

HEC MONTRÉAL

**Analyse de la prise en compte de la capacité à payer
dans la cote de risque pour les défauts des particuliers**

par

Alexandre Carboni

Science de la gestion

Mémoire présenté en vue de l'obtention
Du grade de maîtrise ès sciences
(*M. Sc.*)

Juillet 2007
Alexandre Carboni

SOMMAIRE

Pour gérer le risque de crédit aux particuliers, les institutions financières utilisent une cote de risque de défaut fournie par un bureau de crédit externe ainsi qu'un modèle interne, souvent développé à partir de la cote externe, pour assurer le suivi du client admis dans le portefeuille de crédit. À la lumière des informations disponibles, cette cote de risque de défaut ne tient pas compte du revenu, ni des dépenses mensuelles. Ainsi, nous étudions la relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut.

Ce travail vérifie trois hypothèses : 1) la cote de risque de défaut n'explique pas la capacité à payer; 2) la cote de risque de défaut est un indicateur de délinquance contrairement à la capacité à payer; 3) la capacité à payer est significative pour estimer le défaut. Nous nous basons sur Thomas (2005) pour définir l'indicateur de capacité à payer. Nous utilisons les études de Dionne et al. (1996) ainsi que Avery et al. (2004) pour vérifier notre deuxième hypothèse, par les moindres carrés ordinaires. Puis, notre évaluation de la troisième hypothèse est basée sur l'article de Zhu, Beling et Overstreet (2001), en utilisant une régression logistique sans aucune variable de contrôle. Nos résultats infirment la première hypothèse. Ainsi, la cote de risque de défaut parvient à expliquer la capacité à payer implicitement à travers la performance historique. Ceci s'explique par la forte relation historique entre la capacité à effectuer ses paiements de crédit dans les délais et la capacité à payer. Nos résultats montrent que la cote de risque de défaut parvient à expliquer le revenu sans avoir l'information dans son calcul. Ensuite, nous confirmons notre deuxième hypothèse. Ainsi, la cote de risque de défaut est davantage un indicateur de délinquance contrairement à la capacité à payer. Enfin, la capacité à payer est efficace pour prédire le défaut uniquement lorsque la cote de risque de défaut n'est pas prise en compte, ce qui signifie que la cote de risque de défaut est très efficace pour expliquer le défaut et qu'elle parvient à capter une partie importante de la capacité à payer. Ce résultat est également vrai en utilisant une capacité à payer endogène.

Ce travail se distingue en étant le premier à observer la relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut. De plus, il suggère que certaines variables non comprises dans la cote de risque de défaut méritent d'être considérées telles que les dépenses mensuelles et les actifs tangibles. Par contre, le revenu n'apporte aucune valeur ajoutée. Pour pallier à cette lacune, nous suggérons un nouvel indicateur à observer en plus de la cote de risque de défaut. Nous apportons également l'idée que la cote de risque de défaut actuelle représente davantage un indicateur de délinquance. D'autres recherches peuvent être effectuées sur la construction d'une nouvelle cote prenant en compte simultanément la capacité à payer et la cote de risque de défaut.

Mots clés : risque de crédit des particuliers, cote de risque de défaut, capacité à payer, estimation du défaut, prêts à terme

Table des matières

SOMMAIRE	ii
Table des matières	iv
Liste des tableaux	vi
Liste des figures.....	vi
CHAPITRE 1. Introduction.....	1
CHAPITRE 2. Revue de la littérature	5
2.1 La cote de risque de défaut aux particuliers	5
2.1.1 Historique du pointage de crédit	5
2.1.2 L'endettement au Québec.....	7
2.1.3 L'évaluation du risque de crédit aux particuliers	8
2.1.4 Fonctionnement des cotes de risque	10
2.1.5 Problématique associée à la cote de risque de défaut externe	15
2.1.6 Tendances chez les cotes de risque	17
2.2 Capacité à payer chez les particuliers.....	17
2.2.1 Définition de la capacité à payer	17
2.2.2 Indicateur de capacité à payer utilisé par les institutions	18
2.2.3 Problématique associée à la capacité à payer	19
2.2.4 Solutions actuelles à la cote de risque de défaut	21
2.2.5 Relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut	22
2.3. Contexte et recherches sur le risque de crédit aux particuliers	22
2.3.1 La réglementation.....	23
2.3.2 Modélisation du crédit aux particuliers	24
2.3.3 Études sur la gestion du risque de crédit aux particuliers	25
2.3.4 Combinaison de pointages.....	29
2.3.5 Rappel des hypothèses du travail	30
CHAPITRE 3. Données	31
CHAPITRE 4. Méthodologie de recherche.....	35
4.1 Construction d'un indicateur de capacité à payer	35
4.2 Relation entre l'indicateur de capacité à payer et la cote de risque de défaut	39
4.3 Estimation du défaut.....	44
CHAPITRE 5. Résultats	50
5.1 Construction d'un indicateur de capacité à payer et estimation du défaut.	50
5.2 Relation entre la cote de risque de défaut et la capacité à payer	53
5.3 Estimation du défaut.....	58
CHAPITRE 6. Autres résultats possibles.....	65
6.1 Modèle interne.....	65
6.2 Marges de crédit	67

6.3 Prêts hypothécaires	68
CHAPITRE 7. Discussion et conclusion.....	71
7.1 Discussion sur les indicateurs de capacité à payer	71
7.2 Limites.....	72
7.3 Avenues de recherche.....	73
7.4 Conclusion.....	74
Bibliographie	76
Annexe A. Estimation du défaut avec ATD.....	79
Annexe B. Distribution et définition de la cote de risque interne	80
Annexe C. Robustesse des coefficients du modèle 3	81

Liste des tableaux

Tableau 1. Les faillites des entreprises et des particuliers américains	6
Tableau 2.1 L'information contenue dans la cote de risque de défaut aux particuliers	11
Tableau 2.2 Règles de purge des données	12
Tableau 2.3 Information inclus dans le dossier de crédit	13
Tableau 2.4 Taux accordés par pointage	14
Tableau 3. Comparaison statistique entre les bons et mauvais risques	33
Tableau 4. Description des variables de capacité à payer	37
Tableau 5a. Description des variables explicatives pour les modèles 6 à 10	40
Tableau 5b. Résultats attendus pour les modèles 6 à 10	44
Tableau 6. Variables utilisées pour les modèles 16 à 20	46
Tableau 7. Estimation du défaut avec les variables de capacité à payer	50
Tableau 8. Corrélation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut ...	53
Tableau 9. Variables expliquant la cote de risque de défaut, la capacité à payer et la délinquance	55
Tableau 10a. Estimation du défaut avec les indicateurs de capacité à payer	59
Tableau 10b. Estimation du défaut avec les indicateurs de capacité à payer et autres variables explicatives	61
Tableau 11. Estimation du défaut avec une valeur prédite des indicateurs de capacité à payer	63
Tableau 12. Estimation du défaut avec la cote de risque interne	66
Tableau 13. Estimation du défaut des marges de crédit	67
Tableau 14. Estimation du défaut pour les prêts hypothécaires	69
Tableau A. Efficacité de ATD pour prédire les défauts (en utilisant un logit)	79
Tableau C. Robustesse des coefficients pour le calcul de la cote de capacité à payer	81

Liste des figures

Figure 1. Les pondérations de FICO	14
Figure 2. Distribution de la cote de risque de défaut interne	80

Remerciements

Je tiens à remercier monsieur Georges Dionne, qui a dirigé mon mémoire, ainsi que madame Denise Desjardins, qui m'a grandement aidé pour la compréhension de la base de données et monsieur Samir Saissi-Hassani, qui travaillait avec moi sur cette base de données d'une institution financière canadienne. Je voudrais également remercier monsieur Eric Jacquier pour ses recommandations.

CHAPITRE 1. Introduction

La cote de risque de défaut pour les particuliers a fait son apparition dans les années 50. Cette innovation a rapidement encouragé la création de la carte de crédit, dix ans plus tard. Aujourd'hui, l'utilisation de la cote de risque de défaut dépasse la simple discipline du crédit. Les compagnies d'assurances s'en servent pour allouer leurs primes, certains employeurs regardent également cette cote avant d'engager un candidat et certains propriétaires observent cette cote avant de louer un appartement. En plus d'augmenter en popularité, il faut savoir que pratiquement tout le monde possède une cote de risque de défaut, puisque vingt-deux millions de personnes sont présentement enregistrées au Canada¹. Il s'agit de la population âgée de dix-huit ans et plus. Ceci ajoute à l'importance associée au calcul de la cote de risque de défaut. Dans un contexte où l'évaluation du risque de crédit aux particuliers se voit resserrée par les organismes de réglementation tels que l'accord de Bâle II, les institutions financières s'attardent maintenant davantage à l'établissement d'un pointage de risque de défaut plus précis pour prédire les pertes. Pour ce faire, plusieurs utilisent des cotes externes fournies principalement par Equifax, TransUnion et Experian (aux États-Unis). Tandis que d'autres développent leur propre modèle de pointage interne, pour suivre le risque une fois le prêt accordé, ce que ne fait pas la cote externe. Ces cotes de risque de défaut sont utilisées d'une part, pour établir si le crédit sera alloué, et d'autre part, pour d'établir les conditions de crédit offertes, en fonction du risque de l'individu. Un meilleur pointage entraîne de meilleures conditions, souvent reflétées par des taux d'intérêt à l'emprunt plus faibles.

La problématique au sujet de la cote de risque de défaut survient lorsque nous regardons ce qu'elle contient en détail. Il n'est pas possible d'avoir accès au détail du calcul de ces cotes. Par contre, nous connaissons l'information contenue pour les cotes externes ainsi que l'information qu'il est interdit d'inclure dans le modèle². Nous pouvons alors remarquer que cette cote ne tient pas compte du

¹ EQUIFAX 2007

² Détaillée en section 2.1.4

revenu, des dépenses, ni de l'épargne ou des actifs tangibles d'un individu. Ainsi, la cote de risque de défaut estime le défaut sans tenir compte de la capacité à payer. Toutefois, il se pourrait que la cote de risque de défaut parvienne à capter l'information de la capacité à payer uniquement en observant l'historique de la performance des paiements, puisqu'un individu qui a toujours pu rembourser son crédit historique a de bonnes chances d'avoir une bonne capacité à payer. Il s'agit de la principale problématique abordée dans ce travail.

L'objectif de ce travail est d'une part, d'observer la relation entre la cote fournie par les agences externes de notation pour les particuliers et la capacité à payer, et d'autre part, de regarder si la capacité à payer est significative pour estimer le défaut des prêts à terme pour les particuliers. À travers ce travail, nous voulons vérifier trois hypothèses : 1) la cote de risque de défaut n'explique pas la capacité à payer; 2) la cote de risque de défaut évalue la délinquance de l'emprunteur contrairement à la capacité à payer; 3) la capacité à payer est en mesure d'estimer significativement le défaut. Pour vérifier nos hypothèses, nous utilisons une base de données contenant 3 510 prêts à terme fournie par une institution financière canadienne.

Notre méthodologie se divise en trois étapes. Premièrement, nous estimons le défaut en regardant la cote de risque de défaut et les variables de capacité à payer, dans le but de construire un indicateur de capacité à payer. Deuxièmement, nous observons la relation entre la cote de risque de défaut et des indicateurs de capacité à payer, afin de déterminer d'une part, leur relation, et d'autre part, si les variables explicatives diffèrent pour la capacité à payer et la cote de risque de défaut. Troisièmement, nous estimons le risque de défaut avec la valeur observée de ces indicateurs ainsi qu'avec leurs valeurs prédites. Finalement, nous reprenons notre méthodologie en utilisant la cote de risque interne plutôt que la cote de risque externe et nous estimons le défaut pour les marges de crédit et les prêts hypothécaires, puisqu'il s'agit des autres catégories de prêts disponibles au sein de notre base de données.

Nos résultats démontrent que la cote de risque de défaut explique la capacité à payer malgré une faible corrélation entre ces deux variables. Cette relation s'explique par la capacité de la cote de risque de défaut d'expliquer le revenu par la performance historique des paiements. Par contre, la cote de risque défaut estime davantage la délinquance d'un emprunteur contrairement à la capacité de payer, qui n'estime pas la délinquance. Finalement, la cote de risque de défaut est très efficace pour estimer le défaut. Toutefois, la capacité à payer est efficace pour estimer le défaut seulement lorsque la cote de risque de défaut n'est pas prise en compte dans le modèle. Ceci est également vrai avec l'utilisation de la valeur prédite. À la lumière de la forte capacité de la cote de risque de défaut à expliquer le revenu, nous avons également construit une nouvelle cote de capacité à payer, qui ne tient pas compte de cette variable. Cette cote de capacité à payer est en mesure d'estimer significativement le défaut lorsque la cote de risque de défaut est prise en compte, lorsqu'elle n'est pas prise en compte et lorsque l'indicateur est utilisé de façon endogène. Enfin, nous remarquons que les résultats sont faiblement affectés lorsque nous utilisons la cote de risque interne ou si nous observons les marges de crédit. Dans le cas de l'estimation des prêts hypothécaires, les résultats ne tiennent plus dû à un échantillon contenant trop peu de défauts.

Ce travail se distingue comme étant le premier à observer la relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut. De plus, il suggère que certaines variables non comprises dans la cote de risque de défaut méritent d'être considérées telles que les dépenses mensuelles et les actifs tangibles. Par contre, le revenu n'apporte aucune valeur ajoutée. Pour pallier à cette lacune, nous suggérons d'utiliser un nouvel indicateur.

Le reste de la recherche est divisé de la façon suivante : dans la deuxième section, nous expliquons le contexte et la revue de la littérature au sujet de la cote de risque de défaut, de la capacité à payer et de la gestion du risque de crédit aux

particuliers. Dans la troisième section, nous décrivons la base de données utilisée pour ce travail. Dans la quatrième section, nous élaborons la méthodologie utilisée. Dans la cinquième section, nous présentons les principaux résultats obtenus. Dans la sixième section, nous regardons l'impact de la prise en compte de la cote interne au lieu de la cote externe et nous estimons le défaut pour les marges de crédit ainsi que les prêts hypothécaires. Dans la septième section, nous discutons de l'impact des résultats, des limites de notre travail et des différentes avenues de recherche et nous concluons.

CHAPITRE 2. Revue de la littérature

Cette section traite de trois principaux thèmes. D'abord, il est question du contexte et de l'historique de la cote de risque de défaut aux particuliers. Ensuite, nous abordons l'analyse de la littérature existante au sujet de la capacité à payer, pour terminer avec quatre études qui ont estimé le défaut pour les prêts aux particuliers.

2.1 La cote de risque de défaut aux particuliers

Dans cette section, nous traitons de l'historique de la cote de risque de défaut, son utilité, ses différentes modélisations, la réglementation qui l'entoure, son fonctionnement et ses limites.

2.1.1 Historique du pointage de crédit

L'utilisation du crédit est bien ancrée dans les mœurs nord-américaines depuis plusieurs années. L'accessibilité au crédit à la masse populaire fit son apparition dans les années vingt avec les premières maisons de financement³ tel que *General Motor* et *General Electric*. L'importance d'une bonne gestion du risque de crédit est devenue cruciale. Le fait d'offrir du crédit sans analyse rigoureuse peut facilement mener à des catastrophes économiques démesurées. Certains l'ont appris à leur dépend lors du crash boursier de 1929. Durant cette période, les maisons financières utilisaient principalement la règle du pouce pour accorder ou non un crédit. Devant cette problématique, la table était mise pour de nouvelles méthodes favorisant la mesure du risque. Dans les années cinquante, Fair et Isaac Corporation, avec leur carte de pointage, fit leur entrée, suivi de la carte de crédit⁴, dans les années soixante.

³ Thomas (2003)

⁴ *ibid*

L'apparition des cartes de pointage eût un effet monstre permettant de diminuer les défauts de cinquante pourcent⁵. Cette nouvelle approche s'est avérée tellement efficace qu'elle fut utilisée pour d'autres types de crédit tels que les prêts automobiles, les prêts personnels et les prêts hypothécaires à partir des années quatre-vingt. McCorkell (2002) confirme que la cote de risque de défaut, contrairement à l'évaluation simple de crédit, permet de diminuer le taux de délinquance de vingt à trente pourcent. Ainsi, les institutions parvinrent à bien évaluer leur risque. Certaines compagnies s'en servent également comme indicateur d'étude de marché. Ainsi, elles envoient leurs publicités par la poste qu'aux individus ayant un certain pointage de crédit. Depuis ce temps, le marché des dettes aux particuliers est devenu substantiel puisqu'en moyenne un individu a un dollar de dette par dollar de revenu⁶. Le crédit aux particuliers aux États-Unis, depuis 1990, est le marché de crédit le plus important, devant celui des entreprises.

Certains pourraient se réjouir de cette situation qui favorise une vigueur économique. Par contre, nous remarquons une augmentation du nombre de faillites chez les cartes de crédit depuis les dix dernières années.

Tableau 1. Les faillites des entreprises et des particuliers américains		
Année	Nombre de faillites des particuliers ⁷	Nombre de faillites des entreprises
1980	241 431	36 449
1985	297 885	66 651
1990	660 796	64 688
1995	806 816	51 878
2000	1 240 012	35 472
2002	1 539 111	38 540
2003	1 625 208	35 037

Source : *Statistical Abstract of the United States, 2003*

⁵ Myers et Forgy (1963)

⁶ Thomas (2003)

⁷ La catégorie des particuliers inclut tout ce qui n'est pas une entreprise.

Ce tableau, exprimant le nombre de faillites aux particuliers comparativement à celui observé pour le crédit aux entreprises, nous permet de remarquer que les faillites aux entreprises tendent à se stabiliser en revenant au même chiffre qu'en 1980. Cette relation n'est aucunement applicable à la situation du risque de crédit aux particuliers qui suit une relation linéaire ascendante. Cette situation illustre de plus en plus l'objectif où les institutions tendent davantage vers la maximisation du profit et non la minimisation du défaut. Certains⁸ disent que c'est plutôt le climat très concurrentiel du secteur bancaire américain qui encourage les banques à accepter des emprunteurs qui normalement ne se qualifieraient pas selon leur cote de risque de défaut. Une famille américaine a, en moyenne, douze cartes de crédit et soixante pourcent d'entre elles portent une dette mois après mois, pour une moyenne d'endettement par carte de crédit de 10 000\$. Les fournisseurs de carte de crédit envoient chaque année, en moyenne, cinquante offres par famille⁹. Ainsi, le problème n'est pas seulement dans l'efficacité de prédiction de la cote de risque de défaut, mais également dans l'utilisation faite par les institutions financières.

2.1.2 L'endettement au Québec

L'utilisation du crédit au Québec est assez stable depuis trois ans. Par contre, le montant des marges de crédit augmente constamment, ainsi le pourcentage d'utilisation des marges de crédit est en baisse¹⁰. Les institutions financières tentent d'augmenter le volume de leur crédit en augmentant la marge de leurs bons clients. Toutefois, cette approche ne semble plus s'avérer lucrative puisque les Québécois n'utilisent pas plus de crédit. De plus, les institutions doivent mettre du capital de côté pour chaque marge de crédit, dans ce cas l'augmentation des marges peut même s'avérer coûteuse. La dette moyenne par transaction est également assez stable depuis un an se limitant à trois mille dollars par transaction¹¹. Le taux de délinquance semble également se stabiliser depuis

⁸ Collard et Kempson (2005)

⁹ Niu (2004)

¹⁰ EQUIFAX 2007

¹¹ *ibid*

trois ans, oscillant autour d'un pourcent, si nous regardons l'ensemble de l'industrie. Par contre, ce n'est pas le cas pour les faillites, qui suivent davantage les cycles économiques. Ainsi, elles ont atteint des sommets en 1996 (24 905) et 1997 (26 970). Depuis 2002, nous voyons une légère augmentation passant de 21 727 (en 2001) à 24 367 faillites¹².

