

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN ADMINISTRATION DES AFFAIRES

PAR
SAMUEL LAMOTHE GIRARD

L'ÉVALUATION AUTOMATISÉE DU RISQUE DE CRÉDIT DES PME : LA
FIABILITÉ DES DONNÉES FINANCIÈRES

AVRIL 2018

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

SOMMAIRE

Pour pouvoir assurer leurs activités ainsi que leur développement, les PME peuvent avoir besoin de solliciter du financement externe. Leur première source de financement vient de leurs activités mais si celles-ci sont insuffisantes pour combler leurs besoins, elles auront recours aux sources externes dont la principale demeure le financement bancaire. Or, bien que les PME contribuent fortement à l'activité économique par la création d'emplois et de richesse, leur accès au financement bancaire peut être contraint. Les modèles utilisés par les banques pour la prise de décision sur des dossiers de financement, soit des modèles de *scoring*, font appel principalement à des données financières historiques. Ces modèles automatisés ont l'avantage de rendre plus objective la décision, d'accélérer celle-ci et de traiter un plus grand volume de dossiers, réduisant ainsi les coûts de fonctionnement des institutions bancaires. Ces modèles ne sont toutefois pas infaillibles et ils amènent parfois les analystes à commettre des erreurs d'appréciation, soit en refusant de financer un client qui aurait eu les capacités de rencontrer ses obligations financières, soit en acceptant un client qui se trouvera éventuellement en défaut de paiement. Les données financières, à la base de ces modèles, présentent d'importantes lacunes et une faible capacité prédictive, notamment pour les entreprises dynamiques. L'analyse des données financières d'un groupe de 15 PME manufacturières montre que de telles erreurs de prévision s'expliquent principalement par le dynamisme de ces entreprises qui entraîne l'instabilité de leurs résultats financiers. Les modèles de *scoring* arrivent plus facilement à rendre une décision lorsque les données financières sont stables, pénalisant les entreprises en croissance et plus souvent innovantes. Ces résultats suggèrent un traitement plus raffiné des PME afin d'arriver à des développements dans l'analyse et la prise de décision bancaire et l'ajout de variables non financières permettant de mieux refléter leur situation future.

TABLE DES MATIÈRES

SOMMAIRE	iii
LISTE DES TABLEAUX.....	vi
LISTE DES FIGURES.....	vii
LISTE DES ABBRÉVIATIONS	viii
REMERCIEMENTS	ix
CHAPITRE 1 – INTRODUCTION ET PROBLÉMATIQUE	11
CHAPITRE 2 – CONTEXTE THÉORIQUE.....	17
2.1 Les institutions bancaires et leur fonctionnement	17
2.1.1 Fonction et nature des institutions bancaires.....	17
2.1.2 Processus d'évaluation de crédit des institutions bancaires.....	19
2.1.3 Validité et qualité de l'information présentée par l'emprunteur	21
2.2 Le risque de crédit	32
2.1.1 Capacité de remboursement des emprunteurs.....	33
2.2.2 Défaillance des emprunteurs	34
2.3 L'évaluation du risque de crédit	36
2.3.1 Les systèmes experts	36
2.3.2 Les agences de notations.....	38
2.4 Le credit <i>scoring</i>	39
2.4.1 L'historique du credit <i>scoring</i>	39
2.4.2 Les modèles de credit <i>scoring</i> pour évaluer le risque de crédit	41
2.4.3 Les modèles de <i>scoring</i> de type analyse discriminante multiple (MDA)	43
2.5 Les modèles de <i>scoring</i> afin d'évaluer le risque de crédit.....	45
2.5.2 Modèle multivarié d'Altman (1968), le « Score Z ».....	49
CHAPITRE 3 – MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE ET PRÉPARATION DES DONNÉES	56
3.1 Identification de la base de données	56
3.2 Préparation de l'échantillon.....	57

3.3	Préparation des données	59
3.4	L'échantillon initial	63
CHAPITRE 4 – PRÉSENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS		66
4.1	Les erreurs de type I et II	67
4.1.1	Les erreurs de type II	71
4.1.2	Les erreurs de type I	74
4.2	L'analyse exploratoire	77
4.2.1	Les quatre caractéristiques du dynamisme et de l'instabilité	78
4.2.2	Comparer les erreurs de type I et II	86
4.2.3	Synthèse des résultats	91
4.3	Synthèse des résultats	93
4.4	Discussion	95
4.4.1	La croissance de l'activité	96
4.4.2	L'innovation	97
4.4.3	L'exportation	97
4.4.4	La croissance de l'actif total	98
CHAPITRE 5 – CONCLUSION, PISTES ET LIMITES		101
5.1	Les pistes de recherche	103
5.2	Les limites	104
BIBLIOGRAPHIE		105
ANNEXE		121

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Exemple d'un modèle de <i>scoring</i>	46
Tableau 2. Conditions de robustesse d'un modèle.....	52
Tableau 3. La synthèse des erreurs	62
Tableau 4. Constante des résultats avec l'ensemble de l'échantillon	65
Tableau 5. Présentation des « Score Z »	67
Tableau 6. Variation relative de chaque ratio par rapport à la variation totale du « Score Z »	69
Tableau 7. Évolution de l'actif total.....	70
Tableau 8. Ratio 3 : évolution du BAII.....	71
Tableau 9. Ratio 5 : évolution des ventes	72
Tableau 10. Évolution du bénéfice net (erreur de type II)	73
Tableau 11. Ratio 3 : évolution de l'actif total (erreurs de type I).....	74
Tableau 12. Ratio 5 : évolution du BAII (erreurs de type I)	75
Tableau 13. Évolution des ventes (erreurs de type I).....	76
Tableau 14. Le rythme de croissance des ventes des PME (erreurs de type I et II)	80
Tableau 15. L'innovation (R-D)	82
Tableau 16. Les exportations (erreurs de type I et II)	83
Tableau 17. L'évolution de l'actif total (erreurs de type I et II)	84
Tableau 18. Le rythme de croissance (variation des ventes)	87
Tableau 19. L'innovation	88
Tableau 20. L'exportation.....	88
Tableau 21. La croissance de l'actif total.....	90
Tableau 22. La synthèse des résultats	91
Tableau 23. Répartition des entreprises sur l'ensemble de la base de données	92

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Schématisation de la méthodologie	63
---	----

LISTE DES ABBRÉVIATIONS

ABC	Association des banquiers canadiens
BAIL	Bénéfice avant intérêts et impôts
BDC	Banque de développement du Canada
BP	Bon payeur
BSIF	Bureau du surintendant des institutions financières
GE	Grande(s) entreprises(s)
LaRePE	Laboratoire de recherche sur la performance des entreprises
MAD	Modèle d'analyse discriminante
MP	Mauvais payeur
OCDE	Organisation de coopération et de développement économiques
PME	Petite(s) et moyenne(s) entreprise(s)
SPSS®	Statistical Package for the Social Sciences®
ZG	Zone grise

REMERCIEMENTS

Je dois sans contredit débiter ces remerciements avec une mention toute spéciale à ma directrice de recherche, Josée St-Pierre. Ce travail est le fruit d'un effort commun qui n'aurait jamais mené au résultat actuel sans son importante contribution. Je vous remercie sincèrement pour votre flexibilité à m'accorder du travail tout au long de ma maîtrise et ainsi, je remercie chaleureusement la Chaire de recherche du Canada en gestion de la performance et des risques des petites et moyennes entreprises (PME) pour son support financier qui a été nécessaire pour l'accomplissement de mes études.

Je tiens à remercier toutes les personnes de mon entourage qui m'ont soutenu et accompagné dans ce défi que représentait la rédaction et l'accomplissement de ce travail de recherche. Je dois remercier profondément ma conjointe pour sa patience et son support pour toutes les heures de travail à tout moment de la journée et des fins de semaine, mais aussi sa compréhension des sacrifices que nous devons faire ensemble afin que je termine ma maîtrise. Une bonne partie de chacune des phrases écrites dans ce papier découle de tous ces moments où tu as su me comprendre et mettre de côté tes intérêts personnels au profit des miens afin d'investir dans mon éducation. Je ne te remercierai jamais assez pour tout cela.

Que seraient des remerciements si je ne prenais pas le temps de remercier ma famille, particulièrement ma mère qui m'a toujours soutenu et encouragé dans ma démarche afin de poursuivre mes études? Pendant toutes ces années depuis le début de mes études jusqu'à la fin de ma maîtrise, elle a investi une somme considérable pour mon éducation, sans compter les sacrifices que cela pouvait lui occasionner. Pour tout ce support autant émotionnel que financier, chacune des lignes que j'ai composées dans ce travail de recherche est en partie grâce à toi.

Je dois également prendre le temps de remercier toutes les autres personnes qui me sont chères et qui ont contribué à mener à terme ce beau projet. Raymond, par son incompréhension de ma motivation pour investir toutes ces heures dans la recherche et par son admiration pour la poursuite de mes études, je te remercie beaucoup. À tous mes amis qui ont aidé à faire cheminer et à surélever la qualité de mon travail à un niveau supérieur. Particulièrement, Jean Christophe, Mohamed et Yves, je vous remercie énormément pour toutes les heures et les conseils que vous avez investis de façon aussi généreuse dans mon travail de recherche. Je dois aussi remercier les évaluateurs qui ont accepté mon travail, qui ont su, par leurs commentaires, améliorer ce mémoire mais aussi qui ont su être compréhensibles envers un travail de recherche en finance sortant quelque peu du cadre habituel du domaine.

Finalement, un merci tout spécial à ma grand-mère qui a toujours valorisé la poursuite des études et qui, sans vraiment en être consciente, a fait partie des motivations qui m'ont amené à entamer, mais surtout à terminer ce mémoire de maître.

Je dédie ce travail de recherche à la mémoire mon père.

CHAPITRE 1 – INTRODUCTION ET PROBLÉMATIQUE

Ben Amor, Khoury et Savor (2009) et l'OCDE (2013) présentent les PME comme étant d'importantes sources de création d'emplois et de valeur ajoutée pour un pays. En effet, les PME sont à l'origine de plus de 90 % des emplois du secteur privé (Statistiques Canada, 2016) et leur contribution s'élevait à près de 50 % du PIB canadien en 2011. Ce sont toutefois les PME les plus dynamiques, dont celles en croissance et les plus innovantes qui contribuent davantage à cette vigueur économique (Lee et Drever, 2014; Mason, 2010). Malgré cette contribution, ces PME connaissent des difficultés d'accès au financement pour couvrir leurs besoins de fonctionnement et d'investissements. Cette situation a attiré l'attention de nombreux chercheurs, dont Raju et Rajan (2015), Benkraiem et Miloudi (2014), Betbèze (2014) et Dhouib Ayadi (2014).

Le développement autant que l'exploitation des entreprises, et donc des PME, nécessitent des ressources monétaires qui servent à financer leurs actifs et leurs activités (Beck, Demirgüç-Kunt, Laeven et Maksimovic, 2006). La source de financement privilégiée par les entreprises, particulièrement par les PME, est le financement interne (Abanis, Arthur, Burani et Eliabu, 2013; Benkraiem et Miloudi, 2014; Raju et Rajan, 2015). Toutefois, un certain pourcentage d'entre elles ne pourront combler la totalité de leurs besoins monétaires par ce moyen, les obligeant ainsi à recourir à du financement externe qui peut provenir de différentes sources. C'est le financement bancaire qui est la source externe la plus utilisée par les PME (Abe, Troilo et Batsaikhan, 2015; BDC, 2011; Cole, 2013; OCDE, 2013). D'ailleurs, 64 % des PME canadiennes ont recours aux institutions bancaires comme source de financement formel (BDC, 2011), ce qui est corroboré par Cole (2013) auprès des PME américaines.

Avant d'octroyer du financement à une PME, les institutions bancaires doivent d'abord évaluer le risque de non-remboursement¹ que représente l'éventuel emprunteur. Si ces institutions acceptent de leur octroyer des fonds, elles devront établir différentes clauses contractuelles tout en ayant la possibilité de limiter les sommes consenties (Beck *et al.*, 2006; Benkraiem et Miloudi, 2014; OCDE, 2013). Ces conditions de financement sont souvent perçues comme étant un frein au développement des PME par leur dirigeant, selon Raju et Rajan (2015). Toutefois, cette procédure s'explique en partie par la nature des institutions bancaires, leur mission et leur rôle qui n'est pas de prendre des risques. Leur fonction primaire est plutôt de gérer et surtout de protéger l'argent des épargnants (Basel Committee, 2004; St-Pierre, 2004), expliquant pourquoi elles contrôlent leur offre de financement.

Par ailleurs, les institutions bancaires considèrent les PME comme étant plus risquées que les grandes entreprises et ce, pour une multitude de raisons telles que le contexte d'information asymétrique dans lequel s'exerce leur relation, l'historique de crédit, leur instabilité financière, un niveau insatisfaisant de garanties tangibles, ou les caractéristiques des dirigeants de la PME, dont leur attitude face au risque. Tous ces facteurs augmentent le risque perçu par les bailleurs de fonds (Benkraiem et Gurau, 2011; Song, 2014) et leur prise en compte simultanée rend difficile l'évaluation de leur risque de crédit.

Du côté des dirigeants de PME, on observe parfois une certaine frustration occasionnée par l'impossibilité d'obtenir le financement externe dont ils ont besoin (Beck *et al.*, 2006). Plus les PME connaissent une croissance forte et soutenue, plus leurs besoins en capitaux seront importants (Alexandre et Buisson-Stéphan, 2014). Cette croissance peut être interprétée par les institutions bancaires comme un risque supplémentaire, les amenant à restreindre leur offre de financement, à demander des taux d'intérêt plus élevés

¹ Le risque de non-remboursement traite de différents types de risques qui seront présentés dans la section 2.2 sur le risque de crédit.

ou des conditions plus exigeantes². En somme, certains dirigeants ont l'impression que plus leur PME a besoin de fonds nécessaires à leur croissance, moins les institutions bancaires seront enclines à les soutenir. Cet élément met en évidence un écart entre la demande de financement exprimée par les besoins des PME et l'offre de financement consentie par les institutions financières.

Par ailleurs, ce problème d'accès au financement peut être encore plus important pour certains types de PME (Song, 2014), notamment les petites entreprises. Ces petites entreprises, ayant souvent un actif limité, pourront rencontrer des réticences de la part des banques qui considèrent ces actifs comme ayant une valeur de garantie insuffisante (Oliveira et Fortunato, 2006; Wrobel, 2011). Le même constat s'applique aux PME innovantes ou technologiques qui ont peu d'actifs tangibles à donner en garantie aux bailleurs de fonds.

Des constats précédents se dégagent une problématique concernant l'arrimage entre la demande de financement par les PME et l'offre de financement par les institutions bancaires (Xiang et Worthington, 2015). Ce problème d'accès au financement était considéré par l'OCDE (2013) comme l'un des principaux obstacles à la reprise économique dans la plupart des pays après la crise de 2008. Le problème peut résider dans les demandes faites par les PME qui ne répondent pas aux exigences des institutions bancaires ou dans l'évaluation des PME faites par ces bailleurs de fonds (Carpentier et Suret, 2011).

Dans le cadre du présent travail, nous nous intéresserons particulièrement à l'évaluation faite par les institutions bancaires afin d'octroyer du financement aux PME. Cette évaluation se base principalement sur des indicateurs financiers (Altman et Sabato, 2007; Crook, Edelman et Thomas, 2007) composés de divers ratios. Les ratios sont

² Ces taux d'intérêt plus élevés comprennent une prime de risque qui sera abordée plus en détail dans la section 2.1.3.2, sur les mécanismes pour gérer le risque de crédit.

regroupés dans des systèmes d'analyse automatisés visant à faciliter la prise de décision de l'agent de crédit, en la rendant plus rapide et plus standardisée par rapport à un traitement manuel (Allen, DeLong et Saunders, 2004; Barbulescu, Hagiou et Baldan, 2015). Afin d'optimiser le processus de réduire le coût de traitement des dossiers de crédit et donc d'arriver à atteindre les objectifs de leur utilisation, les institutions bancaires mettent en place des grilles standardisées de traitement de l'information sur les entreprises qui font une demande de financement (Crook *et al.*, 2007). En évaluant la défaillance des emprunteurs et leur capacité de remboursement à partir des indicateurs contenus dans ces grilles, les bailleurs de fonds quantifient le risque de crédit auquel ils s'exposent (Ben Amor *et al.*, 2009; Ciampi et Gordini, 2009; Pollin et Jacquet, 2008).

Ce type d'outil d'évaluation automatisé, appelé *scoring* ou « pointage », mène à la classification des demandeurs en leur accordant une note (score). Cette note permet de séparer en trois catégories distinctes les demandeurs, soit les bons payeurs (l'acceptation du prêt), les mauvais payeurs (refus de prêt) et un certain nombre qu'il sera impossible de classer automatiquement et qui se retrouvera dans une zone d'indécision (Lazarus, 2012). Cette zone nécessitera une investigation supplémentaire qui obligera le traitement individuel et manuel des dossiers de crédit, soit un traitement en dehors du modèle automatisé.

Le présent travail portera sur l'utilisation d'outils d'évaluation automatisé à partir de processus de *scoring*. Un tel mécanisme de prise de décisions comporte plusieurs avantages, dont le fait qu'il permet de traiter rapidement une quantité importante de demandes de financement. Toutefois, malgré l'appui en faveur de l'utilisation du *scoring* dans le contexte bancaire (Abdou, 2009; Abdou et Pointon, 2011; Sullivan, 1981) et sa montée en popularité depuis les années 1990 (Berger, Cowan et Frame, 2011; Guizani, 2014), plusieurs raisons peuvent mener à une remise en question de leur utilisation, mais surtout de leur efficacité. Ces systèmes de traitement automatisés ont des lacunes et peuvent conduire à des décisions erronées. Ces décisions se divisent en deux catégories,

la première, nommée erreur de type II, représente le refus d'un prêt à une entreprise qui aurait été en mesure de bien répondre aux exigences financières (Dierkes, Erner, Langer et Norden, 2013). À l'opposé, l'erreur de type I consiste à octroyer le prêt à une entreprise qui se trouvera en défaut de paiement ultérieurement, elle représente l'erreur la plus dommageable et la plus coûteuse pour les institutions bancaires (Dierkes *et al.*, 2013). Plusieurs auteurs ont étudié ces erreurs pour dévoiler les failles ou les imperfections dans l'évaluation automatisée du risque de crédit faite par les institutions bancaires (Abdou, 2009; Abdou et Pointon, 2011; Crook *et al.*, 2007; Dierkes *et al.*, 2013; Lee et Chen, 2005).

