. Nous avons remarqué qu'ils arrivent à bien différencier les populations et prédisent convenablement la probabilité de défaut. Les résultats obtenus ont démontré que $H_0 : \delta \neq 0$. Nous pouvons conclure que les variables macroéconomiques introduites dans le modèle ajoutent de l'information au modèle de base.

CONCLUSION

Les modèles de risque de crédit à la consommation sont largement utilisés et leur origine remonte aux années cinquante. Le projet de mémoire a consisté en une première étape à étudier les origines et l'évolution de ce type de modèles à l'aide de la littérature pertinente disponible sur le sujet. En une deuxième étape, le projet a consisté à évaluer empiriquement un modèle à l'aide de données provenant d'un portefeuille de crédit d'une institution financière. L'objectif de travail consistait à vérifier si l'ajout de variables macroéconomiques permettait d'augmenter la performance du modèle général.

Les avantages du recours aux modèles de risque dans l'industrie du crédit sont bien connus et les auteurs cités ont réalisé des études sur le sujet pour le démontrer. Dans le cas présent, nous avons voulu évaluer un modèle de base auquel nous avons ajouté des variables de marché afin de vérifier leur apport prédictif. Nous voulions aussi vérifier si la probabilité de défaut variait en fonction de l'état de l'économie.

L'hypothèse de travail $H_0: \delta = 0$ a été rejetée, nous avons trouvé que les variables macroéconomiques retenues étaient statistiquement significatives et que le nouveau modèle représentait mieux l'événement de défaut que le modèle de base. Au niveau du pouvoir de différenciation et de prédiction, nous avons remarqué que les deux modèles performaient à des niveaux satisfaisants. Le modèle avec variables macroéconomiques a tout de même démontré une performance marginalement supérieure pour les trimestres de la période de développement et de validation « in-sample ». Dans l'échantillon de validation « out-of-sample », le modèle n'a pas été en mesure de démontrer significativement une performance supérieure. Cette sous-performance pourrait être due à des effets externes tels que les niveaux de défaut différents dans les deux échantillons et l'utilisation d'une période d'observation qui n'est pas suffisamment longue pour capter un cycle économique. Ces questions mériteraient d'être approfondies.

Le modèle empirique qui a été présenté se voulait une tentative élémentaire d'intégrer des variables de marché dans un modèle de risque de crédit à l'octroi. Tel que mentionné au cours de la recherche, d'autres approches et méthodes auraient pu être utilisées. Dans le cadre d'une recherche future, de nouvelles avenues pourraient être explorées afin de mieux intégrer ce type de variables.

En bout de ligne, comme les projections futures sont basées sur des relations entre des caractéristiques et des événements passés, une meilleure connaissance des raisons menant au défaut de paiement aurait des répercussions positives sur l'exactitude des anticipations et améliorerait la gestion du risque de crédit des banques.

BIBLIOGRAPHIE

- Akhavein, J., W. Scott et L. J. White. 2005. «The diffusion of financial innovations: an examination of the adoption of small business credit scoring by large banking organizations». *Journal of Business*, vol. 78, no 2, p. 577-596.
- Allen, L., G. Delong et A. Saunders. 2004. «Issues in the credit risk modeling of retail markets». *Journal of Banking & Finance*, no 28, p. 727-752.
- Altman, E. I. 1968. «Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy». *Journal Finance*, no 23, p. 589-609.
- Altman, E. I. et A. Saunders. 1998. «Credit risk measurement : Developments over the last 20 years». *Journal of Banking & Finance*, no 21, p. 1721-1742.
- Avery, R. B., R. W. Bostic, P. S. Calem et G. B. Canner. 1996. «Credit Risk, Credit Scoring, and the Performance of Home Mortgages». *Federal Reserve Bulletin*, vol. 82, no 7, p. 621-648.
- Avery, R. B., R. W. Bostic, P. S. Calem et G. B. Canner. 2000. «Credit Scoring: Statistical Issues and Evidence from Credit-Bureau Files». *Real Estate Economics*, vol. 28, no 3, p. 523-547.
- Avery, R. B., P. S. Calem et G. B. Canner. 2004. «Consumer credit scoring: Do situational circumstances matter?». *Working paper 146*. Banque des Règlements Internationaux, Bâle.
- Berger, A. N., W. S. Frame et N. H. Miller. 2002 (avril). «Credit scoring and the availability, price, and risk of small business credit». *Paper*. Federal Reserve Board.
- Berger, A. N. 2003. «The economic effects of technological progress: Evidence from the banking industry». *Journal of Money, Credit and Banking*, vol. 35, no 2 (avril), p. 141-176.
- Berger, A. N., W. S. Frame et N. H. Miller. 2005. «Credit scoring and the availability, price, and risk of small business credit». *Journal of Money, Credit and Banking*, vol. 37, no 2 (avril), p. 191-222.
- Bofondi, M. et F. Lotti. 2006. «Innovation in the retail banking industry: The diffusion of credit scoring». *Review of Industrial Organization*, no 28 (décembre), p. 343-358.
- Boyer, R., M. Dehove et D. Plihon. 2004. «Les crises financières». *Conseil d'analyse économique*, Rapport du 1^{er} trimestre 2004, Banque de France, 413 p.