2.1.3 L'évaluation du risque de crédit aux particuliers

Les compagnies font face à deux décisions lors d'une demande de prêt d'un particulier. D'abord, elles doivent décider si elles accordent le prêt. Ensuite, elles doivent gérer le courant et alors décider du montant qui sera accordé et des conditions du prêt (taux, durée, etc.).

Pour évaluer la première décision, les institutions utilisent un pointage de crédit, également appelé cote de risque de défaut, qui fonctionne selon des données provenant d'une période historique fixe (douze, dix-huit ou vingt-quatre mois). Cette approche permet de classer les clients en terme de risque. La définition d'un mauvais client peut varier selon l'institution. Par exemple, un mauvais client peut être un individu qui a manqué deux paiements consécutifs ou qui accuse un retard de paiement de cent vingt jours. Pour notre analyse la définition d'un mauvais client est lorsqu'un individu manque trois paiements consécutifs. Il y a alors défaut. Les rapports pour évaluer le risque de défaut à l'octroi sont fournis par des agences externes. Il s'agit de modèle *front-end*, c'est-à-dire qui observe le risque de l'individu au moment de l'octroi. Par contre, ces modèles peuvent être également utilisés pour la gestion des comptes existants, afin d'assurer un suivi sur la cote de risque de défaut une fois le prêt accordé. Il faut retenir que ces pointages n'observent pas toute l'information disponible pour évaluer le risque de défaut d'un individu. Ainsi, les institutions les complètent souvent avec un modèle interne qu'elles ont développé elles-mêmes ou acheté d'une autre compagnie. Il s'agit de modèles *back-end*, c'est-à-dire qui évalue le dossier de l'emprunteur en incluant l'information sur les caractéristiques du prêt

¹² EQUIFAX 2007

et l'évolution de sa cote de risque de défaut par rapport à celle produite à l'octroi. Ces modèles *back-end* sont également appelés pointage behavioral. La cote de risque de défaut est produite par plusieurs bureaux de crédits différents. Elle donne une prédiction du risque et elle est développée de façon statistique à partir d'un échantillon allant de un million à trois millions de dossiers de crédit de consommateurs. Son fonctionnement est expliqué en détail dans la section 2.1.4.

Au Canada, il y a deux principaux bureaux de crédit, soit Equifax et TransUnion. Ces deux bureaux de crédit utilisent leur modèle respectif développé par FICO (Fair et Isaac Corporation). Ainsi, ils achètent un modèle puis ils vendent le pointage aux institutions financières. Ces derniers possèdent des rapports sur plus de vingt-deux millions de canadiens. Il s'agit de la population âgée de dix-huit ans et plus. Ainsi, pratiquement tout le monde possède un dossier de crédit. Plus précisément pour avoir un pointage, chez Fair et Isaac, il faut répondre à trois critères : pas d'avis de décès, au moins une opération ouverte depuis au moins trois mois et au moins une opération mise à jour dans les derniers six mois. Les critères peuvent être différents selon le bureau de crédit. Leur base de données possède actuellement jusqu'à cent quinze millions de transactions à crédit. Ces statistiques illustrent bien l'importance actuelle que possède cette cote. Il faut savoir qu'il y a plusieurs types de pointage. Le plus populaire sert à évaluer si l'individu fera défaut, mais d'autres indicateurs sont présentement en développement pour évaluer la survie d'un emprunteur (pointage behavioral), s'il est délinquant ou mauvais payeur ou s'il fait faillite. Il y a également des pointages qui tentent d'évaluer le profit estimé pour un prêt potentiel. Il y a aussi un pointage développé par Equifax pour les individus avec trop peu d'historique de crédit (*No Hit No Score*), puisque dans un tel cas, où l'historique de crédit est insuffisant, la cote normale n'est pas disponible.

Pour décider si le crédit est consenti les banques regardent souvent les cinq « C », soit le caractère de l'individu, le capital demandé, le collatéral fourni, la capacité de payer et les conditions de marchés. Le pointage est alors attribué

selon une méthode statistique. Parmi les plus utilisées, il y a la régression linéaire et la régression logistique. Il y a aussi les arbres de classification, aussi appelés algorithmes de partition récursifs, ainsi que d'autres approches non statistiques telles que le réseau neurone, les systèmes experts, l'algorithme génétique et la méthode du plus proche voisin. Il est intéressant de voir la quantité relativement élevée d'outils d'évaluation de risque offerts. Ceci est principalement dû au fait que la seule règle de sélection est de prendre celle qui marche le mieux pour prédire le défaut.

2.1.4 Fonctionnement des cotes de risque

Le cœur de ce travail est basé sur les pointages fournis par les agences de crédit. La première entreprise à avoir mis sur le marché un pointage utilisant les données du bureau de crédit est FICO, en collaboration avec Equifax. Depuis Equifax produit ses propres pointages. Un pointage de risque produit une valeur à trois chiffres, de 0 à 999 selon l'historique de crédit. Plus le pointage est élevé moins la personne est sujette à faire défaut. Il s'agit d'une cote de risque de défaut. Nous avons vu dans la section précédente que cette cote de risque de défaut est de plus en plus utilisée pour l'ensemble de la population canadienne de plus de dix-huit ans. Il est pertinent de savoir le type d'information contenu dans le calcul de cette cote. Le Tableau 2.1 illustre de façon détaillée l'information recueillie chez Equifax. Lors du développement d'un pointage de risque, il s'agit de déterminer quels sont les attributs parmi tous ceux disponibles, qui permettront de prédire le risque d'un défaut de paiement. Ces attributs sont principalement choisis dans la liste ci-jointe.

Tableau 2.1 L'information contenue dans la cote de risque de défaut aux particuliers
1. Nombre de transactions
2. Solde total des transactions
3. Haut crédit total des transactions
4. Pourcentage du solde vs haut crédit
5. Age de la plus récente transaction
6. Age de la plus vieille transaction
7. Nombre de transactions ayant 30 jours de retard
8. Nombre de transactions ayant 60 jours de retard
9. Nombre de transactions ayant 90-120 jours de retard
10. Nombre de transactions classifiées mauvaises drettes
11. Nombre de transactions ayant 30 jours ou plus en retard
12. Nombre de transactions avec un montant en retard courant
13. Nombre de transactions présentement 30 jours en retard
14. Nombre de transactions présentement 60 jours en retard
15. Nombre de transactions présentement 90-120 jours en retard
16. Nombre de transactions présentement classifiées mauvaises dettes
17. Nombre de transactions présentement 30 jours ou plus en retard
18. Nombre de transactions 30 jours en retard dans les derniers 12 mois
19. Nombre de transactions 60 jours en retard dans les derniers 12 mois
20. Nombre de transactions 90-120 jours en retard dans les derniers 12 mois
21. Nombre de transactions classifiées mauvaises dettes dans les derniers 12 mois
22. nombre de transactions 30 jours ou plus en retard dans les derniers 12 mois
23. Nombre de transactions payées tel qu'entendu dans les derniers 12 mois
24. Nombre de transactions 30 jours en retard dans les derniers 24 mois
25. Nombre de transactions 60 jours en retard dans les derniers 24 mois
26. Nombre de transactions 90-120 jours en retard dans les derniers 24 mois
27. Nombre de transactions classifiées mauvaises dettes dans les derniers 24 mois
28. Nombre de transactions 30 jours ou plus en retard dans les derniers 24 mois
29. Nombre de transactions ouvertes dans les derniers 3 mois
30. Nombre de transactions ouvertes dans les derniers 6 mois
31. Nombre de transactions ouvertes dans les derniers 12 mois
32. Nombre de transactions avec solde plus de 0,00\$
33. Pire classification
34. Pire classification courante
35. Nombre de transactions 60 jours ou plus en retard
36. Nombre de transactions avec activités dans les derniers 24 mois
37. Nombre de demandes dans les 3 derniers mois
38. Nombre de demandes dans les 6 derniers mois
39. Nombre de demandes dans les 12 derniers mois
40. Nombre de mois de la demande la plus récente
41. Nombre de demandes dans les derniers 24 mois
42. Nombre d'enregistrements publics défavorables
43. Age du plus récent enregistrement public défavorable
44. Faillite
45. Age du sujet

Source : EQUIFAX 2007

Il faut savoir que plusieurs types d'information sont purgés de la cote après un certain nombre d'années, pour éviter qu'une faillite prive un emprunteur de crédit pour le reste de ses jours. Ces règles de purge sont sujettes à une réglementation provinciale. Les règles appliquées ne sont pas identiques chez les bureaux de crédit au Canada. Pour sa part, Equifax a choisi de mettre en place des règles standards pour tout le Canada. Le Tableau 2.2 illustre les règles de purge pour chaque type d'information.

Tableau 2.2 Règles de purge des données	
Interrogations	3 ans
Jugement	6 ans (7 pour l'Île du Prince-Édouard)
Recouvrement	6 ans
Articles d'opérations commerciales	6 ans
Cotes élevées antérieures	6 ans
Codes d'état des articles d'opérations commerciales	1 an
Articles de la catégorie des faillites	3 ans
Faillites	6 ans
Double faillite	14 ans
Prêts garantis	6 ans
Articles bancaires	6 ans
Saisie-arrêt	6 ans (7 pour l'Île du Prince-Édouard)
Saisie	6 ans

Source : Législation canadienne 2007

Enfin, nous avons construit un tableau résumé de l'information contenue dans le dossier de crédit pour les trois plus grands bureaux de crédit en Amérique du Nord. Le Tableau 2.3 illustre brièvement l'information contenue dans la cote de risque de défaut de ces bureaux.

Tableau 2.3 Information inclus dans le dossier de crédit			
	TransUnion	Experian	Equifax
Information personnelle			
Nom et prénom	Oui	Oui	Oui
Date de naissance et assurance sociale	Oui	Oui	Oui
Adresse complète	Oui	Oui	Oui
Durée à cette adresse	Non	Oui	Non
Durée à l'adresse précédente	Oui (pas durée)	Non	Non
Emploi actuel (durée)	Oui	Oui	Oui (pas durée)
Emploi précédent (durée)	Oui	Oui	Oui (pas durée)
Déclaration			
Déclaration du consommateur (cause de défaut)	Oui	Non	Oui
Information de crédit			
Autres prêts et historique de paiement	Oui	Oui	Oui
Carte de crédit et historique de paiement	Tous	Tous	Pas tous
Comptes actuels et solde (historique)	Oui	Oui	Non
Registre public et autre information			
Prêt garanti	Un	Tous	Tous
Faillite	Oui	Oui	Oui
Compte en recouvrement	Oui	Oui	Oui
Demande de crédit			
Ceux qui ont regardé votre crédit	Oui	Oui	Oui
Caractéristiques			
Prix ¹³	30.95\$	14.50\$US	23.45\$
Fourchette de cote de risque de défaut	300-900	330-830	300-900

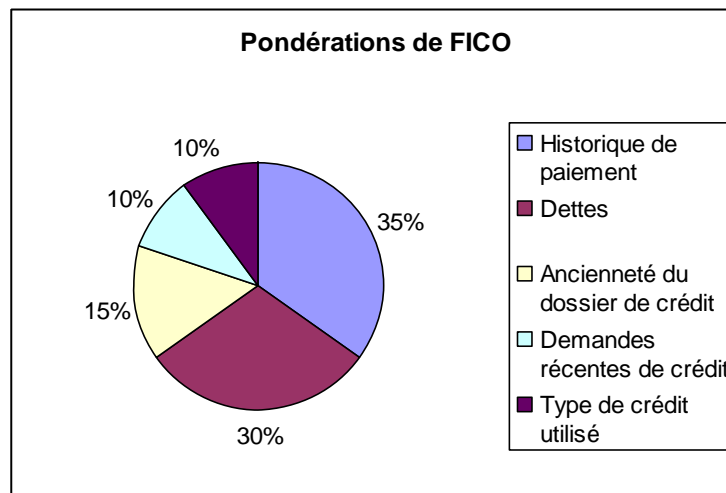
Source : TransUnion, Experian et Equifax 2006

L'information utilisée pour obtenir la cote de risque de défaut est la suivante:

- Antécédents de crédit (antécédents de paiement auprès des créanciers (magasin de vente au détail, banques, société de financement et société hypothécaire)
- Archives publiques (atteinte à la solvabilité)
- Demandes (créanciers et autres qui ont regardé votre fiche de crédit)
- Autres renseignements bancaires et sujets de recouvrement

Nous avons également accès à la pondération utilisée par FICO pour attribuer la cote de risque de défaut aux particuliers.

¹³ Il s'agit du prix pour obtenir la cote de risque de défaut. L'obtention du dossier de crédit sans la cote de risque de défaut est gratuite.

Figure 1. Les pondérations de FICO

Source : FICO 2007

À travers les tableaux précédents, il est possible de remarquer que ces agences sont contraintes à ne pas utiliser toute l'information disponible, puisque la protection au consommateur interdit la prise en compte des antécédents médicaux, du mode de paiement, des comptes commerciaux, de la race, de la croyance, de l'ascendance, de l'ethnie et de l'affiliation politique. Le pointage obtenu sert non seulement à évaluer si vous êtes un bon emprunteur, mais également à déterminer quel taux vous sera accordé. Le Tableau 2.4 exprime les taux accordés en 2007 selon le pointage obtenu (À noter que ces règles peuvent être différentes pour chaque institution financière) :

Pointage FICO	Prêt auto	Hypothèque
720-850	4.94%	5.55%
700-719	5.67%	5.68%
675-699	7.19%	6.21%
620-674	10.84%	7.36%
560-619	15.14%	8.53%
500-559	18.60%	9.29%

Source : FICO 2007

Un article de Avery et al. (2004), qui est abordé en détail dans la section 2.3.3, décrit l'information contenue dans les rapports de pointage en cinq catégories.

- 1) l'identification du compte client
- 2) les dates du compte
- 3) les soldes des comptes
- 4) la description des comptes
- 5) la performance des paiements

Leur étude confirme donc que la cote de risque de défaut utilisée ne tient pas compte du revenu, des dépenses et des épargnes, bref de ce que nous appelons la capacité à payer.

2.1.5 Problématique associée à la cote de risque de défaut externe

La problématique associée à l'utilisation de la cote de risque de défaut est visible sur deux plans. D'abord, il faut se questionner sur la validité de l'information contenue dans le rapport de crédit utilisé pour calculer la cote de risque de défaut, et d'autre part, il faut se demander si la non-utilisation de certains types d'information, notamment la capacité à payer, est appropriée pour estimer le risque de défaut.

2.1.5.1 Validité de l'information

Le fonctionnement du système de cote de risque de défaut pose plusieurs problèmes. D'abord, il n'est pas standard d'un bureau à l'autre, ce qui fait qu'un individu peu obtenir un meilleur pointage selon le modèle utilisé par l'institution. Il y a donc une marge d'erreur (voir Bertola et al. 2006). Ensuite, l'information contenue dans les dossiers n'est pas toujours mise à jour. Ce problème de mise à jour des données est souligné par Hand et Kelly (2002). Toutefois, les variables non mises à jour par les bureaux de crédit ne sont pas utilisées pour le calcul du pointage de crédit.

Avery et al. (2003) mentionnent quatre problèmes associés à la validité de ces rapports de crédit. Premièrement, huit pourcent des comptes contiennent des erreurs, mais avec une balance positive, ce qui résulte à un biais positif sur l'endettement et le nombre de comptes ouverts. Deuxièmement, certains prêteurs rapportent des comptes seulement lorsqu'ils sont arriérés (avec retard de paiements), ce qui peut entraîner un biais négatif sur le pointage dans le cas où les comptes contenant une bonne performance ne sont pas rapportés. Il est à noter que ceci n'est pas vrai pour l'ensemble des bureaux de crédit. Un prérequis non négociable de la part d'Equifax est que chaque contributeur rapporte la totalité de ses comptes pour un même produit ou portefeuille. Troisièmement, il y a une évidence de duplication dans les états de rapports publics. Finalement, un tiers des dossiers ne contenaient pas les limites de crédit. Il est également intéressant de souligner que les auteurs ont remarqué que vingt pourcent des comptes contenaient une ligne de crédit utilisée à soixante-quinze pourcent. Une telle utilisation de crédit entraîne une diminution du pointage. Compte tenu de l'importance et de l'ampleur que prennent ces cotes aujourd'hui, ce genre d'erreur peut s'avérer très coûteux pour le particulier qui subit un biais négatif. Cependant, Avery, Calem et Canner (2004) ont étudié plus précisément l'importance de ces erreurs et ils ont trouvé que l'absence de la ligne de crédit entraîne des erreurs pour les deux tiers des emprunteurs, mais de seulement six points ce qui est peu significatif, étant donné qu'il s'agit d'un pointage évalué sur neuf cents à mille.

2.1.5.2 Information cueillie

Finalement, il est possible de constater que ces modèles de pointage n'utilisent pas le revenu, ni les dépenses. Il n'y a aucune cueillette d'information sur l'épargne et les revenus futurs attendus, de même que sur la volatilité du revenu de l'emprunteur potentiel. Pour remédier à ce problème, nous pourrions croire que les institutions devraient jumeler des informations à jour sur la capacité à payer à la cote de risque de défaut des particuliers. Une deuxième hypothèse serait que la capacité à payer serait captée implicitement dans le modèle de

pointage, puisqu'un emprunteur qui n'a aucun retard historique de paiement à probablement un bon revenu, de même que pour celui qui a su rembourser ses dettes antérieures ou ses soldes de carte de crédit. Par contre, nous croyons que la relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut mérite d'être étudiée avec davantage de rigueur.

2.1.6 Tendances chez les cotes de risque

L'univers du risque de crédit des particuliers est constamment en mouvement. La cote de risque de défaut est déjà bien implantée de même que la cote behaviorale par les institutions financières, mais la gestion du risque de crédit ne s'arrête pas là. Plusieurs travaillent présentement sur de nouveaux pointages calculant le risque de faillite et le profit espéré au lieu du défaut. Pour notre part, nous nous intéressons à la relation entre la cote de risque de défaut de type *front-end* et la capacité à payer, puisque la cote de risque de défaut ne tient pas compte de la capacité à payer dans son calcul. Avant de présenter la méthodologie de notre travail, voyons la revue de littérature au sujet de la capacité à payer et du risque de crédit aux particuliers.

2.2 Capacité à payer chez les particuliers

Le deuxième pôle de notre recherche est la capacité à payer. Ce sujet est malheureusement beaucoup moins documenté comparativement à la cote de risque de défaut. Dans cette section, nous offrons d'abord, une définition de la capacité à payer, avant d'aborder les indicateurs utilisés par les institutions, puis nous parlons de la problématique autour de ce sujet.

2.2.1 Définition de la capacité à payer

Un seul article définit la capacité à payer et par conséquent nous nous baserons sur cette définition pour construire notre indicateur. Thomas (2005) suggère la définition suivante :

$$Capacité_{t+1} = liquidité_t + revenu_t - dépenses_t - remboursement_t$$

Cette formule nous indique que la capacité à payer est égale aux liquidités plus les revenus de la période précédente, moins les dépenses et les paiements de la période précédente. Il est à noter que l'auteur suggère de ne pas considérer les actifs immobiliers dans les liquidités, mais plutôt les placements financiers et l'épargne. Il suggère aussi de considérer la valeur de revente des voitures. Selon cette définition un emprunteur fait défaut lorsque ses actifs réalisables sont inférieurs à zéro. Malheureusement, l'article ne traite pas cet indicateur de façon empirique, il s'agit seulement d'une suggestion ou définition pour calculer la capacité à payer. Les modèles de capacité à payer sont actuellement très populaires en Australie¹⁴. Pour notre travail, nous utiliserons cette définition de capacité à payer pour évaluer empiriquement la relation entre cette dernière et la cote de risque de défaut.