Ces lacunes justifient notre question générale de recherche qui se présente comme suit :

Quelle est la fiabilité des modèles d'évaluation du risque de crédit utilisés par les banques pour les PME?

L'objectif de la recherche n'est pas de proposer un nouveau modèle qui permettrait d'évaluer le risque de crédit, mais plutôt d'apporter une contribution théorique en discutant de l'efficacité de ces modèles. Ainsi, cette démarche à caractère exploratoire aura entre autres comme objectif de mettre en évidence l'instabilité potentielle de l'information financière de certaines PME rendant le diagnostic du risque de crédit qu'elles présentent variable et même imprécis. Cette contribution est basée sur une demande récurrente de l'OCDE (2006, 2010, 2012, 2014, 2017) visant à stimuler l'étude des problèmes de financement avec lesquels les PME doivent composer. Comme le mentionne l'OCDE (2009, p. 13) : « Selon certaines observations, les systèmes automatisés d'évaluation des risques de crédit ne sont pas toujours efficaces, au point que, parfois, des entreprises rentables ne parviennent pas à obtenir ce qu'elles demandent ». Cette réaction en 2009 a été rappelée plus tard, alors que l'OCDE (2012) réitère sa demande en sollicitant les chercheurs et les gouvernements afin qu'ils présentent des

études sur le sujet et, ultimement, qu'ils amènent des réponses appropriées. D'ailleurs, l'évaluation du risque de crédit, basée exclusivement sur l'information financière, est critiquée par plusieurs chercheurs et constitue une partie importante du problème (Altman, Sabato et Wilson, 2010; De Andrés, Lorca, Cos Juez et Sánchez-Lasheras, 2011). De plus, l'OCDE (2009) demande des modèles permettant d'évaluer le risque de crédit à l'échelle des entreprises, non plus seulement à l'échelle des secteurs. Cet organisme soutient qu'on doit créer un type de modèle pour évaluer spécifiquement les PME et ainsi tenter de régler la problématique d'accès au financement.

Notre mémoire se décline en cinq chapitres. Après l'introduction, le prochain chapitre sera consacré à la littérature pertinente qui permettra de présenter l'état des connaissances ainsi que les concepts clés de cette étude pour ensuite mener à notre question spécifique de recherche. Le troisième chapitre portera sur la méthodologie utilisée pour répondre à notre question de recherche, qui sera suivie par la présentation des résultats. L'analyse des résultats et une discussion seront présentées au chapitre 5 avant finalement de conclure ce travail. Nous rappellerons quelles sont les contributions de notre recherche, tout en exposant leurs limites et également quelques avenues de recherche que suggère ce travail.

CHAPITRE 2 – CONTEXTE THÉORIQUE

Pour réaliser leurs activités de prêts, les banques doivent mesurer le risque lié aux différentes transactions qui pourraient nuire à leur performance en les exposant à des risques jugés trop importants. En tant qu'institution fiduciaire et gardienne des épargnes des citoyens, elles ne peuvent pas « mettre à risque » leur capital, ce qui influence leur mode de fonctionnement. Elles adoptent ainsi un comportement prudent face au risque qui teinte toutes leurs décisions. Les prochaines sous-sections dédiées à décrire leur activité permettront de mieux comprendre leur relation avec le risque ainsi que leur façon de le gérer ou de le contrôler.

2.1 LES INSTITUTIONS BANCAIRES ET LEUR FONCTIONNEMENT

2.1.1 Fonction et nature des institutions bancaires

La nature des institutions bancaires (l'aversion du risque et la protection de leur capital) de même que leur responsabilité face à la société déterminent leur prise de position et leurs décisions de financement (ABC, 2012; Gadioux, 2010). Les banquiers doivent s'assurer de protéger soigneusement l'argent géré par leur institution tout en exerçant leur rôle d'intermédiaire financier visant à créer de la liquidité (Dietsch et Mahieux, 2014). La première fonction des institutions bancaires étant de faire le transfert des actifs illiquides en créances liquides, l'épargne qui leur est confiée ne doit pas demeurer passive (dans les comptes des institutions), mais doit être réinvestie sous forme de prêts ou autres permettant ainsi de générer de la liquidité (Armstrong et Caldwell, 2008). Derrière ces opérations, les institutions bancaires adoptent un comportement conservateur afin de limiter leur exposition au risque (Armstrong et Caldwell, 2008; Gadioux, 2010) car elles doivent s'assurer d'avoir les fonds nécessaires lorsque les épargnants voudront récupérer les sommes qu'ils leur auraient confiées. Ainsi, l'attitude des institutions bancaires les amène à procéder à une sélection sévère de leurs clients, en préférant refuser certains bons

clients (erreur de type II) pour s'assurer d'accepter un minimum de mauvais clients (erreur de type I), lorsque les dossiers de financement qui leur sont présentés sont ambigus.

Par ailleurs, les Accords de Bâle (Basel Committee, 1997, 2004, 2010) précisent le rôle social des institutions financières tout en affirmant quelles sont les attentes de la société envers elles. Ces accords encadrent et soumettent les institutions bancaires à une réglementation stricte, c'est-à-dire une réglementation prudentielle, balisant notamment la prise de risques possible. Bien que l'idée de prendre davantage de risques pour augmenter la rentabilité de leur capital puisse leur apparaître attrayante, les accords de Bâle viennent limiter cette liberté d'action. Les règles prudentielles proposent une marche à suivre pour que les institutions bancaires évitent de provoquer un effondrement de l'économie mondiale, comme ce fut le cas en 2008 avec la crise économique. À l'origine, les Accords de Bâle étaient appliqués seulement au marché européen alors que la troisième série d'accords a un impact mondial ayant été entérinée par les dirigeants des pays du G20. Les institutions canadiennes se conforment ainsi aux prescriptions réglementaires des Accords de Bâle III (Chouinard et Paulin, 2014).

Les réglementations auxquelles sont soumises les institutions financières conditionnent leurs décisions et elles évitent d'accepter de financer des entreprises dont le risque de remboursement serait jugé trop élevé. N'ayant aucune assurance totale sur le fait que les clients rembourseront intégralement leur emprunt selon les conditions prévues, la gestion prudente amène toutefois les banques à commettre des erreurs d'évaluation. Elles peuvent ainsi accepter des clients qui, pour différentes raisons impossibles à anticiper, seront incapables de rembourser leur emprunt; mais elles peuvent aussi refuser des clients qui paraissent, à première vue, trop risqués alors qu'ils auraient été de bons payeurs. Comme mentionné précédemment, ces erreurs sont appelées, en termes statistiques, les erreurs de type I et de type II. L'erreur de type II consiste à refuser un prêt à une entreprise qui aurait les capacités de rembourser; alors que l'erreur de type I consiste à octroyer un prêt à une entreprise qui se retrouvera en défaut de paiement (Dierkes *et al.*,

2013). Les conditions imposées dans les Accords de Bales II font en sorte que les banques préfèrent refuser de financer de bons clients pour lesquels il existe un peu d'incertitude afin de protéger leur capital.

Voyons maintenant comment se prennent les décisions d'octroi des prêts et particulièrement ceux aux PME de manière à mieux comprendre le processus d'évaluation du risque de crédit.

2.1.2 Processus d'évaluation de crédit des institutions bancaires

Le processus d'évaluation de crédit comporte plusieurs étapes qui peuvent être résumées comme suit (Gadhoun, Gueyié et Mohamed Karim, 2007) :

1. l'application pour le prêt;
2. l'évaluation du risque de crédit du demandeur (son dossier de crédit) afin de rendre une décision sur l'acceptation ou le refus de la demande;
3. le prêt est ensuite structuré de façon officielle, les vérifications requises sont effectuées (garanties et autres conditions au contrat);
4. la signature officielle du contrat et le déboursé (prise de possession du montant du prêt);
5. le suivi des paiements et l'application des procédures subséquentes au prêt.

D'après Gadhoun *et al.* (2007), la phase la plus importante du processus, afin de quantifier le risque potentiel pour l'institut bancaire, est l'analyse du dossier de crédit (étape 2) sur laquelle se concentre ce mémoire. Par ailleurs, ce processus d'évaluation comprend aussi plusieurs objectifs qui se résument comme suit (Barbulescu *et al.*, 2015) :

- évaluer le niveau de risque que représente le débiteur pour son créancier à un moment « *t* » et anticiper les fluctuations possibles de ces résultats dans le temps.

En d'autres mots, cela signifie évaluer la capacité de remboursement du débiteur par rapport aux données passées et faire des prédictions de ce qu'elle représentera dans le futur;

- exprimer de façon explicite le risque estimé afin de pouvoir utiliser une échelle de prise de décision dans un modèle d'évaluation standardisé;
- permettre aussi d'examiner la causalité et les composantes des différentes constituantes du risque, de manière à être en mesure de mieux le comprendre;
- évaluer la probabilité de défaut ou de défaillance de l'entreprise afin de mieux comprendre et mesurer la situation du demandeur.

Ces différents objectifs présentent deux thèmes importants qui seront élaborés ultérieurement dans la section allouée spécifiquement au risque de crédit, soit « capacité de remboursement » et « défaillance ou probabilité de défaut ». Avant d'en discuter, plusieurs éléments nécessitent des précisions, dont l'évaluation elle-même, qui est basée principalement sur l'information financière de l'entreprise.

L'évaluation d'une demande de financement (dossier de crédit), peu importe la taille et les caractéristiques de l'entreprise, doit se faire avec de l'information fiable, précise et complète (Abdelmoula, 2015; Dierkes *et al.*, 2013). Cette information, nécessaire à la prise de décision, provient principalement des données financières historiques fournies par l'entreprise (Dierkes *et al.*, 2013) provenant du bilan et du compte de résultats. Cette information devrait préférablement être présentée sur une période minimale de trois ans (Altman *et al.*, 2010; Groleau, 2012) afin de permettre au banquier d'analyser les flux de liquidités d'une année à l'autre. Ce qui explique que certaines banques ne financent pas les entreprises en démarrage. Cette analyse horizontale de l'état des flux de trésorerie, qui fournit de l'information supplémentaire et pertinente sur la santé financière de l'entreprise, est directement utilisée par le système de traitement automatisé des demandes et par les banquiers dans leur évaluation. Il est donc essentiel de s'assurer de la qualité et de la

fiabilité de l'information financière sur laquelle porte la décision des institutions bancaires.

2.1.3 Validité et qualité de l'information présentée par l'emprunteur

Les institutions bancaires perçoivent certains types de PME comme étant plus risqués que d'autres, notamment en raison de l'opacité de leur information (Benkraiem et Miloudi, 2014; Liao, Chen et Lu, 2009). Toutefois, il est trop coûteux pour les institutions bancaires de mettre en place des mécanismes ou des outils qui leur permettraient d'accéder à une information précise et complète (Abdelmoula, 2015). Ce phénomène, que l'on connaît sous le vocable d'asymétrie d'information, complique le travail des bailleurs de fonds où il devient plus difficile de faire l'évaluation du risque de crédit d'un éventuel emprunteur.

2.1.3.1 L'asymétrie d'information

Initialement, le concept d'asymétrie d'information était utilisé principalement pour décrire le contexte informationnel dans lequel se déroulent les relations entre les actionnaires et les dirigeants d'une entreprise, ces derniers possédant diverses informations qui sont inconnues des actionnaires (Jensen et Meckling, 1976; Lambert, Leuz et Verrecchia, 2012). Son utilisation s'est ensuite étendue et a été adaptée à d'autres contextes, dont celui du financement bancaire. L'asymétrie d'information, propre à la relation bancaire, apparaît lorsque le dirigeant de la PME possède de l'information qui est inconnue par le banquier (Liao *et al.*, 2009; Sharpe, 1990). Dans un tel contexte, le banquier peut être amené à remettre en question l'information qu'il possède de même que sa validité (Chebil et Levy-Tadjine, 2009).

L'asymétrie d'information peut s'expliquer sous deux angles différents. D'une part, certains soutiennent que cette information incomplète serait due au manque de

connaissances des dirigeants d'entreprise en gestion financière ou sur leur ignorance de l'importance de l'information fournie au bailleur de fonds. Ce phénomène est qualifié par les chercheurs de « *knowledge gap* ». En outre, un manque de connaissances peut faire en sorte que certaines informations soient inexactes ou absentes et ce, même si le dirigeant ne le fait pas délibérément (Maque et Godowski, 2009). Il peut aussi se traduire par des erreurs de classement entre les postes de la dette et ceux des fonds propres (Ang, 1991). Le faible niveau d'éducation, le manque de connaissances des pratiques des institutions financières ou encore une ignorance partielle ou totale des règlements qui régissent ces institutions contribuent à cet écart de connaissances (Chebil et Levy-Tadjine, 2009; Maque et Godowski, 2009).

D'autre part, les systèmes automatisés d'évaluation de dossiers de crédit peuvent être perçus comme de la dépersonnalisation des relations entre les banques et les PME. Ces relations devenant de plus en plus impersonnelles peuvent mener les dirigeants à développer de la méfiance face aux banques et à leur banquier (Torrès, 2011). Certains dirigeants sont déjà peu enclins à partager leurs informations de façon transparente (Bousslama et Nekhili, 2007) alors que cette même information pourrait être fort utile pour le banquier (Ben Ayed et Zouari, 2014). Par ailleurs, selon Lefilleur (2009), les dirigeants peuvent croire qu'ils ont un certain avantage à présenter le minimum d'information ou même de l'information erronée et ce, de manière à échapper ou à contourner la fiscalité. Dans le même ordre d'idée, il est possible que « pour capturer une part des gains générés par un projet d'investissement, le représentant d'une PME puisse être encouragé à dissimuler ou minimiser les gains réels provenant d'un projet » (Maque et Godowski, 2009, p. 6).

En somme, que l'information soit partielle et incomplète parce que le dirigeant a un manque de connaissances ou encore qu'il en dissimule des bribes de façon délibérée, le résultat sera sensiblement le même. Il fera en sorte que le banquier se questionnera sur

l'information sur laquelle il base sa décision tout en favorisant l'installation d'un climat de méfiance.

Ces exemples justifient que les banquiers imputent un caractère imprécis et peut-être incomplet aux informations fournies par les PME. Cela les amène à devoir affronter différents risques directement liés à ce contexte informationnel, soit le risque d'aléa moral et le risque d'antisélection qui tous deux viennent influencer le risque de crédit (Dietsch et Mahieux, 2014).

Risque d'aléa moral. Le risque d'aléa moral survient lorsque l'emprunteur ne respecte pas les engagements qui avaient été préalablement convenus dans le cadre d'un contrat de prêt (Benkraiem et Miloudi, 2014). En d'autres termes, l'emprunteur utilise les fonds fournis par l'institution bancaire à d'autres fins que celles qui étaient préalablement entendues et qui ont permis de définir les conditions de financement. Ceci pouvant donc affecter la rentabilité de l'entreprise et/ou exposer l'institution prêteuse à un risque de crédit supérieur à celui qu'elle a mesuré (Hernández-Cánovas et Martínez-Solano, 2010).

Ainsi, cette possibilité d'utilisation imprévue des fonds alimente la suspicion des bailleurs de fonds envers les PME (Boot, 2000; Boot, Thakor et Udell, 1991). Cette méfiance a brièvement été présentée au début du chapitre lorsque le comportement prudent des institutions bancaires a été décrit. Jumelé à leur nature prudente, ce risque supplémentaire lié à l'aléa moral incite les institutions bancaires à instaurer des mécanismes pour minimiser son impact. Ainsi, cela peut expliquer pourquoi ces institutions exigent des garanties et mettent en place différentes conditions à respecter³. Précisons que l'aléa moral menant à un risque supérieur diminuera peu à peu si un lien de confiance entre l'institution bancaire et la PME s'installe (Berger et Udell, 2002; Petersen et Rajan, 1994). Ce sont ainsi principalement les plus jeunes entreprises, celles n'ayant

³ Ces éléments seront présentés de façon plus détaillée dans la prochaine section dédiée aux mécanismes pour gérer le risque de crédit.

pas d'historique de relation bancaire, qui sont susceptibles de se voir imposer des conditions ou des mécanismes plus contraignants afin de minimiser l'impact de l'aléa moral pour les banques.

Risque de sélection adverse. Le risque de sélection adverse, ou d'antisélection, prend racine dans le fait qu'il est difficile pour le banquier d'évaluer les compétences de l'entrepreneur dans l'utilisation optimale des ressources (Blazy et Weill, 2013; Hernández-Cánovas et Martínez-Solano, 2010). Ce risque de sélection adverse peut mener à des conditions de financement qui ne reflètent peut-être pas le risque réel de chaque emprunteur (Odders-White et Ready, 2006). Il se manifeste souvent par un nivellement des taux d'intérêt, c'est-à-dire que l'ensemble ou une grande partie des emprunteurs se voit proposer le même taux d'intérêt sans égard à leurs caractéristiques individuelles défavorisant les emprunteurs les moins risqués (Odders-White et Ready, 2006).

Des taux d'intérêt non ajustés à chaque entreprise auront comme effet de décourager les projets à faible risque qui pourraient juger ces taux trop contraignants et non intéressants. Il peut en découler un effet de clientèle où ce sont les projets les plus risqués qui solliciteront des fonds auprès de ces institutions financières (Odders-White et Ready, 2006). Ce type de risque contribue à augmenter les probabilités de fixer le mauvais taux ou les mauvaises conditions aux clients. Évidemment, si les emprunteurs se voient imposer des taux d'intérêt trop élevés par rapport au risque réel qu'ils présentent, ils refuseront probablement l'offre de financement, privant l'institution bancaire de bons clients et de revenus supplémentaires.