Comité de Bâle sur le contrôle bancaire. 2004. «Convergence internationale de la mesure et des normes de fonds propres». Banque des Règlements Internationaux, Bâle.

Comité de Bâle sur le contrôle bancaire. 2005. «Studies on the validation of internal rating systems». *Working paper 14*. Banque des Règlements Internationaux, Bâle.

Comité de Bâle sur le contrôle bancaire. 2007. «History of the Basel Committee and its membership». Banque des Règlements Internationaux, Bâle.

Dielman, T. E. 1998. «The Pooled cross-sectional and time series data analysis». Marcel Dekker. New York.

Durand, D. 1941. «Risk elements in consumer instalment financing». *National Bureau of Economics Research*, New York.

Engelmann, B. et R. Rauhmeier. 2006. «The Basel II risk parameters: Estimation, validation and stress testing». *Bernd Engelmann and Robert Rauhmeier (Editors)*. Berlin Heidelberg: Springer.

Fair Isaac Corporation. 2002. «VISA Desjardins technical review». *Document confidentiel*. Montréal.

Fisher, R. A. 1936. «The use of multiple measurements in taxonomic problems». *Annals of Eugenics*, no 7, p. 179-188.

Greene, W. H. 1992. «A statistical model for credit scoring». *Paper*. New York University.

Hand, D. J. et W. E. Henley. 1997. «Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: A Review». *Journal of the Royal Statistical Society*. Vol. 160, No. 3, p. 523-541.

Harrell, F. E. 2001. «Regression modeling strategies». New York: Springer.

Hayden, E. 2006. «Estimation of a rating model for corporate exposures». In *The Basel II Risk Parameters*. Bernd Engelmann and Robert Rauhmeier (Editors), p. 13-24. Berlin Heidelberg: Springer.

Hayden, E. et D. Porath. 2006. «Statistical methods to develop rating models». In *The Basel II Risk Parameters*. Bernd Engelmann and Robert Rauhmeier (Editors), p. 1-12. Berlin Heidelberg: Springer.

Hosmer, D. W. et S. Lemeshow. 2000. «Applied Logistic Regression». *John Wiley & Sons (Editors)*. Second Edition, Wiley Inter-Science.

Johnston, J. et J. Dinardo. 1997. «Econometrics methods». *Lucille Sutton and Curt Berkowitz (Editors)*. Fourth Edition, McGraw-Hill.

Klapper, L. F. et E. Krauss. 2002. «The Information Infrastructure of South Africa». Mimeo, World Bank.

Leonard, K. J. 1996. «Information systems and benchmarking the credit scoring industry». *Benchmarking for Quality Management & Technology*, vol. 3, no 1, p. 38-44.

Medema, L., R. Koning et R. Lensink. 2007. «A practical approach to validating a PD model». *Discussion paper*, University of Groningen.

Porath, D. 2006. «Scoring models for retail exposures». In *The Basel II Risk Parameters*. Bernd Englemann and Robert Rauhmeier (Editors), p. 26-37. Berlin Heidelberg: Springer.

Schreiner, M. 2000. «Credit Scoring for Microfinance: Can It Work?» *Journal of Microfinance*, vol. 2, no. 2, p. 105-118.

Straka, J. W. 2000. «A shift in the mortgage landscape: The 1990s move to automated credit evaluations». *Journal of Housing Research*, vol. 11, no 2, p. 207-232.

Thomas, L. C. 2000. «A survey of credit and behavioural scoring: Forecasting financial risk of lending to consumers». *International Journal of Forecasting*, no 16, p. 149-72.

Thomas, L. C. 2003. «Consumer Credit Modelling: Context and Current Issues». *Paper*. University of Southampton.

Thoroval, P.-Y. et A. Duchateau. 2003. «Stabilité financière et nouvel accord de Bâle». *Revue de la stabilité financière*, Banque de France, no 3, p. 53-67.