2.2.2 Indicateur de capacité à payer utilisé par les institutions

Il est bien important de comprendre la différence entre la cote de risque de défaut et la décision d'accorder un prêt. Ainsi, les institutions évaluent d'abord la cote de risque de défaut et observent par la suite la capacité à payer pour établir les conditions et surtout le montant du crédit alloué.

Pour ce qui est de l'évaluation du risque de défaut, nous avons vu que les banques utilisent principalement une cote de risque de défaut, qui est fournie par une agence externe et qui ne tient pas compte de la capacité à payer. En plus de cet indicateur, souvent les institutions développent elles-mêmes leurs propres indicateurs (souvent à partir même de la cote de risque de défaut externe), afin d'augmenter la précision de l'estimation du défaut, une fois le prêt accordé. Nous pourrions croire que la cote de risque de défaut interne pourrait contenir de l'information sur la capacité à payer étant donné que ce type de donnée est absent

¹⁴ Thomas (2005)

de la cote externe, puisque l'information contenue dans ces cotes est hautement confidentielle. Nous n'avons par conséquent pas eu accès à ces données.

En plus de ce modèle, les institutions utilisent un indicateur supplémentaire pour identifier le montant admissible au crédit offert. Pour le cas des prêts hypothécaires la plupart fixe le montant de remboursement mensuel à quarante pourcent du revenu dans le cas des prêts hypothécaires¹⁵. La plupart des institutions financières observent l'amortissement total de la dette (ATD) avant d'accorder un prêt. Généralement les banques acceptent de prêter si l'ATD est inférieur à trente-cinq et dans certains cas inférieur à quarante. L'ATD se calcule en faisant la somme du paiement du prêt et des engagements financiers mensuels multipliés par cent et divisés par le revenu mensuel brut. Cet indicateur permet de déterminer le montant de crédit éligible, ce qui se rapproche d'un indicateur de capacité à payer. Par contre, l'Annexe A nous permet de constater que cet indicateur ne permet pas d'estimer le défaut, ce qui laisse déjà croire que la capacité à payer ne serait pas un bon estimateur du défaut.

2.2.3 Problématique associée à la capacité à payer

Il est possible de remarquer deux courants de pensée au sujet de l'utilisation de la capacité à payer. D'abord, certains croient que les banques font preuve de trop de laxisme, ce qui se résulte en un taux de faillite élevé. D'autres croient plutôt que cette approche discrimine les familles à faible revenu.

2.2.3.1 Ingérence du consommateur

Il est important de regarder si le consommateur est apte à prendre une décision informée au sujet de la gestion de son crédit. Il faut s'assurer que le client comprend bien l'outil financier utilisé, dans un contexte où le nombre d'outils financiers est croissant de même que leur complexité. Selon une base de données américaine, quinze pourcent des emprunteurs ne connaissent pas

¹⁵ Il s'agit de la règle de décision pour la banque étudiée.

l'échéance de leur prêt, vingt-huit pourcent ne savaient pas le montant total repayé durant le prêt et soixante-dix-huit pourcent ne savaient pas le taux d'intérêt qu'il leur était chargé¹⁶.

À la lumière de ces statistiques, il n'est pas surprenant de voir un nombre élevé de surendettement (voir Whyley et al. 2000, Jones 2002, Collard et Kempson 2003). Nous pourrions penser que ce problème est le résultat des augmentations non sollicitées des marges sur les cartes de crédit. Les autorités sont cependant au courant de la situation ce qui fait que depuis 2003, il y a eu un nombre important de réformes afin d'assurer une connaissance de cause aux emprunteurs. D'abord, les prêteurs doivent obligatoirement émettre l'information d'un contrat avant que celui-ci soit signé. Ils doivent aussi présenter la formule actuarielle qui détermine le montant de dépôt avant l'entente de crédit. Il y a aussi des plans d'entrepris pour offrir un meilleur suivi sur le crédit une fois celui-ci accordé¹⁷.

2.2.3.2 Discrimination de la part des institutions

Le crédit pour les individus à faible revenu cause plusieurs problèmes. D'une part, pour l'institution émettrice accorder un prêt coûte sensiblement le même prix peu importe le montant alloué. Ainsi, le ratio coût/bénéfice est beaucoup plus élevé pour les prêts de petites sommes, puisqu'il rapporte moins. Pour pallier à ce problème, les institutions chargent des intérêts plus élevés. Ce qui diminue l'accès au crédit, tant du point de vue des frais plus élevés que sur le montant éligible. Pour que les familles à faible revenu puissent avoir accès au crédit, certaines mesures ont été mises en place: les syndicats de crédit, les produits à sous primes (*sub-prime mortgage*), les fonds sociaux et la construction d'initiatives communautaires. Les familles à faible revenu ont souvent un dossier de crédit que nous pourrions qualifier de médiocre. Pour résoudre ce problème, il

¹⁶ Whyley et Brooker (2004)

¹⁷ Collard et Kempson (2005)

Il y a deux solutions : éduquer sur le crédit et développer une stratégie pour augmenter leur capacité financière.

2.2.4 Solutions actuelles à la cote de risque de défaut

Nous avons vu en section 2.1 que la cote de risque de défaut ne capte pas toute l'information disponible par les institutions, ainsi pour pallier à ce problème les institutions utilisent une cote interne de type *back-end* (cote behavioral) et notre travail suggère d'observer également l'information au sujet de la capacité à payer.

Un nouveau courant se développe actuellement. Il s'agit d'effectuer un suivi mensuel sur les caractéristiques de l'emprunteur, afin de déceler une tendance ou une détérioration de son crédit. Le pointage behavioral (voir Thomas 2000) est utilisé pour gérer le risque une fois que le prêt est accordé. Cette cote est plus complexe, car elle nécessite beaucoup plus d'information que le pointage standard des agences de crédit qui n'observe que l'historique du dossier de crédit. Présentement, les institutions travaillent sur un pointage dynamique, qui sera révisé mensuellement. D'autres avenues sont également étudiées, comme la possibilité d'insérer des variables de conditions économiques¹⁸, tel que le taux de chômage afin de pouvoir anticiper le comportement de l'emprunteur dans le temps. L'insertion de ces variables permet d'adopter une approche portefeuille de gestion du risque de crédit. Il y a aussi la possibilité de développer un système de pointage de profit¹⁹, qui se concentre sur la maximisation du profit et non la minimisation du défaut. Toutefois, ces deux dernières approches ne sont pas discutées dans ce travail. Ce travail se concentre sur la relation entre le système de pointage standard et la capacité à payer pour la prédiction des défauts pour les prêts aux particuliers.

¹⁸ Thomas (2000)

¹⁹ *ibid*

Une deuxième solution serait d'inclure de l'information sur la capacité à payer à la cote de risque de défaut, afin d'estimer le risque de défaut pour un produit donné. Ainsi, nous pourrions ajouter le revenu et les dépenses mensuelles, de même que l'épargne et le paiement du crédit contracté. Notre travail suggère cette option et l'étudie empiriquement au Chapitre 5.

2.2.5 Relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut

La relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut est incertaine. D'abord, elle n'a jamais été étudiée empiriquement, ce qui lui confère une grande incertitude. Ainsi, nous posons deux hypothèses concernant leur relation. L'hypothèse de distinction, qui voudrait que la cote de risque de défaut n'explique pas la capacité à payer puisque les variables de capacité à payer ne sont pas prises en compte dans son calcul et l'hypothèse de relation, qui dirait que la cote de risque de défaut réussit à expliquer la capacité à payer en fonction de la performance des paiements historiques. Ainsi, un emprunteur qui a toujours payé historiquement dans les délais convenus son crédit aurait une plus grande capacité à payer que celui qui a accusé des retards de paiement. Au Chapitre 5, nous concluons sur l'hypothèse qui prévaut entre l'hypothèse de distinction et de relation.

2.3. Contexte et recherches sur le risque de crédit aux particuliers

La cote de risque de défaut et la capacité à payer sont des inputs importants dans l'environnement de la gestion du risque de crédit aux particuliers. Cette section traite de façon plus générale du risque de crédit aux particuliers sur quatre flancs : la réglementation, les techniques de modélisation, les articles ayant étudié le défaut des prêts aux particuliers et ceux s'intéressant à la combinaison de cotes de risque.

2.3.1 La réglementation

Le nouvel accord de Bâle met l'emphase sur une approche portefeuille du risque de crédit. La réglementation permet aux institutions d'insérer leurs propres paramètres (LGD, EAD, PD) au sein d'un modèle de distribution de défaut corporatif. Il est important de souligner que le risque de crédit aux particuliers n'a pas encore ses propres modèles de risque de défaut pour une approche portefeuille. La réglementation suggère le modèle corporatif avec des corrélations arbitraires. Cette pression est justifiée par l'importance accrue au sein du secteur du crédit aux particuliers.

L'accord de Bâle 2007 permet aux institutions de séparer leurs prêts en cinq catégories (entreprises, crédit aux détails, étranger, banque et actions) et leurs risques en trois classes (crédit, marché et opérationnel). Les institutions ont deux choix pour gérer leur risque. D'abord, elles peuvent utiliser l'approche standard, qui leur permet de placer un montant fixe en provision pour se prévenir contre le risque de défaut. Sinon, il y a l'approche avancée qui permet une analyse portefeuille du crédit. Il faut segmenter ce portefeuille et établir la probabilité de défaut pour les douze prochains mois, puis évaluer le pourcentage de perte en cas de défaut. L'approche avancée permet de couvrir le capital de provision requis de 14%²⁰ pour le risque de crédit.

L'impact du nouvel accord de Bâle est visible sur trois flancs pour la gestion des institutions financières. Premièrement, l'implantation de l'approche avancée nécessite une base de données de cinq ans pour estimer la probabilité ainsi que la perte en cas de défaut. Il faut aussi être en mesure de séparer les prêts délinquants de ceux non délinquants ainsi que calculer les bons paramètres pour les segments de portefeuille sélectionnés. Deuxièmement, les estimés de PD (probabilité de défaut) et LGD (*Loss given default*) devraient être la moyenne des douze prochains mois. Ce qui implique l'ajustement en fonction des conditions de marchés et des cycles économiques. Ainsi, le pointage n'est plus uniquement un

²⁰ BIS 2003

outil pour classifier le risque, mais pour le projeter sur un an. Troisièmement, pour évaluer le EAD (*exposure at default*) les régulateurs offrent la même formule que pour le calcul de prêts corporatifs, supposant une loi normale de la distribution des pertes du portefeuille ainsi qu'un intervalle de confiance de 99.9%. Présentement, il y a beaucoup de recherches qui s'effectuent afin de déterminer les formes de distributions des trois principaux paramètres, ainsi que sur les modèles de *stress testing* applicables à la gestion du risque de crédit pour les particuliers, selon une approche portefeuille. Toutefois, cette approche n'est pas étudiée dans ce travail, puisque nous nous intéressons à la cote de risque de défaut aux particuliers.

2.3.2 Modélisation du crédit aux particuliers

La modélisation du risque de crédit ne se limite pas seulement en la minimisation de la probabilité de défaut. Il y a plusieurs types de classifications auxquelles les institutions peuvent s'intéresser. Il est possible de modéliser si l'individu répondra à une offre marketing, s'il continuera avec le même prêteur, s'il utilisera le crédit offert (voir Thomas et al. 2005). Par contre, nous nous intéressons davantage au risque de crédit qu'au marketing. Ainsi, il est plus intéressant de regarder la probabilité qu'un individu fasse défaut pour un produit donné durant une période fixe donnée comparativement à la probabilité qu'il fasse défaut tout simplement. Nous pouvons également regarder le profit attendu par le prêteur pour le crédit alloué. De plus en plus, les institutions tendent vers un crédit basé sur le risque, pour ainsi offrir un taux plus faible à un meilleur risque comparativement à un moins bon risque.

Présentement, la régression linéaire (P) et logistique ($\log(P/1-P)$) sont les plus utilisées, où la variable P est la probabilité de défaut et les X_i mesurent différentes variables qui peuvent affecter la probabilité de défaut

Régression linéaire : $P_i = \omega_0 + \omega_1 X_{i1} + \omega_2 X_{i2} + \dots + \omega_n X_{in} + \varepsilon_i$

où ε_i suit $N(0, \sigma^2)$

Régression logistique : $\text{Log}\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \omega_0 + \omega_1 X_{i1} + \omega_2 X_{i2} + \dots + \omega_n X_{in} + \eta_i$

où η_i suit une logistique

L'objectif est de minimiser le terme d'erreur, pour ce faire nous pouvons utiliser l'estimateur du maximum de vraisemblance. Les approches par régression nous permettent de savoir quelles variables sont les plus significatives par des tests statistiques. Les arbres de classification et les systèmes neurones semblent être meilleurs pour la relation non linéaire entre les variables. Cette linéarité peut être une source de biais chez les cartes de pointages linéaires. Les arbres de classification sont utilisés pour diviser un groupe en deux, soit les bons et les mauvais. Cette division couvre l'ensemble des caractéristiques possibles connues sur le groupe initial. Il y a aussi des modèles hybrides qui utilisent une régression linéaire suite à une classification pour développer leur modèle de pointage (un modèle de type hybride). Enfin, il y a la programmation linéaire et les algorithmes génétiques comme autres moyens de modélisation. Tous ces modèles ont été comparés par certains auteurs (voir Henley 1995, Boyle et al. 1992, Srinivisan et al. 1987, Yobas et al. 2000, Desai et al. 1997). Il est possible de remarquer qu'il n'y a aucun consensus possible. À la lumière de leurs résultats, une préférence est visible pour la régression logistique et les arbres de classification. Pour notre recherche, nous utiliserons une régression logistique afin de prédire le défaut tel que suggéré par Thomas et al. (2002) et Hand (1997).

2.3.3 Études sur la gestion du risque de crédit aux particuliers

Plusieurs études ont tenté d'observer le défaut ainsi que les variables expliquant le défaut aux particuliers au sujet des cartes de crédit (voir Gross et Souleles 2002). Par contre, notre travail s'intéresse davantage aux défauts sur les prêts à terme, ce qui diminue considérablement la revue de la littérature. Sur ce sujet,

deux articles se distinguent, soit Dionne et al. (1996) et Avery et al. (2004). Enfin, Roszbach (1998) a également écrit un article intéressant sur la survie des prêts aux particuliers.

Dionne et al. (1996) ont été les premiers à s'intéresser aux coûts associés aux prêts qui nécessitent un suivi des mauvais risques. Leur étude n'est pas orientée sur la cote de risque de défaut aux particuliers, mais davantage sur les variables expliquant le défaut ainsi que celles expliquant la délinquance, ou plutôt les mauvais risques. Ils partent du modèle Hurdle pour estimer les probabilités jointes de défaut ainsi que les deux distributions tronquées conditionnelles de non-paiement et de bons et mauvais prêts respectivement. Leurs résultats montrent que les variables qui affectent les trois distributions ne sont pas les mêmes. Ainsi, limiter l'analyse d'un prêt uniquement à l'estimation du défaut n'est pas suffisant pour obtenir une évaluation appropriée ex ante du risque du prêt. Ils se sont intéressés aux coûts associés au non-paiement et au taux que la banque doit offrir pour les compenser. Les données viennent d'un échantillon de 4 691 clients qui ont reçu un crédit d'une banque espagnole. Les données ont été prises en mai 1989. L'échantillon final contient 2 446 observations. Leur variable dépendante est le nombre de non-paiement pour le premier modèle et le défaut pour le deuxième modèle. Les variables explicatives sont : si le nombre de non-paiement est égal ou plus grand que 4, si le contrat a une durée supérieure à 4 ans, le nombre de mois en crédit, l'âge, si le crédit est utilisé pour se procurer un bien offrant un collatéral, le niveau d'éducation, si le client reçoit ses paies directement à la banque, si le crédit a été accordé par un magasin et différentes variables socio-économiques. Ils ont également corrigé l'âge du crédit en insérant une variable indiquant la durée depuis laquelle l'individu a contracté le prêt. Nous allons d'ailleurs reprendre cette variable pour notre analyse. Le pourcentage de défaut de leur échantillon est de 3%, ce qui est légèrement supérieur aux taux de défaut de notre échantillon qui est de 2.05%. Leur article se concentre principalement sur la distribution des non-paiements, ce qui est moins pertinent pour notre étude. Par contre, leurs résultats avancent déjà la possibilité d'offrir

des prêts avec des taux offerts différents selon le risque de l'emprunteur. Ainsi, un individu qui est plus susceptible de manquer des paiements coûtera davantage à l'institution qui devra alors compenser ces coûts en offrant un taux plus élevé à ce type d'emprunteur. C'est exactement ce type d'information qu'essaie de capter la cote de risque de défaut aux particuliers. D'autres avenues de recherches ont également été considérées dans le secteur du crédit aux particuliers, notamment la prise en compte des circonstances situationnelles.

Il y a plusieurs causes pouvant entraîner un défaut. Avery et al. (2004) se sont intéressés aux variables situationnelles qui pouvaient influencer le risque de défaut. Ainsi, un individu qui fait défaut en période de récession économique ne présenterait pas le même risque que celui qui fait défaut en période de prospérité économique. Les auteurs ont eu accès à une base de données impressionnante pour évaluer l'aspect circonstanciel du crédit. Ils observent si l'emprunteur a perdu son emploi, s'il est tombé malade, les conditions économiques au moment du défaut, ainsi que des variables concernant les variations du statut civil. Leur étude montre qu'effectivement le fait de ne pas considérer ces variables affecte l'efficacité d'un modèle de pointage, mais qu'il est toutefois difficile (coûteux) de compiler ces données. Les données ont été prises entre juillet 1997 et juin 1999. Ils ont un échantillon de 254 630 individus. Les variables utilisées sont le défaut, le non-paiement de soixante jours, le taux de chômage durant la période, le taux de chômage de la période précédente, si les emprunteurs sont nouvellement mariés (en 1997), récemment mariés (1996), si l'emprunteur s'est marié avant 1995, les trois mêmes variables sont créées pour le divorce. Les auteurs identifient si les délinquances sont survenues dans le même mois, dans le même six mois, dans la même année ou autre. Ils utilisent le pointage ainsi que le type de compte (trois catégories), la ligne de crédit, l'ancienneté des comptes, puis il y a trois variables d'âge (les moins de quarante, les quarante à soixante-quatre ans, les soixante-cinq ans et plus), une variable si l'âge n'est pas connu, puis ils ont des variables pour indiquer la minorité ethnique à laquelle l'emprunteur appartient. Leurs résultats montrent qu'effectivement les variables situationnelles

sont significatives à des niveaux importants de même que les variables sur le chômage. Ainsi, la cote de risque de défaut faillit à évaluer certaines variables significatives pour évaluer le risque de défaut. Cette étude est un prélude à la gestion du risque de crédit aux particuliers par l'approche portefeuille, tel que suggéré par l'accord de Bâle. Leur étude illustre même le caractère majoritaire du risque idiosyncrasique typique aux particuliers comparativement aux risques de crédit corporatif. Notre objectif est très comparable à leur approche. Toutefois, au lieu d'estimer le défaut par probit avec la cote de risque de défaut et les variables situationnelles, nous voulons estimer le défaut par régression logistique avec la cote de risque de défaut et la capacité à payer comme variables explicatives.