Face aux risques inhérents au contexte informationnel, les institutions bancaires peuvent avoir, entre autres, deux types de comportements (Liao *et al.*, 2009), soit la minimisation de l'exposition au risque de crédit ou le contrôle de ce même risque, soit l'évitement du risque. La prochaine section permettra de faire le point sur les différents mécanismes disponibles aux banques afin de gérer leur risque de crédit.

2.1.3.2 Mécanismes pour gérer le risque de crédit

Pour réduire l'exposition au risque de crédit, les banques possèdent plusieurs mécanismes (Gadhoun *et al.*, 2007; St-Pierre et Bahri, 2011). Ces derniers peuvent être mis en place avant l'octroi du prêt de manière à diminuer le risque ou une fois que le prêt est octroyé, afin de réduire les conséquences.

Les prochains paragraphes présenteront les principaux mécanismes pouvant être utilisés par les institutions financières avant l'octroi de crédit. Ensuite, elle donnera un bref aperçu des mécanismes pouvant être utilisés une fois le prêt octroyé et qui permettent à l'institution bancaire d'avoir un certain contrôle sur l'utilisation des fonds qui est faite par l'entreprise ou encore sur les décisions qui sont prises par ses dirigeants.

Les garanties. L'un des mécanismes les plus utilisés avant l'octroi du prêt consiste à demander des garanties, comme le présentent certains auteurs (Benkraiem et Miloudi, 2014; Steijvers, Voordeckers et Vanhoof, 2010). L'emprunteur doit fournir des garanties personnelles ou mettre en garantie le patrimoine de l'entreprise. Ces garanties peuvent jouer un rôle d'assurance pour les banquiers advenant une faillite ou encore le défaut de paiement, car leur liquidation permettra de recouvrer une partie, voire la totalité du montant non remboursé (Blazy et Weill, 2013). Plus les actifs donnés en garantie sont liquides et plus ils conservent leur valeur, plus leur rôle comme facteur d'assurance sera perçu positivement dans le processus d'octroi de crédit (Beck, Demirgüç-Kunt et Martinez Peria, 2009). Vu l'importance des garanties dans la protection du capital des banques lors de décision de prêts aux PME, on comprend mieux pourquoi les jeunes entreprises ou les entreprises de service ou fortement innovantes dont la valeur repose sur de l'actif intangible ont des difficultés à accéder à du financement bancaire.

Outre les garanties, les institutions bancaires peuvent aussi utiliser les conditions de financement, les taux d'intérêt (prime de risque) ainsi que le rationnement de crédit.

Les contrats et conditions de financement. Les conditions de financement permettent aux institutions bancaires d'avoir un certain contrôle sur l'entrepreneur et sur l'utilisation des fonds octroyés. Les contrats de financement prévoient des sanctions si le dirigeant ne respecte pas certains objectifs ou critères prédéfinis (St-Pierre, 2004). Ces conditions peuvent prendre différentes formes selon le risque et les caractéristiques que présente l'emprunteur, soit des restrictions imposées concernant l'utilisation des fonds octroyés, la rémunération des dirigeants et la distribution des dividendes, ou encore la fréquence à laquelle devront être présentés des rapports financiers sur la situation de l'entreprise. Ces contrats prévoient également que certains ratios financiers clés soient maintenus à des niveaux jugés acceptables par la banque.

La prime de risque. Tel que mentionné en introduction, la prime de risque est incluse dans le taux d'intérêt offert à l'entreprise. Suivant la relation risque-rendement en finance, une décision risquée doit conduire à l'exigence d'un rendement proportionnel. Si une institution bancaire décide d'octroyer un prêt à un client jugé plus risqué, elle s'expose donc à un risque de non-remboursement supplémentaire et demandera inévitablement un rendement plus élevé dans la mesure où elle juge le risque supportable. Ainsi, en plus d'exiger des garanties et de fixer des clauses restrictives dans le contrat d'emprunt, l'institution imposera aux emprunteurs risqués une prime de risque qui sera ajoutée au taux d'intérêt de base (St-Pierre et Bahri, 2011).

Le rationnement de crédit. Les institutions bancaires peuvent aussi faire du rationnement de crédit et donc réduire leur offre de crédit. Le rationnement de crédit amène les institutions bancaires à être plus sélectives lorsqu'elles offrent du financement, de manière à minimiser leurs possibilités de pertes (Alexandre et Buisson-Stéphan, 2014). Ce rationnement peut être mis en place au moment où la décision d'octroi du prêt sera rendue, donc en réduisant l'offre globale, ou encore une fois que le prêt est octroyé en offrant à une entreprise une somme inférieure à ce qu'elle avait demandé. Ce rationnement est sensible au climat économique, comme l'a montré la crise de 2008, et est

particulièrement inquiétant pour les PME, étant donné qu'elles sont les principales cibles de cette mesure, selon Alexandre et Buisson-Stéphan (2014).

Par ailleurs, le rationnement de crédit peut être utilisé auprès des jeunes entreprises qui n'ont pas établi d'historique de paiement permettant aux banques d'évaluer leur qualité de payeur. Ce mécanisme permet ainsi à l'institution financière d'évaluer, au fil de la relation, le comportement de l'entreprise par rapport à ses obligations (Phung, 2010; Psillaki, 1995).

Les mécanismes utilisés après l'octroi du prêt. Une fois le prêt octroyé, les institutions bancaires doivent assurer la bonne gestion de leur capital en « surveillant » l'utilisation qui est faite des fonds prêtés. Cette surveillance s'exerce principalement par la production d'informations spécifiques par les emprunteurs et leur vérification (Ardic, Mylenko et Saltane, 2012). La banque peut exiger, notamment, un audit des états financiers qui doit être fait par une firme comptable ou un expert-comptable accrédité (Abdou et Pointon, 2011; Berger *et al.*, 2011). Aussi, l'entreprise doit soumettre à la banque des rapports concernant la valeur des actifs qui sont donnés en garantie (comptes-clients, stocks, équipements, machinerie, etc.). D'ailleurs, on peut préciser que la production de ces rapports devient une charge pour les entreprises, principalement lorsqu'ils sont exigés fréquemment.

L'utilisation des divers mécanismes ne fait pas disparaître le risque de crédit des institutions bancaires puisque les modèles utilisés pour la prise de décision ne peuvent prédire avec certitude quel client présentera une situation de défaillance (Pierandrei, 2015). L'impossibilité d'avoir un tel outil s'explique entre autres par la valeur prédictive des informations financières utilisées dans les modèles d'évaluation.

2.1.3.3 La valeur prédictive de l'information financière

Nonobstant l'asymétrie d'information présentée précédemment, l'information financière passée fait aussi l'objet de certaines critiques par rapport à son faible pouvoir prédictif (Roggi et Giannozzi, 2013; Beck *et al.*, 2006; Parida, Kumar, Galar et Stenström, 2015). Cette capacité prédictive est encore plus faible pour les PME les moins stables et surtout celles étant les plus dynamiques, par exemple les plus jeunes (Chavis, Klapper et Love, 2011; Oliveira et Fortunato, 2006), celles en croissance (Beck et Demirguc-Kunt, 2006; Xiang et Worthington, 2015) ou encore celles les plus engagées dans des activités d'innovation (Brancati, 2015).

Certains auteurs reconnaissent également que les états financiers puissent être manipulés par les PME, celles-ci subissant moins d'exigences sur la production de cette information contrairement aux sociétés ouvertes, ce qu'a reconnu Argenti (1976) il y a plus de 40 ans. Ainsi, si l'information subit des manipulations à l'origine, les prévisions en découlant seront elles aussi erronées. Au milieu des années 1980, les auteurs Keasey et Watson (1987) ont porté une attention particulière aux prévisions basées sur l'information financière des sociétés fermées⁴. Ils ont présenté plusieurs recherches mettant en cause la pertinence de l'analyse strictement quantitative de ces sociétés ayant recours à l'utilisation des ratios financiers. La valeur prédictive des ratios est mise en doute par Keasey et Watson (1987), alors que Keasey et Watson (1988) présentent trois lacunes de l'information financière des PME affaiblissant sa valeur prédictive :

- l'instabilité et la variabilité des états financiers des sociétés fermées;
- la possibilité que l'information financière puisse être manipulée par l'entreprise;
- les exigences de déclaration financière moins rigoureuse pour les sociétés fermées.

⁴ « Communément appelée "société fermée" ou "société privée". Il s'agit d'une société qui n'est pas une société ayant fait appel au public, c'est-à-dire qui n'émet pas d'actions au public » (Industrie Canada, 2017).

Chavis *et al.* (2011) confirment, auprès d'un échantillon de 70 000 entreprises provenant de divers pays, que la qualité et la validité de l'information financière des jeunes PME influencent leur accès au financement bancaire. Dans le même ordre d'idée, l'étude des données financières de 7 653 PME amène Oliveira et Fortunato (2006) à affirmer que l'information financière des jeunes PME peut être insuffisante ou incomplète afin de faire leur évaluation. D'après eux, le portrait de l'entreprise dressé par ses données financières peut être non représentatif de sa situation réelle, pouvant ainsi affecter son accès à diverses sources de financement.

Le même constat prévaudrait pour les PME en croissance. Ainsi, Teyssier, Courault et Perez (2012) présentent la fragilité des PME en croissance et plus particulièrement celles en forte croissance. Cette fragilité, occasionnée par de nombreux facteurs, peut créer des variations et une instabilité plus ou moins importantes de leurs résultats financiers. Comme le présentent ces auteurs, ces situations affaiblissent la valeur prédictive de l'information financière. D'ailleurs, Hutchinson et Ray (1986) et Hutchinson et Mengersen (1993) constatent certaines ressemblances des résultats financiers des PME en croissance et des PME en faillite. Sans remettre directement en question la valeur prédictive de l'information financière, ces auteurs confirment, à la suite d'une analyse strictement financière, qu'il est possible de confondre les entreprises en croissance de celles en faillite.

On observe les mêmes constats auprès des PME innovantes. Dans son analyse de 9 900 PME italiennes, Brancati (2015) confirme que l'information financière des PME innovantes peut être insuffisante pour faire une évaluation précise de leur solvabilité.

L'importance de la qualité de l'information et de sa précision pour pouvoir procéder à une évaluation juste du risque de crédit d'une entreprise a été confirmée par Vander Bauwhede, De Meyere et Van Cauwenberge (2015) dans un contexte belge. Pour ces auteurs, meilleure est la qualité de l'information, meilleure est la capacité prédictive des

données sur l'obtention de financement. Pour leur part, Van Caneghem et Van Campenhout (2012) précisent que le manque d'information et l'information de moindre qualité influencent l'accès au financement externe ainsi que le coût de ce financement pour les PME. Ils confirment qu'une information de qualité et en quantité suffisante serait favorable aux PME.

La faible valeur prédictive de l'information financière peut aussi s'expliquer par le fait que les données financières sont issues du passé des entreprises, ces dernières n'étant pas garantes de l'avenir favorisant une vision de court terme de l'analyse (Abdou et Pointon, 2011; Kumar, Galar, Parida, Stenström et Berges, 2013; Parida *et al.*, 2015). D'ailleurs, cette vision à court terme reflète l'un des principaux problèmes de l'information financière. Celle-ci étant basée sur la situation actuelle (même passée) de l'entreprise, alors que les investissements et les stratégies d'entreprise sont élaborés dans une optique de rentabilité future.

L'information financière est considérée, dans les modèles d'analyse de risque de crédit ou de défaillance, comme devant permettre de détecter les symptômes d'une certaine défaillance avant que celle-ci ne survienne. Or, comme le montrent Sun et Li (2009), l'information financière révèle rarement à l'avance (deux ans et plus) des signes de défaillance des entreprises. Au-delà de deux ans, l'information a une valeur prédictive très limitée et il est fort possible que certaines PME ne lancent aucun signal indicateur de défaillance (Sun et Li, 2009). Cette capacité prédictive limitée de l'information financière mène certains chercheurs à tenter d'inclure dans leur analyse des éléments qualitatifs lors de l'évaluation du risque de crédit (Roggi et Giannozzi, 2013; Altman *et al.*, 2010; De Andrés *et al.*, 2011; Hu, 2008; Pervan et Kuvrek, 2013; Yu, Wang et Lai, 2009).

En plus du caractère prédictif de l'information financière qui est remis en question, l'analyse des données des PME présente certaines difficultés qui seront étudiées de manière à les mettre en évidence.

2.1.3.4 Difficultés liées à l'analyse strictement financière des PME

Cette section permet de montrer certaines lacunes de l'information financière des PME comparativement aux grandes entreprises, appuyant par le fait même la remise en question d'un système d'évaluation strictement basé sur cette information. Ang (1991) est l'un des premiers à porter un regard critique sur la validité de l'information financière fournie par les PME comparativement à celle présentée par les grandes entreprises, supportant ainsi l'idée de développer des outils d'évaluation du risque de crédit spécifiques aux PME qui tiennent compte de leurs particularités (Aaron, Armstrong et Zelmer, 2007; Ciampi et Gordini, 2009). Cette même idée est ensuite partagée par d'autres chercheurs, dont Allen *et al.* (2004) et Altman et Sabato (2007). En somme, Ang (1991) met en lumière trois facteurs rendant les données financières de PME plus difficilement utilisables pour faire des prévisions de la situation future d'une entreprise.

1. Les erreurs de classement, entre autres celles liées aux postes du bilan, nécessitant notamment un reclassement. Ce reclassement permet de suivre les normes de présentation des états financiers pour permettre une lecture plus conventionnelle. Si les erreurs ne sont pas corrigées, les données seront erronées et leur utilisation pour en faire des prévisions ou une évaluation de l'entreprise sera elle aussi faussée. L'auteur souligne d'ailleurs que les erreurs de classement sont souvent commises par une incompréhension entre les postes de la dette et des fonds propres représentant le « *knowledge gap* » défini et présenté précédemment. Les PME auront tendance à classer de façon inexacte les avances de fonds ou les prêts du propriétaire-dirigeant comme étant de la dette alors qu'ils représentent les caractéristiques des fonds propres.
2. Dans le contexte d'une PME, le propriétaire-dirigeant est souvent l'actionnaire principal de l'entreprise, contrairement à la grande entreprise. Il devient donc difficile de dissocier la politique de dividendes du propriétaire-dirigeant de sa politique de rémunération.

3. On retrouve également une interrelation entre les états financiers du propriétaire-dirigeant et ceux de l'entreprise chez les PME. Le propriétaire-dirigeant peut utiliser les actifs de son entreprise pour des fins personnelles, mais aussi utiliser ses actifs personnels dans l'exploitation de son entreprise. Cette situation aura des conséquences sur les ratios d'efficience qui utilisent l'actif total. Par exemple, les actifs personnels utilisés pour l'exploitation de l'entreprise ne figureront pas dans les actifs de l'entreprise, affectant ainsi les résultats de certains ratios calculés dans l'évaluation faite par les institutions bancaires. Précisons que ce dernier facteur disparaîtra avec la maturité de l'entreprise et la venue d'actionnaires externes.

Plusieurs éléments ont été présentés dans cette section exposant les difficultés et les problèmes permettant de questionner la justesse de l'évaluation d'une PME à partir d'une analyse strictement financière. Parmi ceux-ci, on trouve entre autres le cas des PME en croissance, où les investissements contribuent à détériorer leurs ratios financiers à court terme alors que leur rendement est « à venir ». Cet exemple est particulièrement notable, comme il a d'ailleurs été montré par certains chercheurs. Les paragraphes précédents ont aussi permis d'expliquer le contexte informationnel dans lequel les institutions bancaires doivent prendre leur décision de financement aux PME ainsi que le cadre réglementaire qui prévoit leur fonctionnement. La qualité et la validité de l'information de même que les différents risques supplémentaires liés à ce contexte permettent de mieux comprendre dans quelle optique les institutions bancaires adoptent une attitude sévère envers les PME, cette attitude se reflétant dans leur façon de percevoir et d'évaluer le risque de crédit. La prochaine section permettra de saisir ce qu'est le risque de crédit pour les institutions bancaires.

2.2 LE RISQUE DE CRÉDIT

La présente recherche s'intéresse uniquement au risque de crédit qui implique la relation entre la banque et chacun de ses clients et ce, même si elle fait face à d'autres

risques⁵. Le risque de crédit a fait l'objet d'une multitude de recherches au cours des années et le sujet continue à attirer l'attention des chercheurs, particulièrement depuis la crise économique de 2008 (Abdelmoula, 2015; Barbulescu *et al.*, 2015; Burchi et Pierri, 2015; Yoshino, Taghizadeh Hesary, Charoensivakorn et Niraula, 2015).

Aaron *et al.* (2007, p. 1) définissent le risque de crédit ainsi : « Le risque de subir une perte financière si sa contrepartie ou l'emprunteur manque à ses obligations lorsque celles-ci arrivent à échéance ».

Basel Committee (2000, p. 1) le définit comme étant : « Le potentiel qu'un emprunteur ou sa contrepartie ne soit pas en mesure de s'acquitter de ses obligations dans les délais et selon les termes préalablement déterminés ».

Comme il a été présenté à la section 2, l'évaluation du risque de crédit comprend deux éléments centraux qui feront l'objet des deux prochaines sections. Il s'agit de la capacité de remboursement des emprunteurs ainsi que la défaillance qui seront brièvement définies afin de mieux comprendre leur implication dans l'évaluation faite par les institutions bancaires.

2.1.1 Capacité de remboursement des emprunteurs

En évaluant la capacité de remboursement des entreprises qui font une demande de prêt, les institutions bancaires mesurent le risque de crédit auquel elles s'exposent. C'est-à-dire, la probabilité que l'entreprise soit dans l'impossibilité de rembourser son prêt et d'honorer ses engagements exigibles (Benkraiem et Miloudi, 2014).

⁵ Les institutions bancaires sont exposées à plusieurs types de risque dans l'ensemble de leurs opérations, tels que le risque de crédit, le risque de marché et le risque opérationnel (Aaron *et al.*, 2007; Barbulescu *et al.*, 2015; Okan Veli, 2007).

Les institutions bancaires évaluent la capacité de remboursement des emprunteurs à partir de critères spécifiques qui permettent de discriminer les bons et les mauvais clients et ainsi prendre leur décision (Benkraiem et Gurau, 2011; Benkraiem et Miloudi, 2014; Kiisel, 2013). Plusieurs techniques permettent de faire cette évaluation qui peut prendre en considération diverses variables comme la croissance, les investissements, la liquidité et la couverture des frais financiers (Benkraiem et Miloudi, 2014). Dans le cas des PME, les institutions financières utilisent le ratio de capacité de remboursement du service de la dette (Groleau, 2012).

2.2.2 Défaillance des emprunteurs

Lorsque les institutions bancaires évaluent la capacité de remboursement, comme il a été évoqué, elles évaluent la disposition d'une entreprise à honorer ses engagements financiers. Elles désirent aussi évaluer les possibilités que cette même entreprise soit éventuellement en défaut de paiement, ou la possibilité de défaillance de cette dernière. Elle peut aussi être nommée ou être présentée dans la littérature comme étant le risque de défaut.

Ben Amor *et al.* (2009) présentent la défaillance comme étant l'incapacité d'une entreprise à honorer ses engagements financiers envers ses créanciers.

Pour le Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (2003, article 144), la défaillance survient à la suite d'un ou l'autre de ces événements :

- i) « La banque estime improbable que le débiteur rembourse en totalité son crédit au groupe bancaire sans qu'elle ait besoin de prendre des mesures appropriées telles que la réalisation d'une garantie (si elle existe) »;
- ii) « L'arriéré du débiteur sur un crédit important dû au groupe bancaire dépasse 90 jours ».

L'agence de notation Moody's définit la défaillance lorsqu'un débiteur est dans l'une des trois situations suivantes (Moody's Investors Service, 2002, p. 23) :

- i) « Un défaut ou un retard de paiement des intérêts et/ou du principal (incluant des retards de paiement ayant fait l'objet d'une négociation) »;
- ii) « Une faillite du débiteur »;
- iii) « Une modification du contrat initial où le débiteur donne au détenteur du titre de créance de nouvelles valeurs dans le but de diminuer ses obligations financières, ou bien où la modification a pour but apparent d'aider l'emprunteur à éviter le défaut de paiement ».

Les définitions comportent plusieurs similitudes mais la principale différence se retrouve dans le moment de déclaration de la défaillance. La déclaration de ce moment précis peut dépendre de plusieurs facteurs, dont entre autres, le point de vue de l'organisation et de sa situation face à la future défaillance. Les institutions financières auront tendance à avoir un comportement et un point de vue priorisant la prudence, ce qui se reflétera dans leur définition.

En ayant comme sujet central de recherche le risque de crédit pour les institutions bancaires qui se trouve à être créancier lors de l'octroi d'un prêt, la définition de Ben Amor *et al.* (2009) sera retenue. Cette définition est la plus appropriée car elle met les engagements financiers envers ses créanciers au cœur de la définition. Les deux éléments présentés, soit la capacité de remboursement et la défaillance sont interreliées et ils sont complémentaires dans l'évaluation du risque de crédit que nous allons aborder dans la prochaine section.

2.3 L'ÉVALUATION DU RISQUE DE CRÉDIT

Les travaux réalisés sur l'évaluation du risque de crédit peuvent être classés selon deux approches, soit les approches traditionnelles et les approches nouvelles qui constituent le prolongement des précédentes en corrigeant leurs lacunes (Allen *et al.*, 2004; Angelini, di Tollo et Roli, 2008). Certains éléments caractérisent les nouvelles approches comme l'ajout de nouvelles variables, l'automatisation du processus ou encore la constance des résultats (Angelini *et al.*, 2008). Les approches seront présentées afin de mieux comprendre leur constitution et leur évolution, pour ensuite se concentrer particulièrement sur les approches qui font appel au *scoring* qui sera utilisé dans le cadre de la présente recherche.

Les différentes approches sont subdivisées en trois sous-catégories distinctes, soit les systèmes experts, les systèmes de classement (agence de notation) ainsi que les systèmes de *credit scoring* (Allen *et al.*, 2004; Angelini *et al.*, 2008).

2.3.1 Les systèmes experts

La première forme de système expert utilisé par les institutions bancaires se présente comme étant la méthode des 5c ou *Five C's*. Chaque « c » représente un critère spécifique lors de l'évaluation d'un dossier de crédit (Angelini *et al.*, 2008; Kiisel, 2013). Si l'institution bancaire utilise cette technique, seulement une évaluation négative d'un des cinq éléments constituant du 5c peut mener à rejeter le prêt. Voici ces cinq critères :

Le caractère	Le capital	Le collatéral
La capacité	Les conditions	

Le « caractère », représente la volonté de payer de l'emprunteur. Plus exactement, ce critère est majoritairement basé sur l'expérience passée de crédit, soit les habitudes de paiement.

La « capacité » est, quant à elle, évaluée pour informer le prêteur si l'entreprise répondra à ses obligations. Elle représente donc une mesure pour évaluer si l'entreprise aura la capacité de le faire.

Le « capital » indique plus précisément si l'entreprise possède la mise de fonds requise pour combler la différence entre la somme totale du déboursé pour l'investissement qu'elle fera et le montant du prêt qui sera octroyé. Ce montant peut être plus ou moins élevé selon la nature du prêt.

Les « conditions » sont représentées par les différents mécanismes pouvant être utilisés par les institutions bancaires. Ce sont principalement les mêmes mécanismes qui ont été présentés pour diminuer l'asymétrie d'information.

Finalement, la partie « collatéral » mesure la valeur des actifs qui sont donnés en garantie. Les actifs tangibles, ayant une valeur de revente qui se conserve dans le temps, assureront une meilleure sécurité pour les institutions financières (Benkraiem et Miloudi, 2014; Blazy et Weill, 2013; Steijvers *et al.*, 2010).

Cette première forme de système expert est différente des systèmes actuels et son utilisation conduit à deux problèmes principaux. D'une part, la prise de décision standardisée est basée initialement sur l'opinion de l'expert qui laisse place à une certaine subjectivité dans l'évaluation, alors que l'un des objectifs de cette technique est de minimiser la subjectivité (Angelini *et al.*, 2008). D'autre part, il n'y a pas de pondération définie qui détermine le poids de chacun des cinq éléments (Angelini *et al.*, 2008) rendant l'interprétation plus subjective et plus flexible selon l'expert qui analyse le dossier. Le

point de vue de l'analyste de même qu'une multitude de facteurs pourront influencer sa décision. Ainsi, sans avoir une pondération ou un poids définis pour chaque variable, le résultat de l'évaluation des 5c pourra connaître une fluctuation plus ou moins importante dépendamment de l'institution à laquelle le dossier est présenté et de l'individu qui le traitera.

L'évolution des systèmes experts a mené à la création de modèles visant à corriger les lacunes de la méthode des 5c (Allen *et al.*, 2004). L'objectif de ces nouveaux systèmes est d'encapsuler l'expertise humaine pour la reproduire de façon automatisée et ce, afin de réduire au minimum la variance dans la prise de décision tout en accélérant le délai dans lequel cette décision est prise. Les systèmes experts sont coûteux à développer et à déployer alors que les résultats qu'ils produisent peuvent être décevants (Allen *et al.*, 2004). Les décisions, bien qu'elles soient plus objectives et prises plus rapidement, ne sont pas garanties d'erreurs de classement, ce que certains auteurs attribuent au fait qu'elles sont alimentées uniquement d'information financière (Allen *et al.*, 2004; Angelini *et al.*, 2008). Ces déficiences justifient d'autres développements, dont les modèles de *scoring* qui seront présentés plus loin dans la section dédiée à ces modèles en particulier.

2.3.2 Les agences de notations

Pour évaluer le risque de crédit d'un éventuel client, les banques peuvent recourir à des experts dans le domaine, soit des agences de notations telles que Equifax ou TransUnion, en contexte canadien, ou encore Moody's et Standard & Poor's, en contexte américain. Ces agences fournissent des informations qui compléteront celles dont disposent déjà les banques sur les demandeurs de financement. Entre autres, elles permettent de fournir des renseignements sur l'historique de crédit de l'emprunteur (Angelini *et al.*, 2008) et elles offrent différentes catégories de rapports qui seront plus ou moins détaillés selon la somme déboursée et le rapport demandé. Cette approche sera utilisée par les institutions bancaires pour avoir une idée générale des habitudes de

paiement des entreprises demandeuses de prêts. De plus, cette information clé permettra de porter un regard sur les relations avec les fournisseurs ou les différents bailleurs de fonds de l'entreprise, plus précisément, les institutions bancaires voudront identifier les délais de paiement (Löffler, 2007). Ces agences fournissent également une cote de crédit qui informe le banquier sur un score global minimal en deçà de quoi le crédit est automatiquement refusé.

La troisième catégorie d'approche est celle du *credit scoring*. Étant au cœur de notre recherche, nous nous attarderons plus longuement sur cette approche.

2.4 LE CREDIT SCORING

Mentionnons que l'expression *credit scoring* contient deux composantes. Anderson (2007, p. 3-4) définit le terme *credit* par « acheter maintenant et payer plus tard »; alors que le terme *scoring* concerne « l'utilisation d'un outil numérique pour classer la qualité discriminante de manière à assurer une prise de décision objective, cohérente et rapide ». Le terme *credit scoring* est fréquemment abrégé dans la littérature au seul vocable *scoring*, les deux termes ont la même signification.

Avant de développer les modèles de *credit scoring*, nous allons présenter leur historique de manière à constater leur évolution pour ensuite en arriver à une description plus détaillée des différentes sous-catégories de modèles.

2.4.1 L'historique du *credit scoring*

Les modèles de *credit scoring* prennent racine un peu avant les années 1940, plus précisément avec Fisher (1936, cité dans Guizani, 2014). Toutefois, ce n'est que quelques années plus tard, en 1941, qu'un auteur utilise pour la première fois une technique statistique d'analyse discriminante pour départager les bons des mauvais payeurs et ce, en se basant sur les caractéristiques des entreprises. Ceci représentait la première esquisse

des systèmes de *scoring* utilisés aujourd'hui dans le domaine bancaire. Par ailleurs, les systèmes de *scoring* permettant de rendre une décision automatisée, telle qu'on les retrouve aujourd'hui, ont été instaurés un peu plus d'une quinzaine d'années plus tard, en 1958, par le cabinet Fair et Issac. Ces derniers ont mis en place, en 1960, le système de traitement de données de masse, considéré comme le premier du genre. Ce système s'avère être réellement l'embryon des modèles tels qu'on les retrouve à ce jour.

Quelques années plus tard, Beaver (1966) présente un modèle qui est populaire encore aujourd'hui. Son utilisation des ratios provenant de l'information financière est la première à être appliquée aux entreprises. Le modèle permet de discriminer des entreprises qui risquent d'être en défaut de celles qui, au contraire, ne le seront pas. Ce modèle univarié et présentant des limites importantes pour mesurer adéquatement un phénomène complexe comme le risque de crédit est toutefois le point de départ de tout un courant de recherches (Ben Amor *et al.*, 2009). D'ailleurs, Altman (1968) tout comme Beaver (1966) s'est intéressé à l'octroi de crédit aux entreprises. Son modèle discriminant sera présenté plus en détail dans la prochaine section du travail, justifiant par la même occasion son utilisation comme outil de calcul de la défaillance dans le cadre de la présente recherche. Ces deux modèles, largement reconnus par la communauté scientifique, sont considérés comme les pionniers de l'analyse discriminante (Iazzolino, Migliano et Gregorace, 2013; Makini, 2015; Naresh Kumar et Sree Hari Rao, 2015). Ensuite, les années 1980 mènent à la création d'une multitude de nouveaux modèles de *scoring*. Durant cette même période, les modèles d'évaluation automatisée gagnent en popularité et ils sont utilisés de plus en plus fréquemment (Guizani, 2014) et ce, particulièrement dans le domaine bancaire. Malgré les améliorations qui leur sont apportées, les modèles utilisés par les institutions bancaires comportent toujours certaines lacunes affectant la qualité de leurs décisions.

2.4.2 Les modèles de *credit scoring* pour évaluer le risque de crédit

Allen *et al.* (2004) soutiennent que les institutions bancaires utilisent principalement les méthodes traditionnelles de *scoring* et donc, qu'elles ne font pas l'usage des outils de nouvelles générations qui sont plus complexes, mais surtout qui laissent place à une partie plus importante de subjectivité. Pourtant, comme il a été mentionné, cette subjectivité pourrait enrichir l'évaluation des dossiers de crédit, particulièrement dans le contexte des PME. En ayant comme objectif d'optimiser l'allocation du temps et de l'argent de leurs établissements, les institutions bancaires se concentrent sur l'utilisation des modèles objectifs basés presque exclusivement sur les données financières.

Plusieurs éléments ont favorisé l'utilisation des techniques de *scoring* par les institutions bancaires et ont rehaussé leur popularité depuis le milieu des années 1990. Selon Berger *et al.* (2011), en 1998, on trouvait déjà 62 % des plus grandes banques américaines qui utilisaient le *scoring* pour faire l'évaluation des demandes de crédit provenant des PME. Gliz et Touati-Tliba (2012, p. 12) affirment que le *scoring* « est utilisé de façon intensive pour le crédit à la consommation et de plus en plus pour le crédit aux entreprises, en particulier celles de petite taille ». D'ailleurs, Allen *et al.* (2004) soutiennent que 70 % des institutions bancaires utilisent le *credit scoring* pour évaluer les demandes de financement des petites entreprises, mettant par la même occasion en lumière l'importance de ces modèles dans l'évaluation faite par les banques. La source de leur popularité croissante réside dans certains avantages liés à ce type de modèle, tels que formulés par Allen *et al.* (2004) et confirmés par Abdou et Pointon (2011).

- Prise de décision rapide.
- Relativement peu coûteux une fois le système mis en place.
- Constance dans les décisions prises.

- Utilité des ratios appuyés par la théorie économique pour évaluer la défaillance et la capacité de remboursement.
- Augmentation du volume de traitement des demandes de financement.

Abdou et Pointon (2011) relèvent également les points faibles des modèles de *scoring* qui ont suscité certaines critiques.

- Du point de vue statistique, les modèles de *scoring* sont incomplets, étant donné qu'ils laissent de côté certaines variables qui pourraient être significatives.
- Il y a la possibilité de discrimination indirecte, plus précisément leur standardisation peut mener à discriminer involontairement certaines catégories de demandeurs de prêt.
- Les modèles de *scoring* devraient être différents d'un marché à l'autre (ce qui n'est pas toujours le cas, exposant l'utilisateur à un risque accru).
- Les modèles de *scoring* sont coûteux à l'achat.
- Ils sont principalement basés sur l'information financière.
- Il est particulièrement difficile d'établir le score seuil⁶ des modèles de *scoring*. Chaque utilisateur doit déterminer s'il veut une exposition accrue ou minimale au risque, ce qui déterminera le seuil entre un bon ou un mauvais payeur.

Les différents avantages énumérés permettent de comprendre pourquoi les institutions bancaires utilisent différents modèles pour prendre leur décision. Les points faibles qui sont relevés mènent toutefois à critiquer cette utilisation. Cependant, à défaut de pouvoir recourir à des modèles plus performants, les modèles actuels sont ceux qui répondent le mieux à leurs besoins.

⁶ Le point de coupure permettant de distinguer et de catégoriser les bons et les mauvais payeurs.

Que ce soit l'approche de *credit scoring* ou celle des systèmes experts, on retrouve trois types de méthodes statistiques à la base du développement des modèles, soit la régression linéaire, l'analyse discriminante et les régressions de type logit ou probit (où la variable dépendante est une variable catégorique) (Allen *et al.*, 2004; Angelini *et al.*, 2008).

Voyons maintenant comment prend forme l'analyse discriminante multiple qui sera celle utilisée dans le présent travail.

2.4.3 Les modèles de *scoring* de type analyse discriminante multiple (MDA)

Les modèles basés sur une analyse discriminante multiple (MDA) ont été initialement introduits par Fisher (1937) et ils permettent de séparer les bons et les mauvais payeurs à partir de la sélection de divers ratios financiers. Une équation discriminante est produite et, lorsqu'elle est appliquée à une entreprise, elle permet de la classer comme bon ou mauvais payeur potentiel.

L'un des avantages des modèles d'analyse discriminante multiples est qu'ils permettent de considérer les profils complets des entreprises concernées, de même que l'interaction entre les variables (Altman, 2002). Ceci représente un avantage notable en comparaison avec les modèles univariés qui prennent en considération une seule variable à la fois. De surcroît, ce type de modèle facilite la prise de décision en ramenant le résultat de l'évaluation à un score global. Plus exactement, les modèles prennent en considération toutes les variables indépendantes afin de les combiner sous un seul score discriminant, permettant ainsi de répondre à l'objectif de catégoriser les bons ou les mauvais payeurs en deux groupes distincts. Toujours selon Altman (2002), l'un des principaux avantages des MDA est leur capacité à analyser simultanément des profils variés, permettant ainsi de les comparer sans avoir à faire une analyse séquentielle des caractéristiques individuelles. D'ailleurs, plusieurs études empiriques démontrent la pertinence de

l'utilisation des MDA, dans le cadre de l'évaluation du risque de crédit (Mvula Chijoriga, 2011).