Un troisième enjeu important dans le risque de crédit aux particuliers est de déterminer le moment où il y a un défaut. Ainsi, il est important de ne pas seulement observer si l'individu fera défaut. Roszbach (1998) a regardé à l'aide d'un modèle Tobit la décision d'accorder le prêt ou non et la survie du prêt accordé. La décision de prêt contrevient avec la minimisation des défauts et la maximisation de la survie du prêt. Il a utilisé une base de données d'une institution suédoise contenant 13 337 applications de prêt entre septembre 1994 et août 1995. La moitié a été accordée, contenant 388 défauts (2.90%) et l'autre moitié a été rejetée. L'auteur observe comme variable dépendante le nombre de jours entre le défaut et l'accord du prêt, puis comme variables explicatives : le sexe, le statut, si l'applicant est divorcé ou non, s'il possède une maison, s'il vit dans une grande ville, le nombre de demandes d'information reçues par l'agence de crédit, si l'applicant a un revenu taxable d'une entreprise, son revenu, le changement annuel de son revenu, s'il paie des taxes sur le revenu de capital, s'il ne possède aucun collatéral, le montant total de crédit sans collatéral, le nombre de prêts sans collatéral, le pourcentage de sa limite actuellement utilisée, le montant du crédit alloué et si l'applicant est supporté par une autre personne. L'auteur a ensuite estimé un probit univarié, un probit bivarié ainsi qu'un tobit univarié et bivarié. Il montre que les variables qui augmentent la probabilité qu'un applicant obtienne un crédit, diminuent la survie attendue du prêt et

augmente la vraisemblance d'un défaut. Ce qui illustre le conflit entre la rentabilité d'un crédit pour l'institution et la minimisation du défaut. Ensuite, il ne trouve aucune évidence que les institutions agissent dans une perspective de maximisation du profit.

Ces trois études sont intéressantes pour notre travail, puisqu'elles nous indiquent les variables importantes à considérer pour notre méthodologie, toujours dans le but d'identifier le risque de défaut aux particuliers pour les prêts à terme. De plus, nous constatons que notre échantillon contenant 2.05% de défaut représente environ les mêmes proportions que les études antérieures. Cependant, nous ne nous intéressons non seulement au défaut, mais également à la capacité à payer et la cote de risque de défaut.

2.3.4 Combinaison de pointages

D'abord, l'idée d'une super carte de pointage (*supercorecard*) a été abordée par Hand et Kelly (2002) qui ont écrit un article parlant de la possibilité de multiplier deux scores obtenus de deux cartes de pointages différentes. Les auteurs ont divisé leur échantillon en deux, testant la probabilité de défaut avec la super carte et l'autre moitié avec une régression logistique. Les prédictions obtenues par la super carte sont toujours meilleures que celles obtenues par la régression logistique.

Pour choisir un modèle de pointage, les institutions prennent souvent le meilleur en écartant les autres modèles. Toutefois, il est probable que l'ajout d'un deuxième modèle de pointage apporte une valeur ajoutée. Zhu et al. (2001) ont abordé ce sujet en étudiant deux modèles de pointage; l'un fourni par l'agence de crédit et l'autre construit lors de la demande de crédit pour un prêt automobile. Ils utilisent la formule suivante (régression logistique) pour évaluer l'impact du pointage sur la prédiction du défaut :

$$\text{Log}\left(\frac{P(\text{Bon} | SC1, SC2)}{1 - P(\text{Bon} | SC1, SC2)}\right) = \beta_0 + \beta_1 SC1 + \beta_2 SC2$$

Où SC1 est la cote de risque de défaut standard et SC2 est celle calculée pour les prêts automobiles. Les bêtas obtenus pour SC1 et SC2 montrent à quel point chaque score est en mesure de prédire si l'emprunteur appartiendra à la classe des bons emprunteurs. Leurs résultats illustrent que le score du prêt automobile est environ cinq fois plus important (0.029) que celui fourni par l'agence de crédit (0.006). Il est évident que la capacité à payer est prise en compte lors de l'accord d'un prêt automobile. Ainsi, nous serions en droit de nous attendre à ce que notre indicateur de capacité à payer ait un poids plus important dans l'estimation du défaut. À travers notre étude, nous allons refaire cette même analyse en utilisant la cote de risque de défaut et un indicateur de capacité à payer, afin d'observer quel indicateur a le plus de poids et de significativité.

2.3.5 Rappel des hypothèses du travail

La première hypothèse est qu'il y a une faible relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut aux particuliers, puisque cette dernière ne tient pas compte du revenu, des dépenses et de l'épargne. Ainsi, nous croyons que l'hypothèse de distinction prévaut pour expliquer la relation entre la cote de risque de défaut et la capacité. La deuxième hypothèse est que la cote de risque de défaut serait davantage un indicateur de délinquance. C'est-à-dire que pour prédire le défaut il faut estimer le fait que l'emprunteur se souvienne d'effectuer ses paiements dans les délais, plutôt que sa capacité monétaire à payer ses comptes, contrairement à un indicateur de capacité à payer. La troisième hypothèse est que l'évaluation de la capacité à payer apporte une valeur ajoutée dans l'estimation du défaut. Le prochain chapitre présente l'échantillon utilisé pour vérifier nos hypothèses.

CHAPITRE 3. Données

Les données proviennent d'un échantillon de 16 511 observations fournies par une institution financière canadienne. Les données ont été compilées de 1986 à septembre 2006. L'information concernant le client est prise au moment de la demande de prêt. Toutefois, comme la date de commencement du prêt n'est pas la même pour toutes les observations, nous avons corrigé le biais en insérant une variable DUREEA (voir Dionne et al. 1996) qui calcule depuis combien de mois l'individu a contracté son crédit. Les données ont été prises une fois, elles sont donc stationnaires. Nous avons uniquement pris en compte les prêts ayant été acceptés, accordés et pour lesquels nous avons un historique de paiement. Nous avons également enlevé les prêts non évalués. Notre échantillon contient uniquement les individus acceptés, il y a un donc biais de sélection. Nous n'avons pas corrigé pour ce biais. La base de données contient trois catégories de prêts : les prêts à terme, les marges de crédit et les prêts hypothécaires. Le noyau de ce travail se concentre uniquement sur les prêts à terme. Au Chapitre 7, nous avons brièvement étendu notre analyse sur les marges de crédit et les prêts hypothécaires. Nous avons également enlevé les observations précédant le premier trimestre de 2003, car elles contenaient un taux de défaut pratiquement nul. Ceci est dû au fait que le système de gestion du risque de crédit a été implanté à cette date chez l'institution financière en question. Il nous reste donc 3 510 observations où chaque observation est un prêt à terme, pour lesquelles nous avons 72 défauts, soit 2.05%. Le Tableau 3 illustre la distribution pour les individus qui ont fait défaut comparativement à ceux qui n'ont pas fait défaut. Pour ce travail, nous définissons le défaut comme un individu qui a manqué trois paiements consécutifs. SCORE est le pointage obtenu par l'agence de crédit. COTRISK correspond au modèle interne de l'institution financière, il est calculé à partir de SCORE. COTRISK²¹ prend les valeurs 1 à 9, où 1 est pour les meilleurs risques, 8 pour les pires et 9 pour les dossiers non évalués. Ainsi, nous avons enlevé tous ceux qui étaient cotés 9 dans notre échantillon. REVENU est le revenu mensuel. DEPENSES sont les dépenses mensuelles, ce qui inclut le loyer

²¹ Une définition détaillée de chaque classe est disponible en Annexe B.

de la résidence principale, le remboursement hypothécaire sur immeuble non locatif, le remboursement des prêts personnels, des cartes de crédit et des marges de crédit, les impôts en retard, le remboursement de cautionnement et le débours de location. PAIEMENT signifie le montant de remboursement mensuel du crédit accordé. SOLDE est le montant utilisé par les cartes ou marges de crédit de l'emprunteur. TANGIBLE signifie la valeur nette des actifs tangibles, ce qui représente l'excès des actifs sur les passifs, incluant la valeur résiduelle des véhicules, soixante pourcent des REER (pour tenir compte de l'imposition de quarante pourcent), de même soixante pourcent des fonds enregistrés de revenu de retraite et excluant tous les postes ne pouvant être évalués par l'institution, tel que les placements privés et les placements à l'étranger. VALEUR signifie la différence entre les actifs totaux et le passif total de l'emprunteur. Le MONTANT est le montant autorisé à l'individu qui a demandé le crédit. Le montant demandé est le montant de crédit demandé par le client. ATD est l'amortissement total de la dette, il s'agit du paiement du prêt additionné aux engagements financiers multiplié par cent et divisé par le revenu mensuel brut. Généralement, les emprunteurs sont sujets à un ATD maximum de 35, certains se verront attribuer un maximum de 40. La VALEUR CAISSE est la différence entre les actifs de l'individu à la caisse et ses passifs à cette même caisse. ÂGE est l'âge de l'emprunteur. ANCICLIENT est le nombre de mois d'ancienneté du client chez l'institution. TAUXREL est la différence entre le taux offert et le taux préférentiel en vigueur lors de la décision de crédit. DUREEA est le temps écoulé en mois depuis la décision d'accorder le crédit.

Tableau 3. Comparaison statistique entre les bons et mauvais risques			
	Moyenne des défauts	Moyenne des bons risques	t value
SCORE	534	708	-9.37***
COTRISK	5.36	3.46	9.79***
REVENU	3397	3694	-1.02
DÉPENSES	322	207	4.29***
PAIEMENT	291	256	1.59
SOLDE	15760	13148	1.33
TANGIBLE	12523	36404	-2.25**
VALEUR	17169	42710	-2.10**
MONTANT	10586	11205	-0.36
Montant demandé	10479	11216	-0.43
ATD	31	36	-0.47
VALEUR CAISSE	-11692	-15455	0.85
ÂGE	38.67	40.79	-1.35
ANCICLIENT	86	167	-3.60***
TAUXREL	10.61%	9.15%	4.07***
DUREEA	20.97	17.35	4.66***
N	72	3438	
significatif à 5%, *significatif à 1%			

Ce tableau indique déjà un prélude aux résultats à venir. Nous pouvons remarquer que la cote de risque de défaut (SCORE) est significativement inférieure pour ceux qui font défaut, de même que la valeur nette tangible (TANGIBLE) et la valeur nette (VALEUR). COTRISK est la variable la plus significative, ce qui est positif puisqu'il s'agit de la cote interne de l'institution. Nous observons que les dépenses mensuelles (DÉPENSES) sont également significativement plus élevées pour ceux qui font défaut. La durée depuis que le crédit a été décerné est également une variable significative, de même que l'ancienneté du client. Il s'agit de résultats auxquels nous pouvons nous attendre, puisque plus le client est ancien, plus il y a de chance qu'il ait remboursé son crédit dans les temps. Le raisonnement est exactement l'inverse pour DUREEA, plus il y a de temps écoulé depuis que le prêt a été contracté, plus il y a de chance que l'emprunteur n'arrive pas à payer son crédit. Ce tableau statistique montre également que le revenu mensuel n'affiche aucune différence significative entre ces deux groupes, ce qui est surprenant puisque nous pourrions nous attendre à ce

que ceux qui font défaut aient de façon significative moins de revenus. Le même raisonnement s'applique pour le montant de remboursement mensuel qui n'affiche aucune significativité alors que nous aurions pu croire que les mauvais risques auraient de plus gros remboursements. Ces résultats sont cohérents avec la non significativité de ATD qui se veut un indicateur de montant allouable au crédit. Sachant que le revenu et le montant de remboursement mensuel du prêt ne sont pas significativement différents entre les bons et mauvais risques, il est normal de constater que cet indicateur ne l'est pas plus. Il est également surprenant de remarquer qu'il n'y ait aucune différence d'âge entre ceux qui font défaut de ceux qui sont des bons risques. Ceci va à l'encontre du stéréotype populaire qui voudrait que les jeunes soient de plus hauts risques. Dans la prochaine section, il sera question de la méthodologie utilisée pour confirmer ou infirmer les hypothèses énoncées au Chapitre 1.

CHAPITRE 4. Méthodologie de recherche

Notre méthodologie se divise en quatre étapes. Dans un premier temps, nous construisons un indicateur de capacité à payer, afin de regarder la relation entre ce dernier et la cote de risque de défaut. En deuxième lieu, nous regardons les variables qui affectent la cote de risque de défaut et la capacité à payer. En troisième lieu, nous estimons le défaut avec ces deux indicateurs. Enfin, nous construisons un indicateur endogène de la capacité à payer pour estimer le défaut.

4.1 Construction d'un indicateur de capacité à payer

Dans un premier temps, nous nous intéressons à la prédiction du défaut parmi les variables de capacité à payer. Pour ce faire, nous allons utiliser une régression logistique où la variable dépendante est le défaut. L'objectif est de construire des modèles d'estimation de défaut avec ces variables. Pour sélectionner les variables de capacité à payer, nous utiliserons celles suggérées par Thomas (2005), soit le revenu, les dépenses, le paiement du prêt et la liquidité. Malheureusement, nous n'avons pas de données sur la liquidité. Pour pallier à ce problème, nous utiliserons la valeur nette des actifs tangibles. Nous sommes conscients que la présence des liquidités aurait été préférée. Toutefois, la valeur nette tangible donne une meilleure idée des épargnes que l'utilisation de la valeur totale.

Nous regardons cinq modèles. Les variables explicatives du modèle 1 sont le revenu mensuel, les dépenses mensuelles, les paiements mensuels, le solde sur le crédit et la valeur nette des actifs tangibles. Le modèle 2 répète ces mêmes variables, mais en ajoutant la variable de contrôle DUREEA, qui évalue le temps écoulé depuis l'accord du prêt. Le modèle 3 vérifie l'apport des variables mentionnées sachant que la cote de risque de défaut est observée, pour ainsi examiner s'il y a une valeur ajoutée à observer la capacité à payer en plus du pointage. Le modèle 4 contient exactement les mêmes variables que le modèle 3, mais avec l'ajout de DUREEA pour examiner la robustesse. Enfin, le modèle 5

est également un modèle de robustesse, où la variable de la valeur nette des actifs tangibles sera remplacée par la valeur totale, c'est-à-dire l'actif total soustrait du passif total, afin d'évaluer si la valeur nette des actifs tangibles est le meilleur substitut pour les liquidités, comparativement à la valeur nette.

Modèle 1 (sans la cote de risque de défaut)

$$DEFAUT = \beta_0 + \beta_1 REVENU + \beta_2 DEPENSES + \beta_3 PAIEMENT + \beta_4 SOLDE + \beta_5 TANGIBLE$$

Modèle 2 (sans la cote de risque de défaut, mais avec une variable de contrôle pour la durée)

$$DEFAUT = \beta_0 + \beta_1 REVENU + \beta_2 DEPENSES + \beta_3 PAIEMENT + \beta_4 SOLDE + \beta_5 TANGIBLE + \beta_6 DUREEA$$

Modèle 3 (avec la cote de risque de défaut)

$$DEFAUT = \beta_0 + \beta_1 SCORE + \beta_2 REVENU + \beta_3 DEPENSES + \beta_4 PAIEMENT + \beta_5 SOLDE + \beta_6 TANGIBLE$$

Modèle 4 (avec la cote de risque de défaut et une variable de contrôle pour la durée)

$$DEFAUT = \beta_0 + \beta_1 SCORE + \beta_2 REVENU + \beta_3 DEPENSES + \beta_4 PAIEMENT + \beta_5 SOLDE + \beta_6 TANGIBLE + \beta_7 DUREEA$$

Modèle 5 (avec VALEUR au lieu de TANGIBLE)

$$DEFAUT = \beta_0 + \beta_1 SCORE + \beta_2 REVENU + \beta_3 DEPENSES + \beta_4 PAIEMENT + \beta_5 VALEUR + \beta_6 DUREEA$$

Le Tableau 4 illustre une description statistique des variables qui seront utilisées pour estimer les cinq modèles décrits ci-haut.

Tableau 4. Description des variables de capacité à payer					
	Définition	N	Moyenne	Écart-type	90e percentile
SCORE	Pointage de l'agence de crédit, cote de risque de défaut	3513	704	157	896
REVENU	Revenu mensuel	3513	3 687	2 445	6 311
DEPENSES	Dépenses mensuelles	3510	209	226	465
PAIEMENT	Montant de remboursement mensuel du crédit accordé	3513	257	184	485
SOLDE	Solde utilisé du crédit	3513	13 201	16 454	31 460
TANGIBLE	Valeur des actifs tangibles	3513	35 915	88 988	98 773
VALEUR	Actif moins passif	3513	42 186	102 045	118 390
DUREEA	Durée de vie du crédit	3513	17.83	10.75	34

À travers le Tableau 4, nous pouvons remarquer que le revenu mensuel est de beaucoup supérieur aux dépenses mensuelles, qui elles sont inférieures au remboursement du prêt alloué. Il s'agit de résultats assez surprenants, puisque le montant des dépenses mensuelles semble très faible en moyenne, sachant que le prix des loyers est beaucoup plus élevé que 200\$ par mois. Le solde du crédit semble également très élevé, puisqu'en moyenne un individu a 13 201\$ à rembourser avant sa demande d'un nouveau crédit. Pour ce qui est de la valeur nette tangible et de la valeur, il n'y a pas vraiment de surprise, ces deux variables ont une moyenne qui oscille autour de 40 000\$ ce qui nous semble raisonnable. Enfin, la durée de vie du prêt est en moyenne d'environ 18 mois, ce qui pourrait sembler bas, mais il faut se rappeler que notre échantillon ne contient pas les prêts hypothécaires.

Pour interpréter les résultats de manière plus intuitive, le revenu, les dépenses et les paiements seront divisés par mille, afin d'obtenir des coefficients plus adéquats. Ces variables seront donc interprétées par tranche de mille dollars. Dans le même ordre d'idées, le solde, la valeur nette tangible et la valeur seront divisés par cent mille. Ces variables seront donc interprétées par tranche de cent mille dollars.

Pour les modèles 1 à 5, nous nous attendons à ce que le revenu ait un signe négatif, puisque plus l'emprunteur a de revenus plus il est capable de rembourser ses dettes et moins il a de chance de faire défaut. Les dépenses devraient avoir un signe positif; plus les dépenses sont élevées, plus il y a de chance de manquer d'argent pour faire ses paiements et plus il y a de chance de faire défaut. Pour le solde, on s'attendrait à un signe positif; plus la personne est endettée, moins elle a de liquidité pour rembourser le prêt et plus elle a de chance de faire défaut. Pour la valeur nette tangible, nous nous attendons à un signe négatif; plus l'individu possède d'actifs, plus il sera en mesure de rembourser. Cette variable peut être également interprétée d'une autre manière; si l'individu a réussi dans le passé à épargner, il est sûrement plus apte à gérer son argent pour rembourser ses prêts dans le futur. Pour la valeur de l'actif net de l'individu, nous nous attendons à un signe négatif, puisque plus la personne voit ses actifs surmonter ses passifs plus elle devrait être en mesure de rembourser son crédit et moins elle devrait faire défaut. Pour la durée de vie du prêt, nous nous attendons à un signe positif étant donné que plus le prêt avance dans le temps, plus son exposition au risque de défaut augmente.

Selon les résultats obtenus, nous construirons deux indicateurs de capacité à payer. Le premier est celui suggéré par Thomas (2005) et le deuxième est obtenu avec les coefficients des variables de capacité à payer significatives sachant que la cote de risque de défaut est observée.

Indicateur de capacité à payer selon Thomas (CAPA)

Formule 1 : $CAPA = \tan gible + \text{revenu} - \text{dépenses} - \text{paiement}$

Indicateur de capacité à payer sachant la cote de risque de défaut (COTE2)

Formule 2 : $COTE2 = 2 * \tan gible - \text{dépenses} - \text{paiement}$

La formule 1 est assez intuitive, il est normal de s'attendre à ce que la capacité à payer soit définie par ces termes. Par contre, nous sommes conscients

que nous ne pouvons en dire autant au sujet de la formule 2. Cette formule est obtenue en prenant uniquement les variables significatives pour estimer le défaut du modèle 3 (ainsi, le revenu est exclu). Puis, comme le coefficient (obtenu par la régression logistique) de la valeur nette tangible était deux fois plus petit que celui des dépenses mensuelles et des paiements mensuels, nous avons multiplié ce dernier par deux (les détails sont présentés au Chapitre 5). Ainsi, nous obtenons une cote de capacité à payer très significative pour estimer le défaut, mais peu intuitive. Cet indicateur ne mesure pas vraiment la capacité à payer d'un individu, mais il permet d'évaluer avec plus de précision le risque de défaut lorsque la cote de risque de défaut est observée. Donc, pour le reste du travail nous allons toujours tenir compte de ces deux indicateurs, où l'un exprime la capacité à payer et l'autre un indicateur complémentaire à la cote de risque de défaut pour estimer le défaut, que nous appellerons cote de capacité à payer.