Comme tous les autres types de modèles d'évaluation du risque de crédit, les techniques d'analyse discriminante comportent aussi certaines lacunes, notamment la difficulté à bien identifier des groupes comparables et les erreurs de classification. Aussi, l'élaboration de ces modèles ne respecte pas certaines exigences statistiques, dont la normalité des variables et l'indépendance des variables explicatives (Altman, 2002), ce qui peut appauvrir leur valeur prédictive et entraîner des erreurs de décision.

Avant de poursuivre le travail spécifiquement sur le *scoring*, mentionnons que de nouvelles approches ont été développées afin de mesurer le risque de crédit, faisant appel à de nouveaux modèles de systèmes experts, aux réseaux de neurones, ou encore à des techniques statistiques avancées (voir notamment Abdou et Pointon (2011) pour une recension de ces travaux). L'intégration du jugement humain au sein des techniques de *scoring* est de plus en plus valorisée et plusieurs chercheurs tendent à démontrer sa contribution à l'amélioration de la prise de décision (Altman *et al.*, 2010; Jazzolino *et al.*, 2013; Maque et Godowski, 2009; Singh, Darwish et Potočnik, 2016; Vij et Bedi, 2016). L'intégration de la subjectivité au sein des modèles de *scoring* vise à compléter l'information financière dans le but de réduire les possibilités d'erreurs (Altman et Sabato, 2007).

Toutefois, ces modèles de nouvelles générations sont peu utilisés dans le domaine bancaire parce qu'ils ne répondent pas précisément à tous les besoins des institutions énumérés précédemment. Par exemple, le volume sans cesse grandissant de demandes de prêt reçues par les institutions bancaires nécessite un traitement automatisé rapide (Wang, Hao, Ma et Jiang, 2011). Aussi, une fois les modèles développés par les auteurs, leur fiabilité n'a pas été validée dans des contextes de décision réelle augmentant le risque de mauvaise décision.

La prochaine section permettra de présenter plus en détail différents modèles de *scoring* et nous insisterons particulièrement sur le modèle qui sera utilisé dans le cadre du présent travail pour évaluer le risque de crédit.

2.5 LES MODÈLES DE *SCORING* AFIN D'ÉVALUER LE RISQUE DE CRÉDIT

Les modèles de *scoring* ainsi que les contextes de leur utilisation sont propres à chaque institution bancaire et ils ne sont pas disponibles au public (Abdou et Pointon, 2011). Les grilles d'évaluation, et donc la décomposition des modèles utilisés par les banques, sont strictement confidentielles et il est impossible d'accéder aux algorithmes et aux descriptions des éléments les constituant. St-Pierre (2004) présente un modèle de *scoring* utilisé au Canada, permettant de faire une évaluation plus globale du risque de crédit de l'entreprise. On peut apprécier le type d'informations exigées par les banques ainsi que l'importance relative qui leur est accordée.

Tableau I. Exemple d'un modèle de *scoring*

Pondération ⁷	Facteurs	Description
40 %	Vigueur financière	Elle représente la capacité de remboursement de l'emprunteur sur une période de deux ans, advenant que l'entreprise n'ait subi aucun changement de propriétaire. Elle est basée sur le calcul de deux ratios : <ul style="list-style-type: none"> • couverture des fonds disponibles; • couverture des liquidités.
20 %	Direction de l'entreprise	<ul style="list-style-type: none"> • Performance financière antérieure de l'entreprise. • Stades de développement de l'entreprise. • Objet du projet. • Présence de relève. • Respect des conditions de prêts de la banque et des autres prêteurs. • Antécédents de crédit des propriétaires et des membres de la direction.
14 %	Flexibilité financière	<ul style="list-style-type: none"> • Ratio d'endettement à long terme et ratio du fonds de roulement. • Capacité de l'emprunteur de mobiliser des capitaux supplémentaires. • Capacité de l'emprunteur d'obtenir du financement supplémentaire. • Antécédents de remboursement des dettes.
10 %	Dynamisme de l'industrie	<ul style="list-style-type: none"> • Risque environnemental. • État du marché et conditions économiques. • Performance financière de l'emprunteur.
16 %	Garanties	<ul style="list-style-type: none"> • Niveau de couverture des garanties pour tous les prêteurs. • Disponibilité de cautions personnelles.

Source : St-Pierre, 2004, p. 32.

Les modèles de *scoring* et leur décomposition algorithmique n'étant pas accessibles, cela force les chercheurs à utiliser des modèles comparables afin de calculer le risque de crédit. Les modèles d'Altman (1968) et de Beaver (1966) qui seront présentés en détail, sont reconnus comme étant les pionniers (Danenas, Garsva et Gudas, 2011; Iazzolino et

⁷ Tel que mentionné précédemment, le modèle de *scoring* présenté est un exemple de modèle utilisé par les institutions bancaires canadiennes visant à montrer comment un tel modèle peut se déployer en pratique. Comme il est précisé par St-Pierre (2004), la provenance et les détails de pondération du modèle devant rester confidentiels ne peuvent être expliqués et commentés davantage.

al., 2013), constituant les bases sur lesquelles ont été élaborés plusieurs des nouveaux modèles, dont ceux de Ben Amor *et al.* (2009), Hines, Ang et Patel (1975), Yim et Mitchell (2005).

Pour développer son modèle, Beaver (1966) a utilisé cinq catégories de ratios financiers, soit :

1. les ratios de flux monétaires;
2. les ratios de revenu;
3. les ratios d'endettement;
4. les ratios de liquidité;
5. les ratios de rotation.

Chacune des catégories a été exprimée par plusieurs ratios afin de sélectionner les plus discriminants. Beaver (1966) a ainsi retenu les six ratios suivants :

1. liquidité/dettes totales (où liquidité = bénéfice net + amortissement);
2. revenu net/dettes totales;
3. dettes totales/actif total;
4. fonds de roulement net/actif total;
5. actif à court terme/dettes à court terme;
6. (encaisse + dépôt bancaire + dettes à court terme)/dépenses d'exploitation.

Pour arriver à cette sélection, Beaver (1966) a considéré l'entreprise comme un réservoir de liquidité avec des flux d'entrées et de sorties de fonds (St-Pierre, 1999), alors que le degré de solvabilité ou de capacité à répondre à ses engagements financiers constitue la capacité du réservoir de liquidité. Beaver (1966) formule les propositions suivantes pour sélectionner les ratios (St-Pierre, 1999).

- Plus le réservoir de liquidité est rempli, plus les risques de ne pas être en mesure de répondre à ses obligations sont faibles (présenté par le ratio 1).
- Plus l'entreprise génère des revenus provenant de ses activités d'exploitation pour remplir le réservoir de liquidité, moins le risque est élevé (considéré par les ratios 2 et 4).
- Plus le niveau d'endettement de l'entreprise est élevé, plus elle s'expose à éprouver des difficultés à faire les paiements à ses bailleurs de fonds (exposé par les ratios 3 et 5).
- Plus l'entreprise doit engager des dépenses d'exploitation élevées, plus elle s'expose à des difficultés de remboursement de ses obligations financières (mis en évidence par le ratio 6).

Les valeurs moyennes des ratios ont été analysées sur une période de cinq ans. Tous les ratios, outre le ratio 3 (dettes totales/actif total), présentaient des résultats distincts entre les valeurs moyennes des entreprises qui n'étaient pas en mesure de répondre à leurs obligations et celles qui étaient en mesure de le faire. Toutefois, ces résultats ne permettaient pas d'établir une mesure prédictive. Beaver (1966) sépare donc les entreprises en deux classes, celles qui seront en mesure de répondre à leurs obligations et celles qui ne le seront pas et qui risquent de ne pas pouvoir poursuivre leurs activités. St-Pierre (1999, p. 250) le résume comme suit :

Le procédé utilisé consiste à classer de manière ascendante les valeurs observées pour chaque ratio, et ce, pour l'ensemble des 158 entreprises. On établit ensuite une valeur optimale pour chaque ratio, qui minimise le pourcentage d'erreurs de prédiction. Si la valeur observée pour une entreprise est en deçà de la valeur optimale, on prédit une faillite à cette entreprise. Si, par contre, la valeur observée est au-delà du point optimal, on prédit que l'entreprise survivra.

Parmi les ratios obtenus, c'est le ratio de liquidité/dettes totales qui a la plus forte valeur prédictive. Il présente 13 % d'erreurs de classement alors que, par exemple, le ratio de fonds de roulement/actif total présente 24 % (Ben Amor *et al.*, 2009).

Par ailleurs, le modèle de Beaver possède quelques limites comme toutes les mesures de la capacité de remboursement. La principale limite, selon St-Pierre (2018), est le fait que c'est une mesure univariée, c'est-à-dire qu'elle prend en compte seulement un ratio à la fois. Puisque les informations des états financiers sont toutes liées entre elles, le modèle de Beaver n'a qu'une faible capacité prédictive. De plus, les problèmes de liquidité temporaires ne sont pas nécessairement un signe d'une incapacité de remboursement qui se maintiendra dans le temps. Cette lacune majeure est corrigée par le modèle multivarié d'Altman.

2.5.2 Modèle multivarié d'Altman (1968), le « Score Z »

Parmi la multitude d'outils existants permettant de faire une évaluation de *scoring*, on trouve plusieurs auteurs qui considèrent le modèle d'Altman (1968) comme un des indicateurs financiers les plus fiables pour prédire la défaillance d'une entreprise et le risque de crédit. En dépit du fait qu'il ait été développé il y a longtemps, Ben Amor *et al.* (2009), Danenas *et al.*, 2011, Mvula Chijoriga, 2011 ainsi que Iazzolino *et al.* (2013) le considèrent toujours pertinent et d'actualité afin d'évaluer la défaillance des entreprises. En ce sens, il est présenté comme un modèle de référence.

Le modèle d'Altman (1968) permet de prédire avec le plus de précision la faillite des entreprises jusqu'à deux ans avant qu'elle ne survienne. Comme tous les modèles, celui-ci présente aussi certaines limites, dont la plus importante concerne l'incapacité à classer des entreprises dans certains cas. Selon la valeur obtenue, le modèle permet de discriminer les entreprises; toutefois, il existe une zone d'indécision, c'est-à-dire une zone grise où il est impossible de prévoir si l'entreprise sera en faillite ou non. Cette zone se

situe entre un score de 1,23 (qui est le seuil minimal) et un score de 2,99 (qui est la cible supérieure). Les entreprises présentant des situations ambiguës risquent obtenir des scores dans cette zone, ce qui rend le modèle relativement peu utile. Dans ces cas, le dossier doit faire l'objet d'un traitement manuel et donc d'une analyse basée sur le jugement de l'expert, perdant alors l'objectivité souhaitée par le recours aux modèles de *scoring*.

Voici comment ce modèle se présente :

$$Z = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5$$

X_1 : fonds de roulement/actif total	X_4 : avoir des actionnaires/passif total
X_2 : bénéfice non réparti/actif total	X_5 : ventes/actif total
X_3 : (bénéfice avant impôts et intérêts)/actif total	Z : score discriminant

où

$$\beta_1 = 0,012 \quad \beta_2 = 0,014 \quad \beta_3 = 0,033 \quad \beta_4 = 0,006 \quad \beta_5 = 0,999$$

Altman a produit d'autres modèles à partir de son modèle initial mais ceux-ci présentent certaines particularités dans leur utilisation qui limitent leur intérêt pour notre étude. Rappelons que cette présentation vise à sélectionner un modèle qui puisse être utilisé en lieu et place des modèles de *scoring* présentement utilisés dans les institutions bancaires et qui ne sont pas disponibles, afin de tester la qualité prédictive des données financières des PME. Or, les autres modèles⁸ ont été modifiés pour les rendre plus performants dans certains contextes ou auprès de types d'entreprises en particulier. Ainsi, étant donné l'objectif de reproduire un modèle d'évaluation automatisée actuellement

⁸ On peut citer le modèle de Altman et Sabato (2007) développé spécifiquement pour les PME; le modèle « *Z'' Score* » de Altman, Hatzell et Peck (1995, cité dans Altman, 2000) qui s'adresse spécifiquement à un contexte de pays émergents et d'entreprises non manufacturières ou encore, le « *Zeta score* » développé spécifiquement pour les plus petites entreprises (Altman, Haldeman et Narayanan, 1977).

utilisé par les institutions bancaires, il est plus pertinent de sélectionner un modèle général s'adressant à toutes les entreprises, comme les modèles des institutions bancaires. Le modèle d'Altman (1968) représente donc celui étant le plus approprié par rapport à notre objectif de recherche.

Par ailleurs, Dietsch, Petey et Nouy (2003), cités par Ismaïel (2008), identifient six critères ou conditions qui permettent de juger de la robustesse et de la stabilité d'un modèle de *scoring*. L'application de ces critères au modèle d'Altman (1968) fournira une justification supplémentaire quant à son utilisation pour démontrer certaines limites des données financières pour évaluer adéquatement le risque de crédit des PME. Ces critères se définissent ainsi : 1) le modèle doit se baser sur un maximum d'informations; 2) il doit être appliqué sur une population homogène d'emprunteurs; 3) la période de prise de données doit couvrir au minimum un cycle économique, plus précisément environ sept ans selon le Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (2003); 4) les coefficients doivent être majoritairement significatifs; 5) les performances du modèle doivent être stables, au moment de leur utilisation initiale, mais aussi au fil des années (reproductible); et finalement, 6) le modèle doit permettre de faire des prédictions sur la probabilité de défaut. Voyons si le modèle d'Altman répond à ces conditions.

Tableau 2. Conditions de robustesse d'un modèle

« Score Z » d'Altman (1968)			
	Justification	Respect du critère	Non- respect du critère
Utilisation d'un maximum d'informations	<p>Dans un contexte d'utilisation de données exclusivement objectif, 22 ratios ont été étudiés et les cinq ont été sélectionnés comme offrant la meilleure performance générale sur la base des critères suivants :</p> <ul style="list-style-type: none"> - significativité statistique des différentes alternatives; - évaluation des intercorrélations entre les variables indépendantes; - observation de la précision des prédictions à partir des variables; - jugement de l'analyste. 	✓	
Population homogène	La population n'est pas purement homogène au sens propre du terme, étant donné les différences d'industrie et de taille des entreprises sélectionnées.		✓
Données de base du modèle sept ans minimum	Données provenant de la période 1946 à 1965 (20 ans > minimum sept ans).	✓	
Coefficients significatifs	<p>Quatre coefficients sur cinq sont significatifs (Altman, 1968, p. 9) :</p> <p>$X_1 = 32,60^*$ $X_2 = 58,86^*$ $X_3 = 26,56^*$ $X_4 = 33,26^*$ $X_5 = 2,84$</p> <p>* Significatifs à 0,01.</p>	✓	
Performance du modèle stable (reproductible)	<p>Calcul avec les mêmes données donne toujours les mêmes résultats.</p> <p>Modèle repris au fil des années par de multiples auteurs.</p>	✓	
Modèle permettant de prévoir le défaut	<p>« Score Z » < 1,81 = défaut.</p> <p>Capacité de prédiction :</p> <p>1 an auparavant : 95 % 2 ans auparavant : 72 %.</p>	✓	

Le respect de cinq des six critères permet de porter un jugement positif sur la robustesse et la stabilité du modèle sélectionné. À la lumière de ces affirmations et de celles mentionnées précédemment, il est possible de justifier l'utilisation du « Score Z » afin de mesurer le risque de crédit pour remplacer les modèles de *scoring* des institutions bancaires difficilement accessibles. Rappelons que le « Score Z » est l'un des modèles les plus fiables, l'un des plus utilisés et l'un des plus réputés. De plus, il utilise des données strictement financières comparables aux modèles automatisés des institutions bancaires complétant ainsi la justification expliquant sa sélection.

L'utilisation de cet outil d'évaluation mettra en exergue les erreurs de type I et de types II qui pourraient être commises par les institutions bancaires au moment de prédire le risque de crédit à l'aide d'un modèle de *scoring*. Plus exactement, en basant notre analyse sur un modèle de prévision utilisant strictement des données financières, nous pourrions cibler les entreprises qui auraient hypothétiquement reçu un diagnostic erroné. Une fois ces entreprises ciblées, il sera possible de les étudier plus en détail afin de mettre en évidence l'instabilité de l'information financière, mais surtout l'utilisation de cette information pour en faire des prévisions. Dans cet ordre d'idées, il sera possible de tester la fiabilité des modèles de *scoring* et ainsi répondre à la question de recherche de même qu'à l'objectif de la présente recherche.

Altman démontre qu'une entreprise qui obtiendrait un score inférieur à 1,23 serait dans l'incapacité de rencontrer ses obligations, alors qu'une entreprise qui se situe au-dessus de 2,675 serait en bonne situation pour répondre à ses différentes obligations financières. En utilisant la mesure d'Altman (1968) dans leur étude sur les PME manufacturières, Ben Amor *et al.* (2009) ont réussi à prédire 78,8 % des entreprises qui se retrouvaient en défaut de paiement l'année suivante et 61,1 % deux ans avant cette incapacité de répondre à leurs obligations financières. Selon Ben Amor *et al.* (2009), même si le modèle a initialement été créé dans un contexte de grande entreprise, les ratios qui sont utilisés par le modèle d'Altman peuvent discriminer correctement deux groupes

de PME, soit celles qui seront dans l'incapacité de répondre à leurs obligations financières et celles qui ne le seront pas.

Dans une révision de son modèle en 2000, Altman précise que les coefficients bêtas de l'équation originale doivent être multipliés par 10 si le modèle doit être utilisé sur des données réelles d'entreprises et que le résultat puisse être interprété selon les seuils identifiés plus haut. Ainsi, les quatre Bêtas utilisés dans le cadre de la présente recherche seront les suivants, alors que β_5 reste inchangé :

$$\beta_1 = 1,2 \quad \beta_2 = 1,4 \quad \beta_3 = 3,3 \quad \beta_4 = 0,6 \quad \beta_5 = 1,0$$

Par ailleurs, depuis quelques années, avec l'avènement des deuxièmes et des troisièmes séries d'Accords de Bâle ainsi que de la reconnaissance de l'importance des PME dans les différentes économies, certains chercheurs mettent de l'avant la nécessité de développer des modèles de prédiction spécifiquement pour les PME. L'utilisation du modèle de Altman (1968), qui a été créé dans un contexte de grandes entreprises mais qui est aussi largement utilisé sur des données de PME, mettra l'accent sur les différentes erreurs d'évaluation pouvant survenir lors de l'évaluation du risque de crédit avec un modèle applicable à tous types d'entreprises. L'étude des entreprises ayant subi ces erreurs pourrait permettre de justifier la création de nouveaux modèles distinctifs pour les PME ou la modification des modèles actuels afin d'évaluer de façon la plus efficace possible le futur des entreprises.