4.2 Relation entre l'indicateur de capacité à payer et la cote de risque de défaut

Pour déterminer si la cote de risque de défaut explique la capacité à payer nous calculerons d'abord la corrélation entre la cote de risque de défaut (SCORE), le modèle interne (COTRISK) calculé à partir de SCORE, le revenu et nos deux indicateurs développés dans la section précédente, soit CAPA et COTE2. Ensuite, nous développerons cinq autres modèles, afin de vérifier d'une part, si la cote de risque de défaut explique la capacité à payer, et d'autres parts, si ce sont les mêmes variables qui expliquent la cote de risque de défaut et la capacité à payer (CAPA). Le Tableau 5a donne une description statistique des variables qui seront utilisées.

Tableau 5a. Description des variables explicatives pour les modèles 6 à 10				
Variable	Description	Moyenne	Écart-type	90 ^e percentile
COTE2centre	=2*TANGIBLE/100000-(DÉPENSES-PAIEMENT)/1000	3.57	2.69	6.41
CAPACentre	=REVENU/1000 – DÉPENSES/1000 - PAIEMENT/1000 + TANGIBLE/100000	0.24	1.74	1.51
DELINQUANCE	=1 si l'individu manque un paiement, mais ne fait pas défaut 0 sinon	1.68%	.	.
ÂGE1	=1 si le principal a 24 ans et - 0 sinon	13.29%	.	.
ÂGE2	=1 si le principal 25-39 ans 0 sinon	34.30%	.	.
ÂGE3	=1 si le principal à 40-49 ans 0 sinon	25.70%	.	.
ÂGE4	=1 si le principal à 50-59 ans 0 sinon	18.22%	.	.
ÂGE5	=1 si le principal à 60 et + 0 sinon	8.48%	.	.
HOMME	=1 si homme 0 sinon	62.80%	.	.
NBEMPTEUR	= 1 si plus d'un emprunteur 0 sinon	18.25%	.	.
EMPLOISAI	=1 si emploi saisonnier 0 sinon	1.48%	.	.
ANCICLIENT	= nombre en mois d'ancienneté du client	170	129	364
TYPEMP	=1 si salarié 0 si autre	81.04%	.	.
PROPRIO	=1 si propriétaire de sa résidence 0 sinon	56.82%	.	.
CREDITACTIF	= la somme des prêts et marge de crédits ouverts du principal	1.55	1.3	3
REBONDI	=1 si un chèque ou plus a rebondi 0 si aucun chèque n'a rebondi	14.69%	.	.
APPETIT	=1 si le montant demandé est supérieur au montant autorisé 0 sinon	16.68%	.	.

Certaines de ces variables proviennent des articles de la revue de la littérature, telle que la durée dans le prêt, l'âge du principal emprunteur, si le principal emprunteur est propriétaire de sa demeure, et le sexe du principal emprunteur. Les autres variables représentent de l'information pertinente contenue dans notre base de données et non compilée dans le calcul de la cote de

risque de défaut (SCORE). Ces variables en question sont l'appétit pour le crédit, le nombre de crédits actifs, le nombre d'emprunteurs, un indicateur saisonnier de l'emploi, l'ancienneté du client avec l'institution, si un chèque a rebondi et le type d'emploi occupé. Bien entendu, il est très difficile de connaître précisément les variables incluses dans le calcul de la cote de risque de défaut, mais l'information contenue dans le Tableau 2 nous indique que les chèques rebondis ne sont pas dans leur algorithme contrairement au nombre de crédits ouverts.

Dans cette partie, nous estimons cinq autres modèles, les deux premiers sont des moindres carrés ordinaires où la variable dépendante est SCORE et les variables explicatives sont COTE2 ainsi que les variables décrites dans le tableau précédent. Le deuxième modèle est identique au premier à la différence que la variable CAPA sera la variable explicative au lieu de COTE2. Le troisième modèle est répété avec CAPA comme variable dépendante et SCORE comme variable indépendante. Le quatrième modèle est identique excepté qu'il s'agit de COTE2 comme variable expliquée. Finalement, le dernier modèle est une régression logistique avec DELINQUANCE comme variable dépendante.

Modèle 6

$$SCORE = \beta_0 + \beta_1 COTE2 + \beta_2 DELINQUANCE + \beta_3 REBONDI + \beta_4 HOMME + \beta_5 AGE1 + \beta_6 AGE2 + \beta_7 AGE3 + \beta_8 AGE4 + \beta_9 APPETIT + \beta_{10} TPEMP + \beta_{11} PROPRIO + \beta_{12} CREDITACTIF$$

Modèle 7 (avec CAPA au lieu de COTE2)

$$SCORE = \beta_0 + \beta_1 CAPA + \beta_2 DELINQUANCE + \beta_3 REBONDI + \beta_4 HOMME + \beta_5 AGE1 + \beta_6 AGE2 + \beta_7 AGE3 + \beta_8 AGE4 + \beta_9 APPETIT + \beta_{10} TPEMP + \beta_{11} PROPRIO + \beta_{12} CREDITACTIF$$

Modèle 8 (CAPA comme variable dépendante)

$$CAPA = \beta_0 + \beta_1 SCORE + \beta_2 DELINQUANCE + \beta_3 REBONDI + \beta_4 HOMME + \beta_5 AGE1 + \beta_6 AGE2 + \beta_7 AGE3 + \beta_8 AGE4 + \beta_9 APPETIT + \beta_{10} TPEMP + \beta_{11} PROPRIO + \beta_{12} CREDITACTIF + \beta_{13} NBEMPTEUR + \beta_{14} ANCICLIENT$$

Modèle 9 (COTE2 comme variable dépendante)

$$\begin{aligned} COTE2 = & \beta_0 + \beta_1 SCORE + \beta_2 DELINQUANCE + \beta_3 REBONDI + \beta_4 HOMME + \beta_5 AGE1 \\ & + \beta_6 AGE2 + \beta_7 AGE3 + \beta_8 AGE4 + \beta_9 APPETIT + \beta_{10} TYPEMP + \beta_{11} PROPRIO \\ & + \beta_{12} CREDITACTIF + \beta_{13} NBEMPTEUR + \beta_{14} ANCICLIENT \end{aligned}$$

Modèle 10 (DELINQUANCE comme variable dépendante)

$$\begin{aligned} DELINQUANCE = & \beta_0 + \beta_1 COTE2 + \beta_2 SCORE + \beta_3 REBONDI + \beta_4 HOMME + \beta_5 AGE1 \\ & + \beta_6 AGE2 + \beta_7 AGE3 + \beta_8 AGE4 + \beta_9 APPETIT + \beta_{10} TYPEMP + \beta_{11} PROPRIO \\ & + \beta_{12} CREDITACTIF \end{aligned}$$

Pour les modèles 6 et 7, nous nous attendons à une très faible relation entre les indicateurs de capacité à payer et la cote de risque de défaut, car ses variables tiennent compte d'informations différentes. Par contre, il est clair qu'il y a une relation entre la capacité à payer et le fait de n'avoir aucun retard de paiement dans le passé, puisqu'il est difficilement envisageable de n'avoir aucun retard de paiement à son dossier sans avoir de capacité à payer. Nous nous attendons à ce que DELINQUANCE soit très significative, pour ainsi confirmer notre deuxième hypothèse, soit que SCORE est davantage un indicateur de délinquance que de capacité à payer. HOMME ne devrait pas être un indicateur important pour SCORE, puisqu'il leur est interdit d'en tenir compte. Toutefois, nous pourrions nous attendre à un coefficient négatif, puisque les hommes ont tendance à être plus agressifs sur le crédit que les femmes et donc ils ont plus de chance de faire défaut, ce qui diminuerait leur SCORE. Pour ce qui est des groupes d'âge, nous devrions nous attendre à une augmentation du SCORE avec l'âge, puisque ce dernier tient compte de l'historique de crédit et plus celui est long, mieux cela est. La variable APPETIT identifie si l'emprunteur a tendance à prendre plus de crédit que son dossier ne lui en permet. Cette variable est donc un indicateur pour savoir si l'individu vit au dessus de ses moyens. Cette variable ne devrait pas être significative pour le SCORE, puisqu'elle ne tient pas compte de la situation financière, soit du revenu et des dépenses. Il est à noter qu'il s'agit d'une variable dichotomique qui prend la valeur 1 indépendamment de l'écart

entre le montant demandé et le montant autorisé. Ainsi, dans certains cas la différence est de quelques sous et peut atteindre jusqu'à 28 224\$. Nous pourrions donc croire que cette variable échoue à prédire le défaut. Le type d'emploi TYPEMP pourrait être très significatif, car il est probable qu'il fasse partie des inputs du calcul de SCORE. La variable PROPRIO devrait être significative et positive puisque quelqu'un qui a su payer sa maison sans faire défaut devrait avoir un meilleur historique de crédit et par conséquent, un SCORE plus élevé. CREDITACTIF devrait être très significatif et négatif, car cette variable peut faire partie du calcul du SCORE. Un coefficient négatif est attendu, puisque plus il y a de comptes d'ouverts plus l'ouverture d'un nouveau compte devient risquée. Pour les variables explicatives des indicateurs de capacité à payer, nous nous attendons à ce que SCORE ait un coefficient positif, mais non significatif, car il ne tient pas compte de ces variables dans son calcul, tel que mentionné par notre hypothèse 1. Ensuite, nous nous attendons à ce que REBONDI et DELINQUANCE aient un coefficient négatif et non significatif, car la capacité à payer n'est pas fonction de la délinquance, contrairement au SCORE. Nous croyons que HOMME aura un coefficient positif et significatif pour expliquer la capacité à payer, puisque leur revenu mensuel (3 570\$) est supérieur à celui des femmes (2 810\$) en moyenne. Pour les groupes d'âge, nous devrions également voir une tendance non linéaire, car les plus jeunes ont sûrement moins de capacité à payer, puis celle-ci augmente avec le temps, jusqu'à un certain seuil où la personne vit de ses épargnes, ainsi la capacité à payer diminue. APPETIT devrait être significatif et négatif pour expliquer les indicateurs de capacité à payer, puisque plus cette dernière est faible, plus il y a de chance que la personne demande un montant de crédit qu'elle ne peut s'offrir. Les variables TYPEMP et PRORIO devraient avoir un signe positif et être significatives, puisqu'un salarié ainsi qu'un propriétaire de maison ont davantage de capacité à payer. CREDITACTIF devrait avoir un signe négatif, puisque si un emprunteur doit rembourser plusieurs dettes, il devrait avoir moins de liquidités. Le nombre d'emprunteurs (NBEMPTeur) devrait également être positif et significatif, puisque plus il y a de personnes plus le revenu devrait augmenter. Finalement,

l'ancienneté du client pourrait avoir un impact positif sur la capacité à payer, puisqu'un individu qui est depuis longtemps client devrait avoir accumulé du revenu, mais nous ne croyons pas que ce coefficient sera significatif. Pour le modèle 10, CAPA ne devrait pas être significatif, puisque la capacité à payer n'explique pas la délinquance contrairement à la cote de risque de défaut. Ainsi, pour SCORE le signe devrait être positif et très significatif. Pour les autres variables, nous nous attendons à observer les mêmes résultats qu'au modèle 6, mais avec des niveaux de significativité plus faibles, puisque SCORE tient compte de plus de variables que simplement la délinquance. Afin de faciliter la compréhension des signes attendus pour la deuxième étape de notre méthodologie, nous présentons un tableau synthèse de nos attentes. Le Tableau 5b illustre le signe attendu pour chaque modèle selon chacune des variables.

Tableau 5b. Résultats attendus pour les modèles 6 à 10			
	Modèle 6 et 7	Modèle 8 et 9	Modèle 10
Y=	SCORE	CAPA et COTE2	DELINQUANCE
COTE2	+ significatif	.	- non significatif
CAPA	+ significatif	.	- non significatif
SCORE	.	+ non significatif	+ significatif
DELINQUANCE	- significatif	- non significatif	.
REBONDI	- significatif	- non significatif	+ significatif
HOMME	- non significatif	+ non significatif	+ significatif
ÂGE1	- significatif	- significatif	- significatif
ÂGE2	- significatif	- significatif	- significatif
ÂGE3	- significatif	+ non significatif	- significatif
ÂGE4	- significatif	+ significatif	- significatif
APPETIT	- non significatif	+ significatif	- non significatif
TYPEMP	+ significatif	+ significatif	+ significatif
PROPRIO	+ significatif	+ significatif	+ significatif
CREDITACTIF	- significatif	- significatif	- significatif
NBEMPTEUR	.	+ significatif	.
ANCICLIENT	.	+ non significatif	.

4.3 Estimation du défaut

Nous nous intéressons à la possibilité pour l'indicateur de capacité à payer et COTE2 de prédire le défaut. Pour ce faire, nous allons suivre l'approche de Zhu et al. (2001), où ils utilisent uniquement les deux pointages pour estimer le défaut. Pour cette étape de notre méthodologie, nous avons centré nos indicateurs

de capacité à payer avec la moyenne de SCORE, afin de permettre une comparaison plus intuitive de ces trois indicateurs. CAPAcentre et COTE2centre représentent les distributions centrées.

Modèle 12

$$\text{Log}\left(\frac{P(\text{Bon} | \text{SCORE}, \text{CAPAcentre})}{1 - P(\text{Bon} | \text{SCORE}, \text{CAPAcentre})}\right) = \beta_0 + \beta_1 \text{SCORE} + \beta_2 \text{CAPAcentre}$$

Modèle 13

$$\text{Log}\left(\frac{P(\text{Bon} | \text{SCORE}, \text{COTE2centre})}{1 - P(\text{Bon} | \text{SCORE}, \text{COTE2centre})}\right) = \beta_0 + \beta_1 \text{SCORE} + \beta_2 \text{COTE2centre}$$

Le modèle 11 est constitué uniquement de la variable SCORE, tandis que les modèles 14 et 15 sont respectivement constitués uniquement de la variable CAPAcentre et COTE2centre. D'abord, nous estimons le défaut en utilisant uniquement SCORE, CAPA et COTE2. Ensuite, nous refaisons l'analyse en y ajoutant des variables explicatives supplémentaires. Nous utilisons une capacité à payer (CAPA centré avec la moyenne de la cote de risque de défaut SCORE). Ainsi, CAPA sera multiplié par 2861 pour obtenir une moyenne de 704. Ceci est uniquement dans le but d'analyser plus intuitivement les coefficients que le modèle estimera, nous obtiendrons alors CAPAcentre. Le même procédé sera effectué sur COTE2 qui se verra multiplié par 197, pour obtenir COTE2centre.

Ensuite, nous introduirons l'âge ainsi que l'âge au carré (âge_2) afin d'observer s'il y a une présence de non-linéarité entre l'âge et le défaut. Nous pourrions nous attendre à ce que les plus âgés aient moins de revenus (pour les retraités) et qu'ils fassent davantage défaut. Ensuite, nous regardons le montant de crédit alloué (MONTANT) et le taux relatif au taux préférentiel alloué à l'emprunteur (TAUXREL). Le Tableau 6 présente une analyse descriptive des nouvelles variables qui seront utilisées pour prédire le défaut.

Tableau 6. Variables utilisées pour les modèles 16 à 20			
	Moyenne	Écart-type	90 ^e percentile
CAPAcetre	704	4989	4 346
COTE2centre	704	531	1 263
Âge	40	13	58
Âge_2	1 839	1 166	3 364
MONTANT	11 192	14 401	21 500
TAUXREL	9.18%	3.01	13.5%

En utilisant ces variables et celles des modèles 8 et 9, nous construirons cinq nouveaux modèles pour estimer le défaut, qui seront une réplique des modèles 11 à 15. À partir de ces variables, nous obtenons les modèles 16 à 20, qui seront calculés par régression logistique.

Modèle 16

$$\begin{aligned}
 \text{DEFAUT} = & \beta_0 + \beta_1 \text{SCORE} + \beta_2 \text{DELINQUANCE} + \beta_3 \text{REBONDI} + \beta_4 \text{HOMME} + \beta_5 \text{AGE} \\
 & + \beta_6 \text{AGE}_2 + \beta_7 \text{APPETIT} + \beta_8 \text{TYP EMP} + \beta_9 \text{PROPRIO} + \beta_{10} \text{CREDITACTIF} \\
 & + \beta_{11} \text{NBEMPTEUR} + \beta_{12} \text{ANCIENT} + \beta_{13} \text{DUREEA} + \beta_{14} \text{TAUXREL} + \beta_{15} \text{MONTANT}
 \end{aligned}$$

Modèle 17 (avec CAPAcetre)

$$\begin{aligned}
 \text{DEFAUT} = & \beta_0 + \beta_1 \text{SCORE} + \beta_2 \text{CAPAcetre} + \beta_3 \text{DELINQUANCE} + \beta_4 \text{REBONDI} \\
 & + \beta_5 \text{HOMME} + \beta_6 \text{AGE} + \beta_7 \text{AGE}_2 + \beta_8 \text{APPETIT} + \beta_9 \text{TYP EMP} + \beta_{10} \text{PROPRIO} \\
 & + \beta_{11} \text{CREDITACTIF} + \beta_{12} \text{NBEMPTEUR} + \beta_{13} \text{ANCIENT} + \beta_{14} \text{DUREEA} + \beta_{15} \text{TAUXREL} \\
 & + \beta_{16} \text{MONTANT}
 \end{aligned}$$

Modèle 18 (avec COTE2centre)

$$\begin{aligned}
 \text{DEFAUT} = & \beta_0 + \beta_1 \text{SCORE} + \beta_2 \text{COTE2centre} + \beta_3 \text{DELINQUANCE} + \beta_4 \text{REBONDI} \\
 & + \beta_5 \text{HOMME} + \beta_6 \text{AGE} + \beta_7 \text{AGE}_2 + \beta_8 \text{APPETIT} + \beta_9 \text{TYP EMP} + \beta_{10} \text{PROPRIO} \\
 & + \beta_{11} \text{CREDITACTIF} + \beta_{12} \text{NBEMPTEUR} + \beta_{13} \text{ANCIENT} + \beta_{14} \text{DUREEA} + \beta_{15} \text{TAUXREL} \\
 & + \beta_{16} \text{MONTANT}
 \end{aligned}$$

Le modèle 19 est identique au modèle 17, mais sans la variable SCORE et le modèle 20 est identique au modèle 18, mais également sans SCORE. L'objectif est d'observer si la présence de la cote de risque de défaut influence la

significativité de l'indicateur de capacité à payer et de la nouvelle cote (COTE2). Un deuxième objectif est également d'observer si la présence des nouvelles variables explicatives influence la significativité de SCORE, CAPA et COTE2.

Finalement, comme dernière méthode, nous utilisons la valeur prédite de CAPA (CAPA_pred) et COTE2 (COTE2_pred) obtenues par les modèles 8 et 9 pour ensuite estimer le défaut avec ces variables. Nous répétons l'analyse avec et sans la variable SCORE, puisque SCORE est utilisé pour prédire CAPA et COTE2. Nous allons nous assurer que sa présence comme variable explicative n'ajoute pas une redondance. Nous obtenons quatre nouveaux modèles.

Modèle 21

$$\text{Log}\left(\frac{P(\text{Bon} | \text{SCORE}, \text{CAPA_pred})}{1 - P(\text{Bon} | \text{SCORE}, \text{CAPA_pred})}\right) = \beta_0 + \beta_1 \text{SCORE} + \beta_2 \text{CAPA_pred}$$

Modèle 22

$$\text{Log}\left(\frac{P(\text{Bon} | \text{SCORE}, \text{COTE2_pred})}{1 - P(\text{Bon} | \text{SCORE}, \text{COTE2_pred})}\right) = \beta_0 + \beta_1 \text{SCORE} + \beta_2 \text{COTE2_pred}$$

Modèle 23

$$\text{Log}\left(\frac{P(\text{Bon} | \text{CAPA_pred})}{1 - P(\text{Bon} | \text{CAPA_pred})}\right) = \beta_0 + \beta_1 \text{CAPA_pred}$$

Modèle 24

$$\text{Log}\left(\frac{P(\text{Bon} | \text{COTE2_pred})}{1 - P(\text{Bon} | \text{COTE2_pred})}\right) = \beta_0 + \beta_1 \text{COTE2_pred}$$

Ces modèles permettront de savoir si la capacité à payer permet d'expliquer le défaut. Ce qui confirmera ou infirmera notre troisième hypothèse.

Pour ce qui est des résultats attendus, pour les modèles 11 à 15, toutes les variables devraient être significatives et négatives, car une cote élevée est synonyme d'un bon historique de crédit, ce qui diminue la probabilité de défaut. Puis, une capacité à payer élevée augmente les probabilités de rembourser les paiements et diminue la probabilité de défaut. Par contre, il se pourrait que les variables CAPACentre et COTE2 voient leur significativité fortement diminuée lorsque SCORE est observé, pour les modèles 12 et 13, puisqu'il y a une relation entre la capacité à payer et un historique de crédit sans retard de paiement. Nous croyons également que CAPACentre pourrait ne pas être significative à la lumière de la description statistique des données sur le revenu exposé dans le Chapitre 3.

Pour les modèles 16 à 20, il devrait y avoir également une baisse de la significativité pour la capacité à payer et la cote de capacité. Pour les autres variables explicatives, nous nous attendons à ce que l'âge ait un coefficient négatif et non significatif, puisqu'il ne semble pas avoir de différence d'âge chez les mauvais risques et les bons risques. L'âge au carré (âge_2) devrait avoir un signe positif et probablement non significatif. La variable HOMME devrait être positive et non significative, puisque les hommes semblent plus aptes à prendre des risques ce qui augmente la probabilité de défaut. Le nombre d'emprunteurs devrait avoir un impact négatif et fortement significatif sur le défaut, puisque dans le cas où il y a plusieurs emprunteurs la probabilité est plus faible que tous fassent défaut en même temps. Le taux relatif (TAUXREL) devrait être positif et significatif, ainsi plus la personne a de chance de faire défaut plus l'institution exigera une prime et plus son taux sera élevé relativement au taux préférentiel. Le montant alloué devrait avoir un signe positif, mais non significatif, puisque les institutions semblent bien ajuster le montant alloué au crédit selon le type d'emprunteur. PROPRIO devrait être négatif et très significatif, ainsi une personne qui possède sa demeure a beaucoup moins de chance de faire défaut sur un prêt à terme. CREDITACTIF devrait également être positif et significatif, ainsi un individu qui possède plusieurs crédits ouverts a plus de chance de faire défaut sur l'ouverture d'un nouveau crédit. REBONDI est un indicateur de

délinquance qui prend la valeur 1 si la personne a déjà vu un de ses chèques rebondir. Cette variable ne devrait pas être significative et nous nous attendons à ce que son coefficient soit positif, puisque quelqu'un qui a vu un de ses chèques rebondir peut envoyer un signal d'ingérence ce qui augmente les probabilités que cette personne fasse défaut. La variable APPETIT peut être détectée comme une façon d'identifier si une personne vit au dessus de ses moyens. Ainsi, son coefficient serait positif, mais nous ne croyons pas qu'il sera significatif.

Pour les modèles 21 à 24, nous croyons que la valeur prédite de la capacité à payer sera faiblement significative si SCORE est observé, puisqu'il se peut qu'il y ait une dilution de la significativité, puisque SCORE sert à établir la valeur prédite CAPA_pred. C'est pourquoi, nous estimons un modèle contenant uniquement la valeur prédite de la capacité à payer et nous croyons alors que le coefficient sera négatif et très significatif. Nous nous attendons à des résultats semblables pour la cote de capacité (COTE2_pred), cependant les niveaux statistiques d'acceptation devraient être plus élevés étant donné que cet indicateur ne contient que les variables significatives pour estimer le défaut, contrairement à l'indicateur de capacité à payer. La table est maintenant mise pour regarder les résultats obtenus.

CHAPITRE 5. Résultats

Cette section présente les résultats obtenus en appliquant la méthodologie décrite dans le chapitre précédent. D'abord, il est question des variables de capacité à payer expliquant le défaut. Ensuite, nous analysons la relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut aux particuliers. Enfin, nous estimons le défaut avec ces indicateurs de même qu'avec une valeur prédite des indicateurs de capacité à payer.

5.1 Construction d'un indicateur de capacité à payer et estimation du défaut

Le Tableau 7 présente les résultats des modèles 1 à 5 pour l'estimation du défaut. Afin de faciliter la lecture des coefficients, REVENU, DEPENSES et PAIEMENT ont été divisés par 1000\$, puis le SOLDE, TANGIBLE et VALEUR ont été divisés par 100 000\$.

Tableau 7. Estimation du défaut avec les variables de capacité à payer					
	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3 (Sachant le score)	Modèle 4 (Robustesse)	Modèle 5 (Robustesse)
Constante	-4.12*** (0.000)	-5.04*** (0.000)	-0.8029* (0.0951)	-1,57*** (0.0003)	-1.386*** (0.0062)
SCORE	.	.	-0.0058*** (0.000)	-0.0065*** (0.000)	-0.00672*** (0.000)
REVENU	-0.1473* (0.057)	-0.159* (0.0423)	-0.0151 (0.8257)	-0.03 (0.6608)	-0.009 (0.8708)
DEPENSES	1.7625*** (0.000)	1.829*** (0.000)	1.1134*** (0.0019)	1.0315*** (0.0087)	0.9775*** (0.007)
PAIEMENT	1.3738** (0.037)	0.8857 (0.2352)	1.3897** (0.0328)	0.887 (0.2305)	1.063 (0.1456)
SOLDE	1.3136* (0.063)	1.620** (0.0169)	0.6571 (0.3912)	1.1156 (0.1304)	.
TANGIBLE	-1.1011*** (0.0006)	-1.051*** (0.0013)	-0.6822** (0.0376)	-0.5986* (0.0757)	.
VALEUR	-0.3216 (0.1784)
DUREEA	.	0.04*** (0.000)	.	0.0645*** (0.000)	0.0765*** (0.000)
Log Likelihood	-332.26	-322.80	-303,89	-289,37	-291.00
N	3510	3510	3510	3510	3510
*significatif à 10%, **significatif à 5%, ***significatif à 1% Les p-value sont entre parenthèses.					

Le modèle 1 nous donne exactement les résultats auxquels nous nous attendions. Le revenu et la valeur nette tangible diminuent la probabilité de défaut, tandis que les dépenses, les paiements et le solde augmentent la probabilité de faire défaut. Nous remarquons également que la variable des dépenses mensuelles est la plus significative, suivi de la valeur nette des actifs tangibles.

Le modèle 2 ne révèle pas beaucoup d'information, excepté que le montant des versements mensuels (PAIEMENT) devient non significatif lorsque nous corrigeons pour la survie dans le prêt. Nous pourrions tout simplement croire que DUREEA capte l'effet significatif du paiement, puisque plus cela fait longtemps que l'individu a contracté son prêt plus il risque de faire défaut si le paiement est trop élevé.

Le modèle 3 montre les résultats les plus intéressants. Nous pouvons remarquer que lorsque la cote de risque de défaut est comprise dans l'estimation du défaut, la variable de revenu perd toute sa significativité de même que la variable calculant le solde utilisé sur les comptes de crédit. Nous pouvons alors conclure que le solde est utilisé dans le calcul de la cote de risque de défaut. Par contre, nous savons que le revenu ne l'est pas. Ainsi, SCORE parvient à en tenir compte implicitement à travers son historique de crédit. Il y aurait une forte relation entre la capacité de payer ses comptes antérieurs dans les délais et la capacité à payer. Ce résultat annoncerait que notre hypothèse sur le fait que la cote de risque de défaut n'explique pas la capacité à payer pourrait être infirmée. Il est intéressant de constater que nous obtenons exactement le même coefficient (-0.006) pour la cote de risque de défaut que celui obtenu par Zhu et al. (2001).

Les modèles 4 et 5 sont des modèles de robustesse. Le modèle nous indique une fois de plus qu'il y a une forte relation entre la survie dans le prêt et le paiement mensuel. Tel que mentionné précédemment, pour obtenir un indicateur de capacité à payer plus précis il aurait fallu avoir accès à des données

au sujet de la liquidité. Malheureusement, cette information n'est pas disponible dans notre base de données, ainsi nous avons fait une analyse avec la valeur totale de l'emprunteur au lieu de la valeur nette tangible afin de savoir laquelle des deux variables il serait préférable d'utiliser pour l'estimation du défaut. Le modèle 5 montre clairement que la valeur n'est pas significative en plus d'afficher un log de vraisemblance plus faible, ainsi nous garderons la valeur nette tangible pour calculer notre indicateur de capacité à payer.

À partir de ces estimations nous construisons deux indicateurs de capacité à payer. Le premier est celui proposé par Thomas 2005 :

Formule 1. $CAPA = \tan gible + \text{revenu} - \text{dépenses} - \text{paiement}$

Le deuxième est construit à partir des variables de capacité à payer significatives pour prédire le défaut lorsque la cote de risque de défaut est observée. Ainsi, il ne tient pas compte du revenu, ni du solde. Puis, il est également ajusté en fonction des coefficients obtenus dans le modèle 3. Nous observons que les coefficients de DEPENSES (1.1134) et PAIEMENT (1.3897) sont sensiblement identiques. Par contre, TANGIBLE possède un coefficient deux fois plus petit (-0.6822) et avec un signe négatif. À partir de ces informations, nous construisons une nouvelle cote qui possède la formule suivante :

Formule 2. $COTE2 = 2 * \tan gible - \text{dépenses} - \text{paiement}$

Nous pouvons toutefois remarquer qu'il ne s'agit pas vraiment d'un indicateur de capacité à payer puisqu'il n'y a pas la prise en compte du revenu. Pour nous assurer de la robustesse de notre indicateur, nous avons répété le modèle 3 pour les années 2003 à 2005 seulement et nous avons obtenu pratiquement les mêmes coefficients (voir Annexe C). Ainsi, nous pouvons conclure que les coefficients sont stables dans le temps et que notre cote de

capacité à payer est robuste. Nous avons également obtenu des coefficients pour les années 2003 et 2004, mais l'échantillon devient trop petit et les résultats incohérents.

Pour faciliter l'interprétation des coefficients de ces indicateurs avec SCORE nous les avons centrés pour que chacune des trois variables obtienne la même moyenne de 704. Ainsi, nous obtenons deux nouvelles formules

Formule 3. $CAP_{centre} = (\text{revenu} + \tan \text{ gible} - \text{dépenses} - \text{paiement}) * 197$

Formule 4. $COTE2_{centre} = (2 * \tan \text{ gible} - \text{dépenses} - \text{paiement}) * 2861$

Maintenant que nous avons construit notre indicateur de capacité à payer et notre nouvelle cote de capacité à payer, nous pouvons observer la relation entre ces indicateurs et la cote de risque de défaut standard.

5.2 Relation entre la cote de risque de défaut et la capacité à payer

Pour analyser la relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut, nous utiliserons deux méthodes. D'abord, nous allons observer la corrélation entre ces indicateurs. Dans un deuxième temps, nous regarderons par moindres carrés ordinaires les variables expliquant SCORE et la capacité à payer.

Le Tableau 8 suivant montre les corrélations entre le revenu, le SCORE, la cote développée au Chapitre 4 et la capacité à payer, de même que le modèle interne d'évaluation du risque (COTRISK).

Tableau 8. Corrélation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut				
	SCORE	COTRISK	REVENU	COTE2
SCORE	1	.	.	.
COTRISK	-0.7462	1	.	.
REVENU	0.2479	-0.1582	1	.
COTE2	0.2068	-0.2413	0.1715	1
CAPA	0.2947	-0.1598	0.9495	0.4778

Le Tableau 8 ne l'indique pas, mais l'ensemble des corrélations obtenues sont significatives à des niveaux inférieurs à 1%. Nous voyons qu'il y a une faible corrélation (0.2479) entre le revenu et la cote de risque de défaut. Il y a également une corrélation relativement faible entre la capacité à payer et le SCORE. Puis, la cote développée à partir des dépenses, des paiements et des actifs tangibles est la moins corrélée avec la cote standard. Enfin, il y a une forte corrélation entre la cote de risque interne (COTRISK) et la cote de risque de défaut, ce qui est tout à fait normal puisque leur modèle interne est développé à partir de SCORE. Les résultats de ce tableau indiquent que la cote de risque de défaut n'explique pas la capacité à payer. Afin de s'en assurer, nous allons estimer cinq autres modèles pour connaître les variables qui influencent SCORE, les indicateurs de capacité à payer ainsi que la délinquance. Ces résultats permettront de confirmer ou d'infirmer nos deux premières hypothèses à savoir si d'une part, la cote de risque de défaut explique la capacité à payer, et si d'autre part, la cote de risque de défaut est davantage un indicateur de délinquance contrairement à la capacité à payer. Le Tableau 9 présente les résultats de ses cinq modèles. Puisque la délinquance est une variable dichotomique, le modèle 10 est estimé par régression logistique.

Tableau 9. Variables expliquant la cote de risque de défaut, la capacité à payer et la délinquance					
	Modèle 6 (MCO)	Modèle 7 (MCO)	Modèle 8 (MCO)	Modèle 9 (MCO)	Modèle 10 (LOGIT)
y	SCORE	SCORE	CAPA Traditionnel	COTE2 Sans revenu	DELINQUANCE
Intercept	683*** (0.000)	673.65*** (0.000)	172.41 (0.5052)	-0.99 (0.5890)	0.7992 (0.2802)
COTE2	6.80*** (0.000)	.	.	.	-0.0386 (0.5622)
CAPA	.	0.0089*** (0.000)	.	.	.
SCORE	.	.	2.37*** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.005*** (0.000)
DELINQUANCE	-110.82*** (0.000)	-107.03*** (0.000)	-344.60 (0.2088)	0.1927 (0.3693)	.
REBONDI	-106*** (0.000)	-109*** (0.000)	-127.28 (0.2646)	-0.1464* (0.0704)	-0.8818*** (0.0024)
HOMME	0.43 (0.9279)	-4.51 (0.3413)	608*** (0.000)	0.07 (0.2180)	0.1149 (0.6769)
ÂGE1	-71.56*** (0.000)	-68.27*** (0.000)	-867.17*** (0.000)	-0.38*** (0.0065)	0.7507 (0.248)
ÂGE2	-72.85*** (0.000)	-78.47*** (0.000)	10.75 (0.9456)	-0.44*** (0.0003)	0.4753 (0.4046)
ÂGE3	-36.08*** (0.0003)	-42.42*** (0.0008)	430.53*** (0.0056)	-0.1414 (0.2452)	0.8369 (0.1704)
ÂGE4	-22.19** (0.0263)	-27.49*** (0.0054)	601.31*** (0.000)	0.08 (0.4659)	0.4142 (0.4918)
APPETIT	3.23 (0.5992)	4.76 (0.4404)	-203.08** (0.0309)	-0.43*** (0.000)	0.4314 (0.2990)
TYPEMP	42.39*** (0.000)	31.11*** (0.000)	681.67*** (0.000)	-0.588*** (0.000)	-0.571 (0.1729)
PROPRIO	101.74*** (0.000)	99.44*** (0.000)	291.98*** (0.000)	0.73*** (0.000)	-0.1177 (0.7211)
CREDITACTIF	-4.85** (0.0101)	-7.34*** (0.0001)	292*** (0.000)	-0.009 (0.6924)	0.0443 (0.7085)
NBEMPTEUR	.	.	1972.29*** (0.000)	-0.36*** (0.000)	.
ANCIEN	.	.	-2.10*** (0.000)	0.0001 (0.436)	.
R ²	0.2714	0.2828	0.2928	0.1471	
F (log likelihood)	100.19	106.06	96.44	40.18	(-265)
N	3510	3510	3510	3510	3510
*significatif à 10%, **significatif à 5%, ***significatif à 1% Les p-value sont entre parenthèses.					

Les modèles 6 et 7 montrent sensiblement les mêmes résultats, puisque seulement la capacité à payer est remplacée par la cote créée au modèle 3. Tel

qu'attendu, nous remarquons que le sexe n'affecte aucunement la cote de risque de défaut et que tous les groupes d'âge inférieurs à 60 ans et plus ont des pointages significativement plus faibles que ce groupe. De plus, le fait d'être salarié (TYPEEMP) augmente le pointage, de même que le fait d'être propriétaire de sa demeure. Enfin, le nombre de crédit ouvert affecte négativement le pointage. Parmi les résultats les plus intéressants, nous pouvons remarquer que la délinquance ainsi que la variable REBONDI ont des coefficients négatifs et significatifs pour expliquer la cote de risque de défaut, mais pas du tout pour estimer la capacité à payer. Rappelons que REBONDI prend la valeur 1 si au moins un chèque a déjà rebondi. Nous considérons cette variable comme un indicateur de délinquance, car plusieurs ont déjà vu un de leurs chèques rebondir par faute d'inattention et non pas par manque de fond.

Si nous regardons les modèles 8 et 9, il est possible de remarquer que ces variables ne sont plus significatives. Ainsi, notre deuxième hypothèse est confirmée. La cote de risque de défaut est un indicateur de délinquance contrairement la capacité à payer. Par contre, nous sommes également en mesure de remarquer que SCORE est très significatif pour expliquer nos deux indicateurs de capacité à payer. Ainsi, notre première hypothèse se voit infirmée, malgré la présence d'une faible corrélation entre la cote de risque de défaut et la capacité à payer. Ce tableau montre également des résultats intéressants concernant les variables expliquant la capacité à payer. Parmi les variables non significatives, il y a les deux indicateurs de délinquance telle que mentionnée précédemment, ainsi que le groupe d'âge des 25 et 39 ans. Par ailleurs, le groupe d'âge des 24 et moins, le type d'emploi et le fait d'être propriétaire de sa demeure sont des caractéristiques qui influencent similairement la capacité à payer et la cote de risque de défaut. C'est grâce à la prise en compte de ces variables par la cote qu'elle parvient à également expliquer la capacité à payer sans tenir compte du revenu.

Ensuite, nous remarquons que plusieurs variables montrent des signes différents ou deviennent significatives pour expliquer la capacité à payer comparativement à la cote de risque de défaut. En premier lieu, la variable sexe devient très significative, ainsi un homme a davantage de capacité à payer par rapport à une femme. En deuxième lieu, les groupes d'âge des 40 ans et plus et des 50 et plus ont significativement plus de capacité à payer que les 60 ans et plus, ce qui une fois de plus ne présente pas de surprise. Il est intéressant de noter que SCORE est généralement plus faible pour ses groupes d'âge comparativement aux 60 et plus. Ainsi, la capacité à payer réussit à capter de l'information que la cote de risque de défaut échappe. En troisième lieu, la variable APPETIT devient très significative, ainsi le fait de demander plus de crédit que ce que la banque est prête à nous autoriser a un impact sur la capacité à payer. Nous pouvons interpréter APPETIT comme une variable captant le fait qu'un individu vit au dessus de ses moyens. Ainsi, les gens qui vivent au dessus de leurs moyens ont souvent une plus faible capacité à payer. Nous pourrions également considérer que les individus qui ont une plus faible capacité à payer ont plus de probabilité de demander un crédit plus élevé que ce que l'institution est prête à leur consentir. En quatrième lieu, le nombre de crédits actifs change de signe pour devenir positif et significatif, ainsi plus la personne a de crédits déjà ouverts plus elle a de capacité à payer. Nous nous serions attendu à un résultat inverse, puisque plus un individu a de crédits plus ce dernier doit rembourser un montant élevé et par conséquent il a moins de liquidité disponible. Par contre, nous pourrions également analyser ce résultat en estimant que plus la personne a de crédits ouverts plus cette dernière a de capacité à payer, puisque l'ouverture de compte de crédit nécessiterait une bonne capacité à payer. L'ancienneté du client montre également un signe surprenant, puisque nous croyions que l'ancienneté était un indicateur de qualité et que par conséquent plus un client est ancien plus celui-ci aurait une bonne capacité à payer. Il semble que ce soit l'inverse. Il est très difficile d'interpréter ce coefficient. Il signifie que plus un client est ancien, moins il a de capacité à payer. Il serait possible de relier ce résultat au coefficient négatif et très significatif de DUREEA.