Dans le contexte d'octroi de crédit, la majorité des mesures utilisées, pour prendre une décision, provient de l'utilisation des données financières et cette information est utilisée afin de calculer la capacité de remboursement et la possibilité de défaillance (Altman *et al.*, 2010; Ben Amor *et al.*, 2009; Benkraiem et Miloudi, 2014). La présentation du contexte théorique avait pour principal objectif de mettre ces éléments en lumière. En se basant sur cette information pour faire le diagnostic des entreprises par rapport au risque

de crédit qu'elles présentent, les institutions bancaires tiennent pour acquis que les outils utilisés sont relativement fiables.

Or, les travaux présentés montrent que l'information financière est limitée et ne permet pas de prédire avec 100 % de succès le risque de crédit. L'utilisation de ces modèles financiers présente donc certaines faiblesses qui amèneront les institutions bancaires à commettre des erreurs d'évaluation. Le but de notre travail est de montrer l'imperfection des modèles financiers et leurs lacunes lors de la sélection des clients par les banques.

Toutefois, les institutions bancaires sont assez hermétiques et leurs modèles sont confidentiels (Asli, 2012; Commissariat à la protection de la vie privée du Canada, 2002; Jacobson, Lindé et Roszbach, 2005), ce qui oblige le recours à des modèles alternatifs pour démontrer les limites des informations financières. Les modèles de *scoring* sont ceux qui se rapprochent le plus de ceux utilisés par les institutions bancaires. D'ailleurs, Sullivan (1984) et Bailey (2004), cités par Abdou et Pointon (2011), affirment que les modèles de *scoring* sont les modèles ayant le plus de succès dans le domaine de la finance afin de faire l'évaluation du risque de crédit des entreprises.

Notre attention se portera alors sur les erreurs de prévision produites par l'utilisation du modèle développé par Altman, soit le « Score Z ». Le prochain chapitre permettra de décrire le contexte dans lequel sera réalisée notre démonstration ainsi que les éléments de méthodologie mobilisés.

CHAPITRE 3 – MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE ET PRÉPARATION DES DONNÉES

Ce chapitre vise à décrire la méthodologie de recherche qui sera utilisée dans le cadre de ce travail. Une justification du choix de la stratégie de même que la base de données utilisée seront présentées. Ensuite, les critères d'échantillonnage seront définis, suivis de la préparation des données et de l'explication du procédé d'analyse de ces dernières.

Rappelons d'abord la question de recherche à laquelle nous souhaitons répondre :

Quelle est la fiabilité des modèles d'évaluation du risque de crédit utilisés par les banques pour les PME?

Considérant la formulation de la question de recherche, notre démarche se veut quantitative, à partir d'une posture positiviste. Cette démarche répond à des critères précis de rigueur, d'objectivité, de quantification ainsi que de cohérence (Gauthier, 2009). Plus précisément, l'objectif est d'arriver à décrire une réalité traduite par notre échantillon afin de voir s'il existe des régularités qui permettraient de formuler quelques conclusions.

3.1 IDENTIFICATION DE LA BASE DE DONNÉES

Les données proviennent d'une base créée par le Laboratoire de recherche sur la performance des entreprises (LaRePE) soit la base PDG^{MD} manufacturier. Certains pourraient critiquer le choix de l'utilisation d'une base de données déjà existante plutôt que de procéder à une collecte de données primaires sur le terrain afin d'obtenir des données pour répondre spécifiquement à la question de recherche. Toutefois, l'accès aux états financiers de sociétés fermées est restreint, puisque ces entreprises ne sont soumises à aucune exigence de diffusion publique. Il faudrait dès lors obtenir les états financiers

individuels d'un groupe de PME pour constituer une base de données qui soit valable sur le plan statistique, ce qui s'avère une démarche longue et non garantie de succès. Par ailleurs, les données qui seront utilisées sont des données objectives de PME, soit des données financières, qui n'ont subi aucune modification ni aucune altération. Ces données sont donc identiques dans la forme à toutes données provenant du même type d'entreprises qu'aurait permis une collecte de données primaires.

Par ailleurs, la validité des données collectées de même que leur intégrité sont assurées par le contexte dans lequel la base de données a été créée. Les données sont recueillies directement auprès des dirigeants des PME manufacturières, soit des entreprises qui comptent entre 5 et 500 employés, dans le cadre d'une activité de diagnostic de performance des entreprises. Les propriétaires-dirigeants doivent compléter un questionnaire dans lequel se trouvent des informations stratégiques sur leurs pratiques d'affaires, leur profil et celui de leur entreprise, auquel ils joignent les états financiers de leur entreprise des trois à cinq années précédentes. Ces informations sont ensuite saisies dans un système automatisé de traitement de données qui permet la production de rapports diagnostics, d'une part, ainsi que l'utilisation pour des activités scientifiques, d'autre part (St-Pierre et Delisle, 2006).

3.2 PRÉPARATION DE L'ÉCHANTILLON

L'utilisation d'une période de trois années est nécessaire pour démontrer que la variabilité dans les données financières des PME, surtout celles en croissance, produit des « Score Z » qui seraient instables et qui pourraient conduire à des erreurs de décision par les systèmes d'évaluation automatisé utilisés par les institutions bancaires. La période de trois ans est nécessaire pour calculer le « Score Z » : un premier résultat est calculé au temps 0 (représentant l'année de référence) alors que les deux années suivantes représentent les années de comparaison. Ainsi, la sélection d'une période de trois ans est cohérente avec les limites de capacité prédictive du modèle d'Altman (1968) et elle permet

d'offrir la possibilité de comparer les prédictions faites au temps 0 (t_0) avec les résultats réels recalculés au temps 1 (t_1) et au temps 2 (t_2).

Étant donné le besoin d'assurer des données de qualité et à la vue des lacunes présentes dans les informations financières des PME (Abdou et Pointon, 2011; Berger *et al.*, 2011; Groleau, 2012), nous sélectionnerons des entreprises qui ont des états financiers audités. Même si certaines critiques peuvent être faites quant à la validité de l'audit des états financiers, cela permet d'assurer le respect de certaines normes minimales de présentation. Wallace (2004) affirme que pour certains, la vérification des états financiers peut être perçue comme une assurance et une mesure de fiabilité supplémentaire. De surcroît, la plupart des institutions financières oblige l'audit des états financiers lors d'une demande de financement, justifiant l'utilisation de ce critère d'échantillonnage. Par ailleurs, précisons qu'il n'y a aucune norme de contrôle de la qualité qui peut guider les cabinets comptables (Wallace, 2004), ni dans les normes de vérification du Manuel de l'ICCA, ni dans les normes de déontologie des ordres professionnels ou des instituts provinciaux. Donc, l'audit des états financiers ajoute l'assurance que l'information présentée répond aux normes comptables de présentation, sans plus.

Les données des entreprises ont été collectées à des dates différentes depuis 2000, mais aucune PME n'a fourni des données financières pour les années 2008 et 2009, ce qui aurait pu affecter les résultats étant donné la crise économique qui s'est abattue sur le Canada et une partie du monde.

En résumé, les trois critères pour former l'échantillon se présentent comme suit :

- données financières disponibles sur un minimum de trois années consécutives;
- l'information financière entièrement complète pour le calcul du « Score Z »;
- les états financiers doivent avoir été audités.

3.3 PRÉPARATION DES DONNÉES

La méthode d'Altman (1968) a un pouvoir prédictif limité à deux ans. Donc, les comparaisons entre les données prédictives et les données réelles seront sur une période de deux ans maximum. Comme il a été présenté dans la section précédente et comme l'ont fait les chercheurs auparavant, le « Score Z » sera calculé sur une seule année qui sera considérée comme l'année zéro (Z_0) (Altman *et al.*, 2010; Ben Amor *et al.*, 2009; Iazzolino *et al.*, 2013; Naresh Kumar et Sree Hari Rao, 2015) et le résultat obtenu sera ensuite comparé aux résultats des deux années suivantes afin d'établir l'erreur de classement qui aurait pu être commise par les institutions bancaires en se basant sur un système de *scoring*⁹.

Ce mode de calcul sur une seule année présente certains inconvénients chez les PME (Abdou et Pointon, 2011). Comme il a été mentionné, pour les PME en croissance ou les nouvelles PME, les données peuvent être variables chaque année (Roggi et Giannozzi, 2013; Beck et Demirguc-Kunt, 2006). Puisque l'objectif de la présente recherche est de

⁹ Pour calculer les « Score Z », nous aurions pu utiliser des valeurs moyennes pour les trois premières années disponibles pour chaque entreprise et les comparer aux valeurs moyennes des deux années suivantes. Cette option aurait comme avantage de « lisser » les données et de diminuer l'impact d'une mauvaise année sur le diagnostic. Par contre, l'utilisation d'une moyenne sur trois ans des « Score Z » peut aussi avoir certains désavantages. Surtout pour les PME les plus jeunes ou celles en croissance, les résultats d'année en année peuvent être nettement plus variables (Ardic *et al.*, 2012; Dobbs et Hamilton, 2007); ce qui pourrait donner des moyennes non représentatives. L'utilisation d'une moyenne pourrait être plus pertinente pour des entreprises établies avec des données financières plus stables. Dans le cadre de notre recherche où l'on désire inclure tous les types de PME, autant celles en croissance que les PME les plus jeunes, l'utilisation de la moyenne serait moins indiquée.

présenter les failles possibles d'un diagnostic basé strictement sur l'information financière en tentant de représenter le plus fidèlement possible le fonctionnement dans les banques, l'utilisation des données d'une seule année est privilégiée. Nous pourrions dès lors constater l'importance des erreurs possibles pour des PME en croissance, notamment dont les informations financières sont instables.

La procédure utilisée se présente ainsi. Tel présenté dans le chapitre précédent, ce sera le « Score Z » exposé en 1968 et adapté en 1984 qui sera utilisé dans le cadre de la présente recherche.

Dans un premier temps, lorsque le « Score Z » indiquera une probabilité de défaut élevée (un risque de crédit important), ceci sera considéré comme si l'institution bancaire n'aurait pas octroyé un prêt à l'entreprise, à l'année 0, cette entreprise sera classée « mauvais payeur » (MP). Les données seront ensuite comparées aux scores des deux années suivantes afin de déceler une erreur possible de classement. Si le score d'une entreprise classée mauvais payeur au temps zéro est supérieur ou égal au seuil de bon payeur évalué par Altman au temps 1 ou 2, alors on pourra conclure qu'une erreur de type II a été commise. La banque a refusé de financer une entreprise qui aurait eu la capacité de payer.

La même procédure sera appliquée pour l'analyse des entreprises qui avaient un faible risque de défaillance et donc les entreprises qui auraient obtenu du financement à l'année 0 en se basant exclusivement sur un système de traitement automatisé. Cette deuxième catégorie d'entreprise est nommée les bons payeurs (BP). Les PME passant de BP, à l'année 0, à MP, soit à l'année 1 ou 2, seront considérées comme ayant subi une erreur de type I. C'est-à-dire que la banque aurait octroyé un prêt à une PME qui n'a pas la capacité de rembourser. Cette association permettra ensuite de dénombrer le nombre d'erreurs de type I qui auraient en théorie été commises par l'institution bancaire lors de la demande de prêt. De cette manière, il sera possible de commenter l'utilisation exclusive

des données financières afin de rendre une décision sur l'octroi de financement aux PME, ce qui permettra de répondre à la question de recherche, de même qu'à l'objectif de recherche.

Le point de coupure sélectionné pour permettre de distinguer les deux groupes, soit les bons (BP) et les mauvais payeurs (MP), est le même qu'Altman (1968) comme l'ont fait divers auteurs (Danenas *et al.*, 2011; Naresh Kumar et Sree Hari Rao, 2015). Plus précisément, toutes les entreprises qui auront un « score Z » inférieur à 1,81 seront considérées comme de mauvais payeurs (refus d'un prêt), alors que celles possédant un score supérieur ou égal à 2,99 seront considérées comme de bons payeurs (acceptation d'un prêt). Finalement, les entreprises obtenant un score entre 1,81 et 2,99 sont classées dans la zone grise (ZG) nécessitant un traitement manuel pour faire l'évaluation de leur dossier de crédit. Puisque ce traitement ne peut être fait dans ce travail, aucune analyse supplémentaire ne sera réalisée sur ces entreprises.

Lors de son analyse, Altman (1968) présente deux points de coupures différents. Le premier, tel que mentionné précédemment entre 1,81 et 2,99 représentant la zone grise. Le deuxième situe la limite supérieure à 2,675 et l'auteur supprime la zone grise, ce qui permet d'avoir seulement deux groupes, soit les bons payeurs et les mauvais payeurs. Afin de rester cohérente avec l'évaluation qui est faite par les institutions bancaires où l'on retrouve une zone grise nécessitant un traitement manuel du dossier de crédit, la présente recherche prendra en considération cette zone d'indétermination dans sa catégorisation des résultats du « Score Z ». Donc, tous les résultats se situant entre 1,81 et 2,98 seront classés dans la zone grise.

$$Z_A \begin{cases} \text{Bons payeurs, } Z_A \geq 2,99 \\ \text{Zone grise, } 1,81 \leq Z_A < 2,99 \\ \text{Mauvais payeurs, } Z_A < 1,81 \end{cases}$$

Tableau 3. La synthèse des erreurs

Année 0	Année 1			Année 2		
	MP	ZG	BP	MP	ZG	BP
MP	-	-	Type II	-	-	Type II
ZG	-	-	-	-	-	-
BP	Type I	-	-	Type I	-	-

MP : mauvais payeur; ZG : zone grise; BP : bon payeur.

Le tableau 3 et la figure 1 montrent la démarche utilisée dans le cadre de notre recherche afin d'identifier les erreurs de classement. Plus particulièrement, ils permettent de statuer sur l'évolution des scores des entreprises au cours de la période à l'étude. Dans un premier temps, le tableau permet simplement de comprendre comment se présente une erreur de type I, soit une entreprise qui passe d'un score de bon payeur au temps 0 (t_0) à un score de mauvais payeurs à la première (t_1) ou à la deuxième année (t_2). Dans un second temps, le tableau montre la logique inverse appliqué afin d'observer l'erreur de type II.

La schématisation de la figure 1 est présentée afin de mettre l'accent sur l'évolution des scores dans le temps. Plus exactement, chaque score est d'abord calculé au temps 0, permettant, selon le modèle d'Altman (1968), de faire une prédiction de l'avenir d'une entreprise sur deux ans. Ensuite, ce même « score » est comparé avec le « score » réel de cette entreprise qui est recalculé à l'année (t_1) et à l'année 2 (t_2), permettant ainsi de cibler l'erreur de classement commise à l'année 0 (t_0).

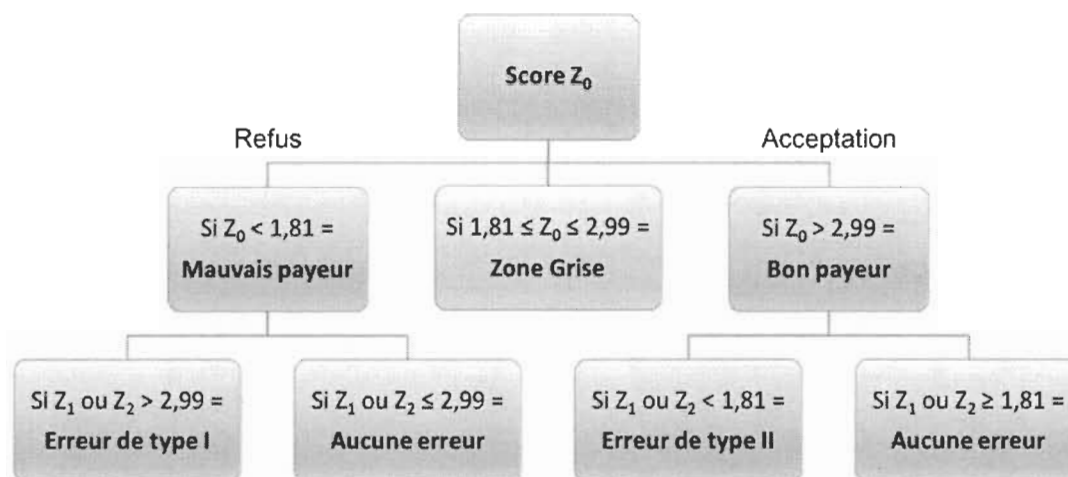


Figure 1. Schématisation de la démarche

Le logiciel SPSS a été utilisé pour sélectionner les entreprises répondant à nos critères et pour calculer les « Scores Z » pour chacune d’elles afin d’identifier les erreurs théoriques. Une fois cette étape terminée, les données ont été transférées sur Microsoft Excel afin d’en faire l’analyse individuelle. Outre le classement des entreprises en trois groupes, soit les BP (bon payeur), ZG (zone grise) et MP (mauvais payeur) tous les calculs seront effectués à partir du logiciel Excel de Microsoft.

Nous présentons l’échantillon plus en détail à la section suivante. Cette dernière partie de la méthodologie expliquera le traitement initial qui a été fait avec les données pour arriver à la sélection des entreprises qui constitueront l’échantillon final sur lequel portera notre analyse.