Le modèle 9 montre des résultats difficiles à interpréter, puisque la COTE2 ne tient pas compte du revenu en plus d'accorder deux fois plus de poids à la valeur nette tangible. Ainsi, des variables comme le type d'emploi et le nombre d'emprunteurs prennent des signes négatifs, ce qui a très peu de sens, puisque normalement un salarié a une plus grande capacité à payer due à son revenu et puisque la cote ne considère pas le revenu et davantage l'épargne, les retraités ont une cote beaucoup plus élevée malgré leur absence de salaire. Puis, généralement plus il y a de signataires pour un crédit, plus la capacité à payer est augmentée, mais ceci n'est plus vrai avec la cote. Pour les autres variables, les résultats sont semblables, excepté pour les groupes d'âge de 40 à 60 ans qui perdent leur significativité. Nous remarquons également que cette régression présente le plus faible R carré (0.1471), ce qui signifie que notre modèle explique très mal COTE2.

Enfin, le modèle 10 montre pratiquement aucun résultat significatif. Il n'y a que le SCORE et notre indicateur de chèque ayant rebondi qui explique significativement la délinquance. Toutes les autres variables du modèle sont loin d'être significatives. Ainsi, les variables expliquant la cote de risque de défaut et la capacité à payer sont très différentes de celles expliquant la délinquance. La prochaine étape est d'observer la capacité des indicateurs à expliquer le défaut.

5.3 Estimation du défaut

Pour regarder la capacité de SCORE, CAPA et COTE2 d'expliquer le défaut, nous procédons de trois manières. D'abord, nous regardons uniquement par régression logistique ces trois variables. Ensuite, nous reproduisons ces mêmes analyses en incluant les variables susceptibles d'influencer le défaut, mais non la cote de risque de défaut (SCORE), puisque notre objectif est d'apporter des variables expliquant le défaut non comprises par ce pointage. Enfin, nous calculons une valeur prédite de la capacité à payer et nous utilisons cette valeur endogène pour estimer le défaut afin de vérifier s'ils expliquent le défaut, tel

qu'avancé par notre troisième hypothèse. Le Tableau 10a montre les résultats de l'estimation de défaut uniquement en regardant SCORE, COTE2 et CAPA. Cette approche a été utilisée par Zhu et al. (2001).

Tableau 10a. Estimation du défaut avec les indicateurs de capacité à payer					
	Modèle 11	Modèle 12	Modèle 13	Modèle 14	Modèle 15
Intercept	0.0639 (0.8778)	-0.0682 (0.8709)	-0.2648 (0.5518)	-3.391*** (0.000)	-3.984*** (0.000)
SCORE	-0.0063*** (0.000)	-0.0063*** (0.000)	-0.006*** (0.000)	.	.
CAPAcentre	.	0.000016 (0.9506)	.	-0.0007** (0.0221)	.
COTE2centre	.	.	-0.0001** (0.0127)	.	-0.0002*** (0.000)
Log likelihood	-312.16	-311.97	-307.82	-347.96	-338.82
Log likelihood ratio	.	0.38	8.69***	.	.
N	3510	3510	3510	3510	3510

Le modèle 11 sert de point de repère uniquement. Il est clair que la cote de risque de défaut est significative pour prédire le défaut sinon l'institution aurait fait faillite depuis longtemps. Ensuite, le modèle 12 montre un résultat un peu décevant, puisque la capacité à payer n'est pas en mesure d'estimer le défaut lorsque SCORE est pris en compte. Par contre, le modèle 14 montre que si SCORE n'est pas calculé dans ce cas la capacité à payer parvient à prédire le défaut. Ainsi, notre troisième hypothèse est confirmée, il est cependant décevant de constater que la capacité à payer n'apporte aucune valeur ajoutée à la cote de risque de défaut. Cependant, les résultats sont différents pour la cote de capacité à payer. Nous remarquons que notre cote est significative pour estimer le défaut malgré la prise en compte de la cote de risque de défaut actuelle. Son coefficient négatif nous dit que plus cette cote est élevée moins il y a de chance que l'individu fasse défaut. Ce résultat est encore plus significatif si nous observons la cote de capacité à payer uniquement (voir modèle 15).

Pour le modèle 12, il est possible de remarquer que la capacité à payer est incapable de prédire le défaut, étant donné que la cote de risque de défaut semble capter cette information. Toutefois, il est intéressant de constater qu'il en est autrement pour la cote de capacité à payer (COTE2) développée au modèle 3. Par contre, en regardant le ratio de vraisemblance, nous remarquons que l'addition de ces variables dans l'estimation du défaut permet de significativement augmenter le log de vraisemblance. Ainsi, selon les log de vraisemblance obtenu dans le Tableau 10a nous observons un ratio de 0.38 pour l'addition de la capacité à payer et de 8.69 pour l'addition de la cote de capacité à payer. Pour être significatif à 5% il faut un ratio de 3.84, ainsi seulement l'ajout de la cote de capacité à payer apporte un pouvoir explicatif supplémentaire, ce qui est cohérent avec les *p-value*. Il faut donc conclure que la prise en compte de la capacité à payer n'apporte aucune valeur explicative supplémentaire lorsque la cote de risque de défaut est calculée.

Pour s'assurer de la robustesse de nos résultats, nous avons répété les modèles 11 à 15 en incluant les variables explicatives susceptibles d'influencer le défaut et non la cote de risque de défaut (SCORE). Le Tableau 10b montre les résultats de l'estimation du défaut incluant les nouvelles variables explicatives.

Tableau 10b. Estimation du défaut avec les indicateurs de capacité à payer et autres variables explicatives					
	Modèle 16	Modèle 17	Modèle 18	Modèle 19	Modèle 20
Constante	-3.1823** (0.0292)	-3.3734*** (0.0227)	-3.3734*** (0.0219)	-8.3833*** (0.000)	-8.1409*** (0.000)
SCORE	-0.006*** (0.000)	-0.006*** (0.000)	-0.006*** (0.000)	.	.
CAPAcentre	.	-0.0003 (0.4035)	.	-0.0009** (0.025)	.
COTE2centre	.	.	-0.0001* (0.0606)	.	-0.0002*** (0.0031)
DUREEA	0.0617*** (0.000)	0.0663*** (0.000)	0.0649*** (0.000)	0.0533*** (0.000)	0.0532*** (0.000)
ÂGE	0.0189 (0.727)	0.0331 (0.5593)	0.0242 (0.6569)	0.0819 (0.1392)	0.046 (0.3764)
ÂGE_2	-0.0001 (0.855)	-0.0002 (0.6906)	-0.0001 (0.8388)	-0.0008 (0.1704)	-0.0004 (0.4796)
HOMME	0.6223** (0.026)	0.6579** (0.0205)	0.6189** (0.0279)	0.7769*** (0.0054)	0.6729** (0.0144)
NBEMPTEUR	0.5599* (0.072)	0.6334* (0.0512)	0.5538* (0.0753)	0.4466 (0.1671)	0.1722 (0.5614)
TAUXREL	0.1249** (0.0199)	0.1214** (0.0248)	0.1125** (0.0399)	0.2180*** (0.000)	0.2071*** (0.0002)
MONTANT	0.000007 (0.3744)	0.00001 (0.2432)	0.00001 (0.6240)	0.00001 (0.1796)	0.00000 (0.9465)
ANCIENT	-0.0023* (0.0647)	-0.0023* (0.0623)	-0.0022* (0.0806)	-0.004*** (0.0008)	-0.0038*** (0.003)
APPETIT	-0.047 (0.8841)	-0.0559 (0.8627)	-0.0670 (0.8355)	-0.0746 (0.8137)	-0.1132 (0.7211)
Log likelihood	-276,19	-275,83	-274,68	-316,38	-313,51
N	3510	3510	3510	3510	3510

Ce tableau nous amène aux mêmes conclusions que le Tableau 10a, puisque la capacité à payer n'est toujours pas significative lorsque le pointage est observé et elle devient significative lorsqu'il ne l'est plus. Un fait intéressant est que la cote de capacité à payer préserve sa significativité, toutefois elle s'affaiblit par rapport aux modèles 14 et 15. Nous pourrions donc dire qu'elle est diluée par les variables explicatives, contrairement à la capacité à payer et la cote de risque de défaut qui ne sont pas affectées par leur présence. Le modèle 19 confirme toujours notre troisième hypothèse. Ainsi, la capacité à payer permet d'estimer le défaut. Si nous regardons les variables explicatives, nous remarquons que la durée dans le prêt a toujours un signe positif et très significatif, comme dans les

modèles précédents. La présence de non-linéarité dans le rapport avec l'âge et le défaut est visible, mais non significative. Ensuite, le fait d'être un homme affecte positivement le risque de défaut et de manière significative ce qui est une surprise, puisque les hommes ont une plus grande capacité à payer et que la capacité à payer affecte négativement le défaut. Ainsi, malgré leur capacité à payer plus élevée les hommes ont tendance à s'endetter encore plus et ainsi à faire davantage défaut, ce qui leur confère un caractère de délinquance beaucoup plus élevé que pour une femme. Le nombre d'emprunteurs présente un signe positif et significatif à 10% pour les modèles 16 à 18, puis il perd son niveau de significativité lorsque SCORE n'est plus estimé. Il s'agit de résultats étranges, puisque nous nous serions attendu à ce que le nombre d'emprunteurs soit négativement relié au risque de défaut étant donné qu'il s'agit en fait d'une diversification, ce qui diminue le risque et par conséquent, la probabilité de défaut. Ainsi, les prêts contenant plusieurs emprunteurs sont probablement le résultat du fait que chaque individu seul ne se qualifiait pas, alors qu'ils se sont regroupés pour obtenir le crédit. Le crédit est alors accordé à des individus qui autrement ne se qualifiaient peut-être pas. Le taux relatif est significatif et positif pour tous les modèles ce qui est cohérent avec l'approche des institutions de charger des taux plus élevés aux personnes plus à risque de faire défaut. Le montant alloué n'est aucunement significatif pour expliquer le défaut. Nous aurions pu penser que plus le montant du prêt est élevé plus il y a de chance que l'emprunteur fasse défaut. Cependant, il semble que le montant n'a aucune valeur de prédiction. Ainsi, il y a autant de défauts dans les petits prêts que les gros. Nous pouvons tirer la même conclusion pour ceux qui ont tendance à vivre au dessus de leurs moyens (APPETIT). Cette information n'apporte aucune valeur ajoutée à l'estimation du défaut. Enfin, l'ancienneté du client indique un coefficient négatif et significatif, donc plus un client a d'ancienneté envers l'institution moins ce dernier devrait faire défaut. Ce qui est cohérent avec le calcul de la cote de risque de défaut qui n'observe que l'historique de crédit pour évaluer le défaut futur.

Pour conclure l'influence de la capacité à payer sur le défaut, nous avons construit une troisième série de modèles avec les valeurs prédites de la capacité à payer ainsi que de la cote de capacité à payer (COTE2) et vérifier si ces nouvelles valeurs sont significatives pour estimer le défaut. Ces valeurs prédites proviennent des prédictions obtenues par le modèle 16 pour la capacité à payer et le modèle 18 pour COTE2. Le Tableau 11 présente les résultats de cette analyse.

Tableau 11. Estimation du défaut avec une valeur prédite des indicateurs de capacité à payer					
	Modèle 11	Modèle 21	Modèle 22	Modèle 23	Modèle 24
Intercept	0.0639 (0.8778)	0.00827 (0.9892)	-0.1194 (0.8500)	-2.7529*** (0.000)	-3.8229*** (0.000)
SCORE	-0.0063*** (0.000)	-0.0068*** (0.000)	-0.006*** (0.000)	.	.
CAPA_pred	.	0.1172 (0.2407)	.	-0.3422*** (0.0002)	.
COTE2_pred	.	.	-0.1672 (0.4499)	.	-0.9964*** (0.000)
Log likelihood	-312.16	-311.49	-311.87	-343.56	-337.56
N	3510	3510	3510	3510	3510

Les modèles 21 et 22 nous indiquent que les indicateurs de capacité à payer sont non significatifs pour expliquer le défaut lorsque la cote de risque de défaut est observée. Nous remarquons aussi que les coefficients sont différents, mais ceci est dû au fait que les valeurs prédites ne sont pas centrées avec SCORE, contrairement aux variables utilisées dans les modèles précédents. Toutefois, lorsque nous observons l'impact de la valeur prédite sans tenir compte du SCORE nous obtenons des résultats beaucoup plus significatifs que lors des modèles précédents, en plus d'obtenir des coefficients avec beaucoup plus de poids. Les coefficients ont également le signe négatif attendu. Nous pourrions donc dire que puisque SCORE est utilisé pour établir la valeur prédite de la capacité à payer et de la cote de capacité à payer, il n'est pas bon de réutiliser cette variable dans l'estimation du défaut. Enfin, les modèles 23 et 24 confirment notre troisième hypothèse qui mentionne que la capacité à payer explique le défaut. Toutefois, ceci est vrai uniquement dans le cas où SCORE n'est pas

observé. Avant de passer à la discussion des résultats, nous avons considéré d'autres approches de recherche.

CHAPITRE 6. Autres résultats possibles

Cette section étudie la possibilité d'estimer le défaut en utilisant un modèle interne de cote de risque de défaut. En deuxième partie, nous refaisons la méthodologie du chapitre 5, mais avec les marges de crédit plutôt que les prêts à terme. Les marges de crédit sont différentes des prêts à terme, car l'individu peut l'utiliser quand il veut, il n'y a donc pas de paiements mensuels fixes ni de durée. Ainsi, nous croyons que certaines variables de capacité à payer perdront leur significativité. Puis, dans la troisième partie, nous regardons les prêts hypothécaires. Nous croyons que les résultats pour les prêts hypothécaires ne seront pas significatifs puisque les institutions utilisent généralement des modèles différents pour évaluer ce risque, de plus il s'agit d'un prêt offrant un collatéral.

6.1 Modèle interne

L'objectif principal du travail était d'observer la cote de risque de défaut (SCORE). Nous voulons dans cette section regarder si les résultats changent lorsque nous observons le modèle interne de l'institution qui est construit à partir de SCORE. Nous croyons que le modèle interne (COTRISK) contiendra davantage la capacité à payer que la cote de risque de défaut standard. Le Tableau 12 présente l'estimation du défaut avec COTRISK au lieu de SCORE. De plus, les valeurs prédites des modèles 28 et 29 l'ont été en utilisant COTRISK au lieu de SCORE.

Tableau 12. Estimation du défaut avec la cote de risque interne						
	Modèle 3	Modèle 25	Modèle 26	Modèle 27	Modèle 28	Modèle 29
Intercept	-0.8029* (0.0951)	-6.929*** (0.000)	-6.330*** (0.000)	-6.41*** (0.000)	-2.915*** (0.000)	-3.840*** (0.000)
SCORE	-0.0058*** (0.000)
COTRISK	.	0.5243*** (0.000)	0.5138*** (0.000)	0.549*** (0.000)	.	.
COTE2	.	.	-0.3624* (0.0725)	.	.	.
CAPA	.	.	.	-0.0071 (0.8928)	.	.
COTE2_pred	-1.033*** (0.000)	.
CAPA_pred	-0.286*** (0.0018)
Revenu	-0.0151 (0.8257)	-0.0648 (0.3815)
Dépenses	1.1134*** (0.0019)	1.2524*** (0.0004)
Paiement	1.3897** (0.0328)	1.6191** (0.0183)
Solde	0.6571 (0.3912)	1.0519 (0.1765)
Tangible	-0.6822** (0.0376)	-0.4025 (0.1727)
Log Likelihood	-303,89	-298.96	-305.65	-307.74	-345.96	-335.67
N	3510	3510	3510	3510	3510	3510
*significatif à 10%, **significatif à 5%, ***significatif à 1% Les p-value sont entre parenthèses.						

Ce tableau montre une très faible différence entre la cote interne (COTRISK) et les résultats obtenus par SCORE. Nous voyons que la cote interne tient davantage compte de la valeur nette tangible, tel que démontré dans le modèle 25. Ainsi, notre indicateur conçu en section 5.1 accordant un poids de deux à cette variable devient beaucoup plus significatif, mais reste toutefois significatif à 10% (voir modèle 26). La capacité à payer reste non significative ce qui n'est pas une surprise. Nous pouvons en dire tout autant au sujet des valeurs prédites. Bref, l'utilisation de la cote interne au lieu de la cote de risque de défaut, apporte un changement au niveau de l'efficacité de la prédiction du défaut par la cote de capacité à payer développée à partir du modèle 3. Dans la prochaine

section, nous regardons l'impact de l'observation des marges de crédit au lieu des prêts à terme.

6.2 Marges de crédit

Les marges de crédit se distinguent des prêts à terme, car le fonctionnement est différent. Un individu peut avoir une marge de crédit et ne jamais l'utiliser, tandis que d'autres peuvent l'utiliser sans relâche, ainsi les paiements mensuels varient d'un mois à l'autre. De plus, la durée de cet outil financier est indéterminée. Une marge de crédit est valide jusqu'à ce qu'une des deux parties l'annule. Pour ces raisons, les variables de capacité à payer devraient avoir plus de difficultés à prédire les défauts. Le Tableau 13 présente les mêmes résultats que la section précédente, mais pour les marges de crédit.

	Modèle 30	Modèle 32	Modèle 33	Modèle 34	Modèle 35
Intercept	-0.5203 (0.5872)	-0.334 (0.7013)	0.3294 (0.6806)	-2.807*** (0.000)	-3.863*** (0.000)
SCORE	-0.0045*** (0.0008)	-0.005*** (0.000)	-0.005*** (0.000)	.	.
COTE2	.	0.6014** (0.0481))	.	.	.
CAPA	.	.	-0.0549 (0.5525)	.	.
COTE2_pred	.	.	.	-0.984*** (0.000)	.
CAPA_pred	-0.339*** (0.0052)
Revenu	-0.0171 (0.8754)
Dépenses	0.2552 (0.7724)
Paiement	-1.8629 (0.2805)
Solde	1.517* (0.0791)
Tangible	-1.468** (0.0436)
Log Likelihood	-124.96	-127.95	-130.52	-139.52	134.73
N	1760	1760	1760	1760	1760
*significatif à 10%, **significatif à 5%, ***significatif à 1% Les p-value sont entre parenthèses.					

Tel qu'attendu ce tableau présente des résultats de prédiction de défaut par les variables de capacité à payer plus faibles. Cependant, la cote de capacité à payer reste relativement significative à 5% pour estimer le défaut sachant la cote de risque de défaut, contrairement à la capacité à payer. Nous remarquons des résultats identiques pour les valeurs prédites. Ainsi, l'utilisation des valeurs prédites s'applique autant pour les prêts à terme que les marges de crédit. Dans la prochaine section, nous refaisons l'analyse pour les prêts hypothécaires.

6.3 Prêts hypothécaires

Les prêts hypothécaires sont des véhicules financiers très différents des marges de crédit et des prêts à terme, car ils sont garantis par un collatéral. Ainsi, les institutions financières utilisent des méthodes différentes pour évaluer ce type de crédit. Nous croyons donc que les résultats de la capacité à payer ne seront pas significatifs pour évaluer leur probabilité de défaut. Le Tableau 14 présente les mêmes résultats que la section 6.2 sur les marges de crédit, mais pour les prêts hypothécaires.