3.4 L’ÉCHANTILLON INITIAL

La banque de données contient les informations financières de plus de 600 PME manufacturières. En appliquant sur celles-ci les critères de sélection présentés lors de la

méthodologie, l'échantillon est réduit à 221 entreprises. Le calcul du « Score Z » sur ces 221 entreprises permet de classer initialement 75 d'entre elles dans la zone grise. Cela représente un peu plus d'un dossier sur trois qui ne réussit pas à être traité par le système d'évaluation du risque de crédit automatisée. À l'année 1, soit t_1 , on trouve 30 entreprises supplémentaires dans la zone grise, alors qu'à l'année 2 (t_2), ce sont 16 nouvelles entreprises qui se retrouvent dans cette zone d'indécision. En somme, sur notre échantillon de 221 entreprises, 121¹⁰ PME sont considérées comme ne pouvant pas être traitées de façon automatisée dans au moins une des trois années de diagnostic¹¹. Ces données soutiennent la pertinence de notre question de recherche en soulevant une interrogation par rapport à la validité prédictive d'un processus d'évaluation automatisée se basant strictement sur l'information financière. Évidemment, plusieurs limites s'imposent alors que certains critères spécifiques ont été appliqués dans le cadre de cette recherche rendant l'interprétation des résultats présentés impossible à généraliser.

Par ailleurs, un second résultat soutient non seulement la remise en question de la validité prédictive de l'information financière mais aussi sa constance dans le temps. Tel que cela a été suggéré par Dietsch, Petey et Nouy (2003, cités par Ismaïel, 2008), un modèle d'évaluation du risque de crédit devrait être le plus constant possible. Or, la comparaison des résultats prédictifs, calculés au temps 0, et les données réelles, calculées aux temps 1 et 2, met en évidence la délicatesse de baser une décision à partir des données financières d'une seule et même année alors que les données sont variables dans le temps.

¹⁰ 221 = échantillon initial; 121 = 75 à t_0 + 30 à t_1 + 16 à t_2 .

¹¹ À titre de rappel, voici comment se compose l'équation du « Score Z » :

$$Z = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5$$

X_1 : fonds de roulement/actif total

X_2 : bénéfice non réparti/actif total

X_3 : (bénéfice avant impôts et intérêts)/actif total

Où : $\beta_1 = 1,2$, $\beta_2 = 1,4$, $\beta_3 = 3,3$, $\beta_4 = 0,6$, $\beta_5 = 1,0$.

X_4 : avoir des actionnaires/passif total

X_5 : ventes/actif total

Z : score discriminant

Tableau 4. Constante des résultats avec l'ensemble de l'échantillon

	Année 0	Année 1 (de t_0 à t_1)	Changement de classe	Année 2 (de t_0 à t_2)	Changement de classe	
BP	114	88	26	80	34	
ZG	75	53	22	38	37	
MP	32	21	11	14	18	
Total	Quantité	221	162	59	132	89
	Pourcentage	100,0	73,3	26,70	59,73	40,27

Effectivement, le tableau 4 indique qu'un peu moins de trois entreprises sur quatre ont le même classement à la première année ainsi qu'à l'année précédente, alors que sur un horizon de deux ans, ce sont seulement 60 % des PME qui le conserve. La différence dans les prédictions sur un horizon de deux ans touche près de 90 entreprises mettant en évidence la difficulté de baser des prédictions sur les données financières d'une PME et surtout sur une seule année. Ce résultat est tout à fait cohérent avec les limites du modèle du « Score Z » d'Altman (1968) qui voit sa capacité prédictive diminuer à mesure que l'on s'éloigne de l'année de prédiction (Z_0). Plus exactement, le résultat met en perspective la croissance du changement de classe de la 2^e année par rapport à la 1^{re} année, passant d'un peu plus de 25 % à un peu plus de 40 %.

Ce chapitre a permis de présenter le cadre méthodologique de la recherche de même que la procédure d'analyse de données. Il a aussi été question de la préparation des données qui a été faite et qui a permis, à partir des critères d'échantillonnage, d'en arriver à notre échantillon final. De plus, la dernière portion a permis de mettre en perspective le nombre considérable d'entreprises répertoriées dans la zone d'indécision de même que la constance des résultats sur la période à l'étude. Poursuivons avec le chapitre suivant qui présentera les résultats obtenus ainsi que leur analyse.

CHAPITRE 4 – PRÉSENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS

Le présent chapitre a pour objectif d'exposer les résultats de notre recherche et d'en faire l'analyse. Tout d'abord, la première section mettra en évidence les résultats justifiant la remise en question de la capacité prédictive des données financières principalement par rapport à l'instabilité. Ensuite, la deuxième section aura pour objectif d'étudier plus exactement les entreprises ayant subi une erreur de type I et une erreur de type II. Les deux types d'erreurs seront séparés et la décomposition de leurs principaux ratios ayant le plus d'influence dans la variation des « Scores Z » sera étudiée. L'objectif sera aussi de mieux comprendre pourquoi ces PME ont théoriquement subi un mauvais diagnostic.

Par la suite, la dernière section à caractère exploratoire comparera les cas d'erreurs de type I et II avec les entreprises ayant correctement été classées sur la période. Cette comparaison sera principalement basée sur quatre caractéristiques montrant le dynamisme des PME menant à l'instabilité de leurs résultats financiers. Ainsi, les erreurs de type II seront comparées aux « mauvais payeurs » alors que les erreurs de type I le seront avec les « bons payeurs ».

Toutes les PME ayant subi une erreur de classement seront présentées et comparées aux PME considérées comme « bon payeurs » afin d'identifier les caractéristiques distinctives entre ces entreprises. Cette comparaison mettra donc en opposition les PME ayant des résultats financiers jugés satisfaisants par l'analyse du « Score Z » avec des PME ayant été classées « mauvais payeurs » ou « bons payeurs » pour au moins une année sur la période. Finalement, la dernière section portera sur l'analyse de ces mêmes 15 erreurs de classement mis en comparaison avec l'échantillon complet, soit 221 PME.

4.1 LES ERREURS DE TYPE I ET II

L'analyse initiale présentée lors de la méthodologie a mis en évidence plusieurs éléments ressortant de notre échantillon complet. Ainsi, partant de cet échantillon, la prochaine section nous mènera à l'analyse ciblée des erreurs de type I et de type II répertoriées à la suite du calcul du « Score Z ». Suivant la méthodologie présentée, nous avons identifié 15 situations pouvant conduire à des erreurs de prédiction, soit sept erreurs de types II et huit erreurs de type I. Les autres entreprises complétant l'échantillon de 221 sont 106 bons payeurs (BP), 25 mauvais payeurs (MP) et 75 entreprises se situant dans la zone grise (ZG). Parmi ces erreurs, on en trouve six à la première année alors que neuf surviennent à l'année 2, ce qui est cohérent avec le pouvoir prédictif du modèle qui est moins élevé à mesure que l'on s'éloigne de l'année initiale de prédiction (temps zéro, Z0). Le tableau 5 fait état de l'évolution des « Scores Z » au fil des années de même que des erreurs.

Tableau 5. Présentation des « Score Z »

Les PME	Z _a * (t ₀)	Z _a (t ₁)	Erreur type II	Erreur type I	Z _a (t ₂)	Erreur type II	Erreurs type I
AC120913	1,51	1,24			3,41	✓	
GR000662	1,13	0,99			3,00	✓	
AC120923	1,58	2,21			3,21	✓	
LA200038	1,71	2,59			3,22	✓	
MA120736	0,78	2,26			3,23	✓	
GR000805	0,39	4,18	✓		2,91		
SO001064	1,68	2,70			3,76	✓	
FS000793	3,08	3,00			1,80		✓
GR000567	3,93	2,56			1,69		✓
GR000201	5,22	2,77			1,59		✓
CT120756	3,17	1,22		✓	2,34		
GR001089	3,08	1,63		✓	2,04		
GR001005	3,40	1,27		✓	2,62		
RC000882	3,45	1,76		✓	2,86		
CN120790	7,27	1,04		✓	1,54		

Le tableau 5 permet de constater l'évolution des résultats de chaque PME ayant subi une erreur de classement¹². Seulement 1 entreprise sur 15 a le même classement qu'à l'année précédente (t_1).

Lorsqu'on analyse l'évolution des erreurs commises à l'année 1 (six cas), on s'aperçoit qu'une seule entreprise se trouve toujours avec une erreur de classement à l'année 2, alors que les cinq autres changent de catégorie à nouveau¹³. Ensuite, l'analyse des erreurs commises à l'année 2 (neuf cas), met en exergue la difficulté de faire des prédictions à l'aide de l'information financière sur une plus longue période, soit deux ans.

La première section ayant permis de faire état de la variation des « Score Z » des 15 entreprises ayant subi une erreur de classement, nous poursuivons avec la décomposition du « Score Z ». Cette démarche permettra de mesurer l'importance de chaque ratio dans les variations du « Score Z ». Ainsi, la variation des cinq ratios par rapport aux 15 entreprises est présentée au tableau 6.

L'analyse des erreurs de type I et de type II permet d'identifier deux ratios ayant le plus d'influence sur la variation totale du « Score Z » des entreprises. Le ratio 3 (BAII/actif total) et le ratio 5 (ventes/actif total) sont les plus influents avec une moyenne respective de 45,37 % et de 33,58 % pour les erreurs de type II et de 27,19 % et 29,72 % concernant les erreurs de type I.

¹² Le tableau A1 en annexe montre la constance des résultats lors de la période à l'étude. On y constate qu'au cours de la première année, en prenant en considération tous types de changements, seulement 3 PME sur 15 ont un score constant. Plus exactement, le score de l'année 1 est différent pour 80 % des PME par rapport à celui de l'année de référence (t_0). Dans ce même ordre d'idée, l'évolution jusqu'à la deuxième année (t_2) est tout aussi intéressante.

¹³ Changement de catégorie signifie qu'entre t_1 et t_2 l'entreprise n'a pas le même classement. Par exemple, celle étant classée comme « mauvais payeurs » à t_1 est classée soit dans la zone grise, soit elle devient « bons payeurs » à t_2 .

Tableau 6. Variation relative de chaque ratio par rapport à la variation totale du « Score Z »

Erreurs de type II		Ratio 1	Ratio 2	Ratio 3	Ratio 4	Ratio 5
Erreur à t₁	GR000805	23,37 %	8,98 %	69,25 %*	7,89 %	- 9,49 %
	AC120913	1,70 %	4,01 %	60,91 %	4,18 %	29,20 %
	GR000662	9,38 %	12,87 %	68,67 %	12,03 %	- 2,94 %
Erreur à t₂	AC120923	- 9,06 %	5,78 %	30,95 %	4,57 %	67,76 %
	LA200038	- 21,16 %	12,61 %	35,21 %	1,96 %	71,37 %
	MA120736	10,18 %	8,94 %	16,23 %	13,45 %	51,20 %
	SO001064	12,79 %	14,91 %	36,38 %	7,96 %	27,97 %
Erreurs de type I						
Erreur à t₁	CN120756	7,37 %	9,80 %	58,14 %	8,32 %	16,36 %
	GR001089	20,78 %	12,60 %	12,31 %	27,87 %	26,45 %
	GR001005	12,01 %	6,31 %	29,41 %	31,01 %	21,27 %
	RC000882	7,23 %	19,04 %	20,71 %	28,16 %	24,86 %
	CN120790	12,33 %	15,90 %	22,43 %	24,75 %	24,59 %
Erreur à t₂	FS000793	4,73 %	9,24 %	33,93 %	5,64 %	46,46 %
	GR000567	5,55 %	13,44 %	17,35 %	9,99 %	53,67 %
	GR000201	9,45 %	14,71 %	23,21 %	28,49 %	24,13 %

Détail du calcul : variation Ratio X/variation total du « Score Z ».

*En gras : les ratios ayant le plus d'influence sur la variation totale.

Ratio 1 : (actif court terme – passif court terme)/actif total.

Ratio 2 : bénéfice non réparti/actif total.

Ratio 3 : (bénéfice avant impôts et intérêts)/actif total.

Ratio 4 : avoir des actionnaires/passif total.

Ratio 5 : ventes/actif total.

Comme pour tous les ratios, la dépréciation des ratios 3 et 5 peut être causée par une diminution du numérateur, une augmentation du dénominateur ou une variation concomitante des deux composantes. Pour comprendre ce qui a contribué à la réduction de ces ratios, nous allons les décomposer en éléments distincts pour en faire l'analyse.

Le tableau 7 présente l'évolution du dénominateur commun à ces deux ratios, soit l'actif total.

Tableau 7. Évolution de l'actif total

		Actif total			Variation en pourcentage (l'année de l'erreur)	
		t_0	t_1	t_2	t_1	t_2
Erreurs de type II						
Erreur à t_1	GR000805	6 811 070 \$	4 361 675 \$	–	– 35,96 %	–
	AC120913	1 907 158 \$	2 229 532 \$	3 542 498 \$	–	85,75 %
	GR000662	2 054 903 \$	2 191 460 \$	3 767 336 \$	–	83,33 %
Erreur à t_2	AC120923	3 869 513 \$	3 859 367 \$	7 994 093 \$	–	106,59 %
	LA200038	410 349 \$	418 664 \$	677 481 \$	–	65,10 %
	MA120736	893 440 \$	972 372 \$	1 190 671 \$	–	33,27 %
	SO001064	7 723 732 \$	7 800 449 \$	8 494 124 \$	–	9,97 %
Erreurs de type I						
Erreur à t_1	CN120756	14 358 868 \$	15 232 482 \$	–	6,08 %	–
	GR001089	1 772 470 \$	3 526 297 \$	–	98,95 %	–
	GR001005	1 942 349 \$	2 447 333 \$	–	26,00 %	–
	RC000882	4 752 495 \$	8 440 224 \$	–	77,60 %	–
	CN120790	13 341 845 \$	35 385 017 \$	–	165,22 %	–
Erreur à t_2	FS000793	856 692 \$	1 280 605 \$	1 792 707 \$	–	109,26 %
	GR000567	1 554 386 \$	3 548 967 \$	5 449 604 \$	–	250,60 %
	GR000201	2 977 348 \$	5 902 265 \$	11 587 724 \$	–	289,20 %

À l'exception d'une entreprise (sur 15), toutes les PME ayant subi une erreur de classement ont connu une hausse de leur actif total. Cette hausse au dénominateur devrait normalement diminuer le résultat du ratio. Nous allons donc porter notre attention sur le numérateur de ces deux ratios afin de comprendre les variations observées. Pour faciliter notre analyse, nous allons toutefois tenir compte individuellement des erreurs de type I et de type II. Les erreurs de type I et II ont été séparées étant donné que leur comportement est inversé, les entreprises classées dans les erreurs de type I sont dans une situation qui se détériore alors que celles classées de type II s'améliorent. Donc, en considérant

seulement les ratios 3 et 5, la prochaine section fera état de la variation des numérateurs permettant de mieux comprendre leur influence dans la variation totale du ratio.

4.1.1 Les erreurs de type II

Lorsqu'on analyse la croissance du bénéfice avant intérêt et impôt (BAII), on constate une hausse importante pour toutes les entreprises de l'échantillon (voir tableau 8). On retrouve plusieurs PME (4) ayant des BAII négatifs à l'année 0 et chez certaines (2) à l'année 1. Toutefois, lorsqu'on analyse l'évolution sur la période, toutes les PME ont une croissance marquée de leur BAII et aucune d'entre elles n'a de BAII négatif l'année de l'erreur de type II. Ce résultat vient expliquer l'amélioration du ratio 3 et il montre l'instabilité des données financières des PME et les changements importants qu'elles peuvent connaître dans un court laps de temps. En effet, comme on le voit au tableau 8, plusieurs ont connu un bénéfice négatif à l'année 0, suivi d'une croissance impressionnante sur une courte période (1 ou 2 ans). D'ailleurs, ce résultat met en évidence la détérioration apparente de la situation financière à la suite d'une croissance des investissements.

Tableau 8. Ratio 3 : évolution du BAII

		BAII			Variation en pourcentage (l'année de l'erreur)	
		t ₀	t ₁	t ₂	t ₁	t ₂
Erreur à t₁	GR000805	- 2 040 452 \$	2 154 451 \$	-	205,59 %	-
	AC120913	- 222 895 \$	- 73 135 \$	829 426 \$	-	472,12 %
	GR000662	- 300 518 \$	- 47 652 \$	914 327 \$	-	404,25 %
Erreur à t₂	AC120923	284 411 \$	441 406 \$	1 806 792 \$	-	535,28 %
	LA200038	19 512 \$	36 871 \$	141 480 \$	-	625,09 %
	MA120736	- 68 082 \$	91 614 \$	52 803 \$	-	177,56 %
	SO001064	283 994 \$	977 550 \$	2 259 274 \$	-	695,54 %

Concernant le numérateur du ratio 5, soit le chiffre d'affaires, les résultats du tableau 9 montrent également d'importantes variations. Toutes les entreprises, à l'exception d'une seule, ont connu une croissance importante de leur chiffre d'affaires. Ces résultats expliquent la source de variation du ratio 5 et ils permettent de faire le lien entre la croissance et les bénéfices.

Tableau 9. Ratio 5 : évolution des ventes

		Ventes			Variation en pourcentage (l'année de l'erreur)	
		t_0	t_1	t_2	t_1	t_2
Erreur à t_1	GR000805	15 556 179 \$	8 394 533 \$	7 354 048 \$	- 46,04 %	-
	AC120913	2 871 506 \$	2 485 423 \$	7 302 868 \$	-	154,32 %
	GR000662	3 717 500 \$	3 333 425 \$	6 608 017 \$	-	77,75 %
Erreur à t_2	AC120923	3 223 024 \$	5 047 723 \$	15 474 884 \$	-	380,14 %
	LA200038	574 027 \$	1 107 638 \$	1 679 218 \$	-	192,53 %
	MA120736	1 627 289 \$	2 522 998 \$	3 664 106 \$	-	125,17 %
	SO001064	13 592 370 \$	17 443 102 \$	19 893 221 \$	-	46,36 %

Par ailleurs, en comparant les résultats des deux ratios et plus particulièrement leur numérateur respectif, on constate que la croissance des ventes est moins importante que celles des BAI, ce qui montre que les entreprises ont réussi à hausser leurs marges de profit. Ce constat peut mettre en évidence la présence de charges fixes importantes ou la mise en place d'outils ou de pratiques de gestion permettant de réduire les coûts.