Tableau 14. Estimation du défaut pour les prêts hypothécaires					
	Modèle 36	Modèle 37	Modèle 38	Modèle 39	Modèle 40
Intercept	-0.5618 (0.8088)	-0.5069 (0.8106)	-0.076 (0.9706)	-5.124*** (0.0027)	-3.139*** (0.0027)
SCORE	-0.0067 (0.1023)	-0.008** (0.0321)	-0.0066* (0.0929)	.	.
COTE2	.	-0.3620 (0.3590)	.	.	.
CAPA	.	.	-0.3279 (0.1485)	.	.
COTE2_pred	.	.	.	-0.2248 (0.524)	.
CAPA_pred	-0.4484* (0.0598)
Revenu	-0.2912 (0.2550)
Dépenses	-1.978 (0.4746)
Paiement	0.3506 (0.8102)
Solde	0.029 (0.9907)
Tangible	-1.249 (0.2637)
Log Likelihood	-44.65	-46.45	-45.71	-49.51	-47.92
N	1478	1760	1760	1760	1760
*significatif à 10%, **significatif à 5%, ***significatif à 1% Les p-value sont entre parenthèses.					

Le modèle 36 est très surprenant puisque aucune variable n'est significative à 10% et ce, incluant la cote de risque de défaut, ce qui prouve que l'institution n'utilise pas ce pointage pour attribuer une hypothèque. Toutefois, il est à noter que cet échantillon ne contient que huit défauts, soit 0.54%, ce qui peut justifier l'inconsistance de nos modèles. Il serait intéressant de se renseigner afin de savoir quelles variables les institutions regardent pour estimer le défaut des prêts hypothécaires. Suivant ces résultats, il est clair que les modèles 37 et 38 n'arrivent pas à identifier le défaut de façon aussi décisive que lors de l'observation des prêts à terme. Enfin, pour l'estimation du défaut par l'utilisation des valeurs prédites, nous remarquons que la capacité à payer réussit à aller chercher un niveau de significativité supérieur à 10% contrairement à la cote de

capacité à payer qui devient pour la première fois non significative. Dans la prochaine section, nous discuterons de résultats obtenus par cette étude.

CHAPITRE 7. Discussion et conclusion

Cette section présente une discussion sur les indicateurs de capacité à payer, de même que les limites de ce travail et les avenues de recherche possibles.

7.1 Discussion sur les indicateurs de capacité à payer

Les résultats de ce travail laissent douter du pouvoir explicatif de la capacité à payer pour estimer le défaut, compte tenu du fait que le revenu n'est pas significatif pour estimer le défaut lorsque la cote de risque de défaut est prise en compte. Alors, nous confirmons l'hypothèse de relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut. La capacité à payer parvient à expliquer le défaut lorsque la cote de risque de défaut n'est pas prise en compte et lorsque nous utilisons la valeur prédite, laquelle est prédite entre autres par la cote de risque de défaut. Ainsi, la capacité à payer est significative pour exprimer le défaut, mais pas autant que la cote de risque de défaut, qui en plus d'avoir un coefficient beaucoup plus élevé (par 60 fois), atteint des niveaux de significativité toujours supérieurs à 1%. La capacité à payer pourrait ne pas expliquer le défaut, car quelqu'un qui gagne plus s'endetterait davantage et par conséquent a autant de chance de faire défaut qu'un individu qui gagne moins et qui s'endette moins.

Durant ce travail, nous avons développé une cote de capacité à payer qui ne tient pas compte du revenu et qui accorde un poids deux fois plus important à la valeur nette tangible. Cet indicateur s'est avéré constamment significatif à plus de 5% durant les modèles d'estimation. En plus d'être en mesure d'estimer le défaut, cet indicateur apporte une valeur ajoutée à la cote de risque de défaut. Cependant, cet indicateur est difficile à interpréter, puisqu'il ne tient pas compte du revenu. Nous pourrions dire que la cote de risque de défaut réussit à capter le revenu à travers l'historique de paiements d'un individu, donc l'inclusion de cette variable influence négativement la significativité d'un indicateur qui estime le défaut lorsque la cote est calculée.

Un résultat intéressant de ce travail est que nous avons déterminé un certain nombre de variables qui ne sont pas incluses dans la cote de risque de défaut et qui sont significativement très importantes pour estimer le défaut. Premièrement, le temps écoulé depuis l'octroi du prêt est une variable extrêmement significative, ce qui explique pourquoi les institutions vont de plus en plus vers un pointage behavioral, pour évaluer le risque une fois le prêt accordé afin de déceler les défauts dans le temps. Deuxièmement, le fait que l'emprunteur soit un homme affecte positivement le risque de défaut. Il est illégal de prendre en compte le genre dans la cote de risque de défaut, mais malheureusement il semble que cette variable soit significative pour prédire le défaut. Troisièmement, les trois variables utilisées dans la cote de capacité à payer sont significatives pour estimer le défaut lorsque SCORE est pris en compte. La variable la plus significative est les dépenses mensuelles excluant le montant de remboursement du prêt. Les paiements mensuels sont également significatifs, mais à des niveaux oscillant autour de 10% et parfois cette variable perd sa significativité si certaines variables de contrôle sont ajoutées. Enfin, la valeur nette tangible reste relativement significative, mais à des niveaux oscillant autour de 5%. Il est à noter que cette variable perd sa significativité lorsque nous observons la cote interne de défaut plus que la cote externe. Ainsi, les institutions ont déjà inclus cette information dans leurs modèles.

7.2 Limites

Par ailleurs, il est important de souligner les limites de ce travail. D'abord, notre échantillon ne contient que les prêts acceptés, ce qui génère un biais. Pour remédier à ce problème de biais, il faudrait que durant une courte période la banque conserve l'information sur tous les demandeurs, mais cette activité est peu coûteuse. Ensuite, certains pourraient critiquer la prise en compte de variables significatives à 10%, puisque pour un échantillon de 3 510 observations. Il serait plus rigoureux de considérer uniquement les variables explicatives à 1%. De plus, nous ne savons pas exactement la définition de chacune des variables contenues dans la cote de risque de défaut. Nous avons de l'information sur une

cote de risque de défaut, mais il n'est pas évident que chaque cote de risque de défaut utilise exactement les mêmes variables. Toutefois, elles estiment toutes le risque de défaut sans tenir de la capacité à payer. Il devient donc difficile d'évaluer si nous avons ajouté des variables, dans nos modèles, déjà incluses dans cette cote. Il faut également mentionner que l'utilisation des liquidités aurait été préférée à celle de la valeur nette tangible, car la présence de liquidité est importante pour éviter un retard de trois paiements consécutifs. Enfin, il y a une très faible revue de la littérature au sujet de la capacité à payer et aucune revue sur sa relation avec la cote de risque de défaut, ce qui augmente le risque d'erreur de notre travail.

7.3 Avenues de recherche

Pour compléter notre travail, il serait intéressant d'observer le taux de défaut estimé par la capacité à payer, la cote de capacité, la cote de risque externe et la cote risque interne, pour chaque trimestre, de même que d'observer à l'aide d'une courbe ROC qui illustre le pourcentage bien classé versus celui mal classé, afin de comparer la force de chacun des modèles d'estimation proposés dans ce travail. Il serait également intéressant de construire une carte de pointage estimant le défaut et prenant en compte la capacité à payer ainsi que de construire un modèle multinomial pour estimer la probabilité de mauvais paiements et de défaut. Donc, construire un indicateur qui estime ces deux comportements simultanément. Pour chacune de ces cartes de pointage, il serait intéressant de déterminer une limite de crédit disponible au client en fonction de son pointage de défaut tenant compte de la capacité à payer.

De plus, il serait possible de répéter cette analyse avec des données en séries chronologiques des revenus mensuels et dépenses afin d'obtenir un indicateur de volatilité du revenu de l'emprunteur, tel que calculé dans Roszbach (1998). Il aurait été également intéressant d'avoir de l'information sur la ligne de crédit des emprunteurs. Refaire l'analyse en utilisant un indicateur de perte et profit pour chaque prêt comme variable dépendante permettrait de développer un

modèle de profit et non de minimisation de défaut, ce qui cadrerait davantage avec les tendances actuelles du marché. Plusieurs études (voir Thomas 2003, Roszbach 1998 et Dionne et al. 1996) se sont penché sur la personnalisation des prêts aux particuliers afin d'obtenir une plus grande marge de profit pour l'émetteur et des conditions plus avantageuses pour l'emprunteur.

Enfin, le défi présentement est au niveau de la possibilité d'insérer des variables macroéconomiques au sein des modèles, combiné à une approche portefeuille de risque de crédit aux particuliers. Plusieurs études se penchent présentement sur une application *stress testing* pour le crédit aux particuliers.

7.4 Conclusion

Ce travail se distingue en étudiant pour la première fois la relation entre la capacité à payer et la cote de risque de défaut. Nous avons regardé trois hypothèses : 1) la cote de risque de défaut n'explique pas la capacité à payer; 2) la cote de risque de défaut est un indicateur de délinquance contrairement à la capacité à payer; 3) la capacité à payer est significative pour estimer le défaut. En nous basant sur Thomas (2005) pour définir l'indicateur de capacité à payer, nous trouvons que la capacité à payer est expliquée par la cote de risque de défaut, ce qui infirme notre première hypothèse. Par contre, en utilisant les études de Dionne et al. (1996) et Avery et al (2004) pour vérifier notre deuxième hypothèse, nous confirmons l'hypothèse que la cote de risque de défaut est davantage un indicateur de délinquance contrairement à la capacité à payer. Puis, notre évaluation de la troisième hypothèse est basée sur l'article de Zhu, Beling et Overstreet (2001). Nous voyons alors que la capacité à payer n'apporte aucune valeur ajoutée lorsque la cote de risque de défaut est prise en compte. Toutefois, la capacité à payer est significative pour estimer le défaut dans le cas où la cote de risque de défaut n'est pas observée. Ce résultat est également vrai avec l'utilisation d'une variable de capacité à payer endogène.

Nous avons également construit une cote de capacité à payer qui parvient à estimer le défaut de façon significative même lorsque la cote est observée. Nos résultats changent faiblement lorsque nous prenons la cote de risque interne, au lieu de la cote de risque externe (cote de risque de défaut), et lorsque nous évaluons le défaut pour les marges de crédit. Puis, ils deviennent inconsistants pour évaluer le risque de défaut des prêts hypothécaires, ce qui est le résultat d'un échantillon contenant un trop faible taux de défaut. Ces résultats ouvrent la porte pour inclure de nouvelles variables non comprises dans la cote de risque de défaut, tel que les dépenses mensuelles et les actifs tangibles, pour augmenter la précision de l'estimation du défaut et encourager l'utilisation d'une cote évaluant l'individu de façon mensuelle, une fois le prêt accordé.

Bibliographie

ALESSIE, R., S. HOCHGUERTEL et G. WEBER (2001). *Consumer Credit: Evidence from Micro Data*, Finance and Consumption Chair, European University Institute.

AVERY, AB., PS. CALEM et GB. CANNER (2004). *Credit Report Accuracy and Access to Credit*, Federal Reserve Bulletin, p. 297-322

AVERY, AB., PS. CALEM et GB. CANNER (2004). *Consumer credit scoring: do situational circumstances matter?*, Bank for International Settlements, n° 146.

BERTOLA, G., R. DISNEY et C. GRANT (2006). *The Economics of Consumer Credit*, MIT Press

BOYLE, M., JN. CROOK, R. HAMILTON et LC. THOMAS (1992). *Methods for credit scoring applied for slow payers*, Oxford University Press, p. 75-90

BRIDGES, S. et R. DISNEY (2001). *Modelling Consumer Credit and Default : The Research Agenda*, University of Nottigham

COLLARD, S. et E. KEMPSON (2005). *Affordable credit : The way forward*, University of Bristol

CHATTERJEE, S., D. CORBAE, et JV. RIOS-RULL (2005). *Credit Scoring and Competitive Pricing of Default Risk*, Pennsylvania University [réf. décembre 2005] <www.e.u-tokyo.ac.jp/cirje/research/workshops/macro/documents/macro0417.pdf>

DESAI, VS., DG. CONWAY, JN. CROOK et GA. OVERSTREET (1997). *Credit scoring models in the credit union environment using neural networks and genetic algorithms*, IMA Journal of Management Mathematics, n° 8, p.323-346

DIONNE, G., M. ARTIS et M. GUILLEN (1996). *Count data models for a credit scoring system*, Journal of Empirical Finance, 3, p. 303-325

GROSS, DB. et NS. SOULELES (2002). *An Empirical Analysis of Personal Bankruptcy and Delinquency*, The Review of Financial Studies, vol. 15, n°1, p. 319-347

HAND, DJ. (1997). *Construction and Assessment of Classification Rules*, John Wiley and Sons, Chichester

HAND, DJ. et WE. HENLEY (1997). *Statistical Classification Method in Consumer Credit Scoring : A Review*, Journal of the Royal Statistical Society, vol. 160, n° 3, p. 523-541

HAND, DJ. et MG. KELLY (2002). *Superscorecards*, Journal of Management Mathematics, n° 13, p. 273-281

HAND, DJ., RW. OLIVER et LC. THOMAS (2005). *A survey of the issues in consumer credit modelling research*, Journal of the Operational Research Society, n° 0, p.1-10

HENLY, WE. (1997). *Statistical aspects of credit scoring*, thèse de doctorat, Milton Keynes, Open University.

HUNT, RM. (2005). *A Century of consumer Credit Reporting in America*, Federal Reserve Bank of Philadelphia, working paper n° 05-13

JAPPELLI, T. (1990). *Who is Credit Constrained in the U.S Economy*, Quarterly Journal of Economics, Vol. 105(1), pp. 219-262

KEENEY, RL. et RB. OLIVER (2003). *Improving lenders Offers Using Consumer Preferences*, < www.birs.ca/workshops/2003/03w5023/RLK-RMO_doc.pdf

McCorkell, PL. (2002). *The Impact of Credit Scoring and Automated Underwriting on Credit Availability*, In *The Impact of Public Policy on Consumer Credit*, Boston, p. 209-219

MYERS, JH. et EW. FORGY (1963). *The Development of Numerical Credit Evaluation Systems*, Journal of the American Statistical Association, vol. 58, n° 303, p. 779–806.

NIU, J. (2004). *Managing Risks in Consumer Credit Industry*, <www.virginia.edu/economics/papers/reynolds/Niu%20July%2012%20draft%20PDF.pdf

ROSZBACH, K. (1998). *Bank lending policy, credit scoring and the survival of loans*, Department of Economics, Stockholm School of Economics. < papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=488522

SCHREINER, M., M. MATUL, E. PAWLAK et S. KLINE (2004). *The Power of Prizma's Poverty Scorecard: Lessons for Microfinance*, Microfinance Risk Management, <http://www.microfinance.com>.

SRINIVASAN, V. et YH. KIM (1987). *Credit granting: a comparative analysis of classification procedures*, Journal of Finance, n° 42, p. 665-683

THOMAS, LC. (2000). *A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers*, International Journal of Forecasting, n° 16, p. 149-172

THOMAS, LC., DB. EDELMAN et JN.CROOK (2002). *Credit Scoring and its Applications*, SIAM: Philadelphie

THOMAS, LC. (2003). *Consumer Credit Modeling: Context and Current Issues*, School of Management, University of Southampton, Southampton, UK

THOMAS, LC. (2005). *Modelling the Credit Risk for Portfolios of Consumer Loans: Analogies with the corporate loan models*, School of Management, University of Southampton, Southampton, UK

YOBAS, MB., JN. CROOK et P. ROSS (2000). *Credit scoring using neural and evolutionary techniques*, IMA Journal of Management Mathematics, n°11, p. 111-125

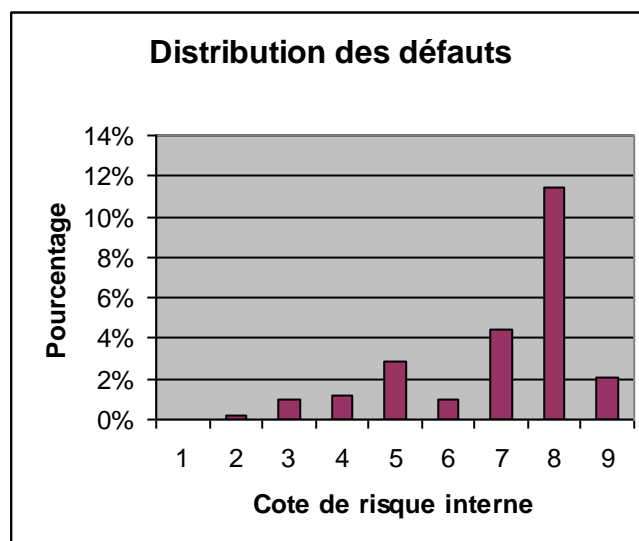
WHYLEY, C. et S. BROOKER (2004). *Home credit an investigation into the UK home credit market*, The National Consumer Council

ZHU, H., PA. BELING et GA. OVERSTREET (2001). *A study in the combination of two consumer credit scores*, Journal of the Operational Research Society, n° 52, p. 974–980

Annexe A. Estimation du défaut avec ATD

Tableau A. Efficacité de ATD pour prédire les défauts (en utilisant un logit)	
Constante	0.22 (0.6051)
SCORE	-0.006*** (0.0000)
ATD	-0.0029 (0.3982)
Log likelihood	-311
N	3 510
Les p-value sont entre parenthèses. ***significatif à 1%	

Annexe B. Distribution et définition de la cote de risque interne



Définition des niveaux de risque

1	Excellent	Le risque de défaut est considéré minime. L'emprunteur démontre une excellente stabilité dans sa capacité à rencontrer ses obligations en capital et intérêts.
2	Très faible	Le risque de défaut est considéré très faible. L'emprunteur démontre une stabilité supérieure dans sa capacité à rencontrer ses obligations en capital et intérêts.
3	Faible	Le risque de défaut est considéré faible. L'emprunteur démontre une très bonne stabilité dans sa capacité à rencontrer ses obligations en capital et intérêts.
4	Moyen faible	Le risque de défaut est considéré relativement faible. L'emprunteur démontre une bonne stabilité dans sa capacité à rencontrer ses obligations en capital et intérêts. Des événements pourraient affecter sa stabilité financière.
5	Moyen	Le risque de défaut est considéré moyen. L'emprunteur est en mesure d'assumer le paiement de ses obligations en capital et intérêts au moment présent. Des événements pourraient affecter de façon importante sa stabilité financière.
6	Moyen élevé	Le risque de défaut est un peu plus élevé que la moyenne. L'emprunteur démontre une capacité limitée à honorer ses obligations.
7	Élevé	Le risque de défaut est plus élevé que la moyenne. L'incertitude existera en regard de la capacité de l'emprunteur à rembourser son capital et intérêts de façon régulière, spécialement s'il fait face à des événements défavorables.
8	Très élevé	Le risque de défaut est considéré élevé. Des difficultés évidentes existent face à la capacité de l'emprunteur à rencontrer ses obligations.
9	Non évalué	Le risque de défaut n'est pas évalué.

Annexe C. Robustesse des coefficients du modèle 3

Tableau C. Robustesse des coefficients pour le calcul de la cote de capacité à payer		
	2003-2005	2003-2006
Constante	-0.9562* (0.054)	-0.8029* (0.0951)
SCORE	-0.0056*** (0.000)	-0.0058*** (0.000)
REVENU	-0.0128 (0.8534)	-0.0151 (0.8257)
DEPENSES	1.1070*** (0.0042)	1.1134*** (0.0019)
PAIEMENT	1.3196** (0.0502)	1.3897** (0.0328)
SOLDE	0.6934 (0.3720)	0.6571 (0.3912)
TANGIBLE	-0.5383* (0.1088)	-0.6822** (0.0376)
N	3477	3510
Log likelihood	-293.22	-303,89