Avant de poursuivre avec l'analyse des erreurs de type I, le prochain tableau présentera l'évolution du bénéfice net des PME ayant subi une erreur de type II. Ce tableau met en exergue un exemple des limites de restreindre le diagnostic exclusivement à partir de résultats financiers.

Tableau 10. Évolution du bénéfice net (erreur de type II)

Entreprise	Bénéfice net (t_0)	Bénéfice net (t_1)	Bénéfice net (t_2)
GR000805	- 2 427 572 \$	1 869 198 \$	124 430 \$
AC120913	- 228 086 \$	- 181 033 \$	592 286 \$
GR000662	- 365 456 \$	- 164 770 \$	569 738 \$
AC120923	61 541 \$	203 212 \$	1 205 564 \$
LA200038	7 700 \$	21 033 \$	107 771 \$
MA120736	- 115 358 \$	35 177 \$	- 6 063 \$
SO001064	- 84 082 \$	528 667 \$	1 458 266 \$

Les bénéfices sont considérés comme un important indicateur de solvabilité par les bailleurs de fonds. Leur valeur négative peut ainsi influencer l'offre de financement ou les conditions d'accès au crédit. En observant les erreurs de type II, soit sept PME, cinq parmi celles-ci se retrouvent avec des bénéfices négatifs au temps 0 (t_0), bénéfices qui s'améliorent toutefois de façon significative au cours des deux années suivantes. Ces résultats confirment la fragilité des PME en croissance qui peuvent connaître à certains moments des difficultés si elles ne contrôlent pas bien leur développement. Leur situation peut alors ressembler à celle d'entreprises en faillite (Garnsey et Heffernan, 2005; Hutchinson et Mengersen, 1989; Hutchinson et Ray, 1986), devenant ainsi difficile de les différencier lors d'une analyse basée strictement sur des états financiers à une année précise. Toutefois, la comparaison de leur rentabilité se confirme au fil des années suivantes et leurs ratios s'améliorent. Ainsi, malgré le fait que ces deux types d'entreprises (celles en faillite et celles qui sont les plus dynamiques) aient des états financiers comparables, elles ont des perspectives d'avenir fort différentes.

Ayant maintenant complété la portion de l'analyse qui porte strictement sur les erreurs de type II en comparaison avec les entreprises de notre échantillon considéré comme de « bons payeurs », la prochaine sous-section portera cette fois sur l'analyse des erreurs de type I.

4.1.2 Les erreurs de type I

Suivant la même procédure que celle utilisée pour les erreurs de type II, la prochaine section portera un regard exclusif sur les erreurs de type I. Débutons avec la décomposition des deux ratios ayant le plus d'influence présentés précédemment, soit les ratios 3 et 5. Le premier élément présenté est l'actif total qui représente, comme il a déjà été mentionné, le dénominateur commun de ces deux ratios.

Tableau 11. Ratio 3 : évolution de l'actif total (erreurs de type I)

	Actif total			Variation en pourcentage (l'année de l'erreur)		
	t_0	t_1	t_2	t_1	t_2	
Erreur à t_1	CN120756	14 358 868 \$	15 232 482 \$	–	6,08 %	–
	GR001089	1 772 470 \$	3 526 297 \$	–	98,95 %	–
	GR001005	1 942 349 \$	2 447 333 \$	–	26,00 %	–
	RC000882	4 752 495 \$	8 440 224 \$	–	77,60 %	–
	CN120790	13 341 845 \$	35 385 017 \$	–	165,22 %	–
Erreur à t_2	FS000793	856 692 \$	1 280 605 \$	1 792 707 \$	–	109,26 %
	GR000567	1 554 386 \$	3 548 967 \$	5 449 604 \$	–	250,60 %
	GR000201	2 977 348 \$	5 902 265 \$	11 587 724 \$	–	289,20 %

La croissance de l'actif total pour chacune des huit entreprises de notre échantillon vient accentuer la dégradation des deux ratios à l'analyse. Pour certaines PME, la hausse majeure de leur actif a un impact considérable et elle pourrait même expliquer à elle seule la détérioration des ratios de l'année. Plus précisément, ce sont deux entreprises ayant subi une erreur à t_1 qui doublent leur actif en une seule année, alors qu'une autre double ses actifs sur une période de deux ans et deux autres qui triplent la valeur de leur actif sur cette même période. Cette hausse des actifs est exigeante pour ces PME, menant ainsi à s'interroger sur la détérioration réelle de leurs résultats financiers.

La croissance des actifs totaux peut s'expliquer entre autres par la hausse des immobilisations. Cette constatation nous a mené à vouloir mieux comprendre pourquoi elles sont en hausse alors que les entreprises devraient se diriger vers une faillite, selon leur résultat du « Score Z » au temps 0. Cette analyse a montré, pour les huit PME de notre échantillon, une hausse moyenne de plus de 230 % de leurs immobilisations sur deux ans révélant les investissements effectués. Ces investissements pouvant être rentables pour l'entreprise dans le futur affectent la situation financière actuelle de celles-ci. Cet élément sera d'ailleurs repris ultérieurement dans l'analyse de données, plus exactement au niveau des caractéristiques dénotant le dynamisme des PME.

Tableau 12. Ratio 5 : évolution du BAI (erreurs de type I)

		BAI			Variation en pourcentage (l'année de l'erreur)	
		t_0	t_1	t_2	t_1	t_2
Erreur à t_1	CN120756	2 659 611 \$	- 2 405 957 \$	-	- 190,46 %	-
	GR001089	185 528 \$	179 378 \$	-	- 3,31 %	-
	GR001005	66 262 \$	- 380 976 \$	-	- 674,95 %	-
	RC000882	558 334 \$	95 077 \$	-	- 82,97 %	-
	CN120790	5 626 641 \$	- 57 258 \$	-	- 101,02 %	-
Erreur à t_2	FS000793	105 989 \$	185 976 \$	- 14 907 \$	-	- 114,06 %
	GR000567	271 239 \$	353 607 \$	308 964 \$	-	13,91 %
	GR000201	1 072 776 \$	1 204 895 \$	1 211 737 \$	-	12,95 %

L'analyse du tableau 12 met en exergue la diminution des BAI de la plupart des PME. Cette détérioration de la rentabilité est préoccupante et elle explique la diminution du ratio 3, particulièrement avec la hausse de leurs actifs totaux combinés.

Poursuivons, dans le même ordre d'idée, avec l'analyse de l'évolution des ventes de ces huit entreprises.

Tableau 13. Évolution des ventes (erreurs de type I)

		Ventes			Variation en pourcentage (l'année de l'erreur)	
		t_0	t_1	t_2	t_1	t_2
Erreur à t_1	CN120756	25 192 349 \$	21 866 831 \$	–	– 13,20 %	–
	GR001089	2 160 733 \$	2 952 043 \$	–	36,62 %	–
	GR001005	4 427 093 \$	4 468 590 \$	–	0,94 %	–
	RC000882	5 391 288 \$	6 019 469 \$	–	11,65 %	–
	CN120790	32 164 930 \$	31 069 304 \$	–	– 3,41 %	–
Erreur à t_2	3FS000793	1 683 058 \$	2 265 991 \$	2 451 375 \$	–	45,65 %
	GR000567	3 383 565 \$	4 646 421 \$	5 304 357 \$	–	56,77 %
	GR000201	4 005 744 \$	4 764 375 \$	5 414 560 \$	–	35,17 %

La détérioration du ratio 5 semble s'expliquer par l'augmentation plus importante du dénominateur et moins par la variation des ventes. D'ailleurs, la comparaison permet de constater que six PME sur huit connaissent une hausse de leurs ventes sur la période. Toutefois, la hausse du dénominateur, étant plus prononcée que la hausse des ventes, entraîne ainsi une diminution du ratio. Par ailleurs, ce constat soulève une interrogation sur la dégradation de la situation de ces PME (celle-ci sera développée en fin d'analyse). Certaines d'entre elles connaissent une forte croissance de leurs actifs. Cette croissance combinée à une variation moins élevée de la rentabilité ou encore une rentabilité stable les mène à une réduction de leur « Score Z ». Ainsi, la situation des entreprises ne se dégrade pas nécessairement même si leur « Score Z » indique le contraire. Cette relation décrivant l'impact des investissements et de la croissance des actifs sur la performance financière des PME est d'ailleurs mise en évidence par Vishnani et Shah (2007). En somme, la dégradation des deux ratios est accentuée par la hausse notable des actifs totaux d'une majorité d'entreprises de notre échantillon d'erreurs de type I. L'impact de la hausse importante des actifs sur le résultat du « Score Z » mène à s'interroger sur la pertinence d'utiliser ce type de modèle (*scoring*) dans une période d'investissement ou de croissance.

Cette première section de présentation des résultats avait entre autres comme objectif de mettre en évidence les erreurs commises par un système d'évaluation automatisée et de présenter certaines limites du pouvoir prédictif de l'information financière.

Parmi ces résultats, on trouve, entre autres, 15 erreurs de classement et 105 PME sur 221 se trouvant dans la zone grise donc qui devront être analysées manuellement. L'analyse des bénéfices nets des PME ayant subi une erreur de type II montre qu'un faible bénéfice net ou même un bénéfice net négatif à t_0 n'est pas systématique annonciateur d'une faillite future. Les résultats présentés confirment l'instabilité des données financières des PME et les limites que peut présenter l'évaluation du risque de défaillance d'un client à partir du calcul d'un score unique. Ces résultats mettent aussi en perspective des exemples de dégradation des « Score Z », dégradation qui ne se manifeste pas aussi clairement sur les indicateurs financiers des entreprises.

Après cette première section faisant état de la situation de notre analyse basée strictement sur l'information financière, nous entamerons la deuxième section de l'analyse de données. Cette section, à caractère plus exploratoire, n'utilisera pas les ratios financiers usuels. Rappelons que l'objectif n'est pas d'élaborer un nouveau modèle d'évaluation du risque de crédit, et donc cette section explorera plutôt la présence de certaines caractéristiques chez les PME qui permettraient de comprendre pourquoi leurs données financières sont instables.

4.2 L'ANALYSE EXPLORATOIRE

Étant donné les critiques des modèles de *scoring* dénonçant la faible capacité prédictive des états financiers des PME, le recours à des informations non financières se révèle pertinent pour identifier les sources du dynamisme de certaines entreprises. Toutes les entreprises de notre échantillon seront étudiées. Si les PME ayant subi une erreur de

classement s'avèrent être des entreprises plus dynamiques, les résultats appuieront la problématique exprimée par l'OCDE (2010, 2013). Par la même occasion, les résultats permettront de répondre à leur demande de produire des études à cet effet et ainsi de se positionner par rapport à la question de recherche.

4.2.1 Les quatre caractéristiques du dynamisme et de l'instabilité

Golovko et Valentini (2011) présentent le dynamisme d'une entreprise comme étant un cercle vertueux dans lequel la croissance, l'innovation et les exportations sont les ingrédients principaux. Ces activités peuvent être réalisées de façon concomitante ou de façon indépendante. Toutefois, lorsqu'elles sont réalisées ensemble, on pourra constater plus d'incertitude chez les entreprises et une plus forte instabilité de leurs données financières (Love et Roper, 2015; Raymond et St-Pierre, 2004).

L'identification de ces caractéristiques chez les PME ayant subi des erreurs de classement devrait permettre d'expliquer ces dernières. Cela permettra également de justifier l'importance de revoir les systèmes d'évaluation du risque de crédit des PME qui, conformément à ce qui est souhaité par les pouvoirs publics, devraient favoriser le financement des entreprises qui contribuent le plus à l'activité économique. D'ailleurs, si ces entreprises sont incorrectement classées et qu'elles sont réellement dynamiques, cela vient en opposition avec les objectifs gouvernementaux (Industrie Canada, 2010) et ceux de l'OCDE (2010, 2013) qui désirent faciliter l'accès au financement de ces entreprises. Les critères retenus pour exprimer le dynamisme des entreprises sont les suivants :

- la croissance des ventes (croissance de l'activité);
- l'innovation;
- l'exportation;
- la croissance de l'actif total.

À noter que la croissance peut être mesurée par différents indicateurs, soit la croissance du chiffre d'affaires (ventes), la croissance de l'actif et la croissance du nombre d'employés (Achtenhagen, Naldi et Melin, 2010; Dobbs et Hamilton, 2007; Gueguen, Janssen et Giacomini, 2015). Dans le cadre de notre travail, nous utiliserons la croissance du chiffre d'affaires étant donné que notre intérêt porte sur la stabilité des données financières ainsi que la croissance de l'actif qui permet de prendre en considération les investissements faits par les entreprises.

Les prochaines sections seront présentées selon un même modèle. Les quatre critères seront exposés un à un, avec une explication des effets attendus sur les résultats financiers. Suivant cette explication, les erreurs de type II seront, selon la caractéristique présentée, mises en comparaison avec les PME de notre échantillon considérées comme de « mauvais payeurs »¹⁴. Ensuite, les erreurs de type I seront comparées avec les « bons payeurs ». Notons que les erreurs de classement sont mises en comparaison par rapport à leur résultat à l'année 0 de manière à tenter de distinguer les PME ayant subi des erreurs des autres PME.

4.2.1.1 La croissance des ventes (croissance de l'activité)

La croissance de l'activité peut entraîner de l'instabilité, entre autres parce qu'elle s'accompagne habituellement par une augmentation du personnel, une augmentation des équipements et/ou une augmentation de la clientèle (Steffens, Davidsson et Fitzsimmons, 2006; Teyssier *et al.*, 2012). Ceci occasionne une réduction du contrôle sur les activités (Julien *et al.*, 2005; Julien, St-Jean et Audet, 2006), occasionnant des coûts et dépenses

¹⁴ Comme il a préalablement été identifié, notre échantillon total est de 221 PME. Parmi cet échantillon, les entreprises se trouvent dans différentes classes, soit les « bons payeurs », les « mauvais payeurs », celles dans la « zone grise », les erreurs de type II et finalement, les erreurs de type I. Donc, le groupe témoin pour cette sous-section qui est représenté par les « mauvais payeurs » est constitué de 24 PME. En somme, voici comment l'échantillon total de 221 PME se subdivise pour former les différents groupes qui serviront de comparatif pour les sous-sections à venir : les bons payeurs = 106; les mauvais payeurs = 25; zone grise = 75; erreurs de type II = 7; erreurs de type I = 8.

supplémentaires grevant ainsi leurs liquidités (Groleau, 2012). Les PME en croissance ou en forte croissance affichent des risques supplémentaires, comme il a été exposé lors de la revue de littérature, leurs résultats financiers étant plus variables que ceux des entreprises plus stables (Dietsch et Mahieux, 2014; Teyssier *et al.*, 2012).

Tableau 14. Le rythme de croissance des ventes des PME (erreurs de type I et II)

Rythme de croissance ¹⁵	t_0 à t_1	t_1 à t_2	Croissance totale t_0 à t_2
Erreur de type II	23,30 %	85,30 %	131,93 %
Mauvais payeurs	21,31 %	25,54 %	50,13 %
Différence entre les deux groupes	1,99 %	59,76 %	81,80 %
Erreur de type I	15,44 %	25,66 %	44,25 %
Bons payeurs	15,24 %	10,99 %	28,77 %
Différence entre les deux groupes	0,20 %	14,67 %	15,48 %

Ces résultats montrent un rythme de croissance plus important chez plusieurs entreprises ayant subi une erreur de classement. Par ailleurs, on trouve un rythme de croissance élevé autant pour les erreurs de type II, qui seraient en théorie des entreprises qui devraient être en faillite selon le « Score Z », que pour les erreurs de type I qui devraient être des PME dont la situation se dégrade. Ainsi, les résultats montrent que le modèle de mesure du risque de crédit privilégie les entreprises stables ou ayant une faible croissance plutôt qu'une croissance forte. Ceci est d'ailleurs cohérent avec la littérature.

¹⁵ Précisons que ce sont les variations d'une période à l'autre. Les résultats moyens des entreprises ayant subi une erreur de type I ont été calculés de même que celles des entreprises ayant subi une erreur de type II. Ensuite, la variation moyenne a été calculée comme suit : $(t_n - t_{n-1})/t_{n-1}$.

4.2.1.2 L'innovation

Comme la précédente caractéristique, les activités de recherche et de développement (R-D) menant à l'innovation dénotent le dynamisme d'une entreprise, sa volonté de croissance et de se démarquer des autres. Toutefois, la R-D rend les PME plus instables (Julien *et al.*, 2005; St-Pierre et Bahri, 2011). Entre autres, la R-D demande des investissements alors que les bénéfices tangibles en découlant peuvent prendre plusieurs années, voire même ne jamais mener à des retombés concrètes (entrées de fonds supplémentaires) pour l'entreprise. Ainsi, cette variable met en perspective un élément important de la faiblesse des prédictions basées sur des données financières. Les activités de R-D sont réalisées dans une optique à long terme alors que l'analyse financière comme celle du *scoring* est faite dans une perspective analytique à court terme. Donc, cette caractéristique met en évidence une incompatibilité dans les objectifs de ces deux éléments.

L'innovation est un carburant à la croissance et aux exportations (Halilem, Amara et Landry, 2014; Julien *et al.*, 2005; Magri, 2009; St-Pierre, 2004), justifiant entre autres la présence de cette caractéristique parmi celles occasionnant l'instabilité, mais aussi le dynamisme des PME. Cette possibilité que les PME innovantes soient plus instables fait en sorte qu'elles sont perçues comme étant plus risquées par les institutions bancaires. Lee, Sameen et Cowling (2015) confirment d'ailleurs que les PME innovantes ont plus de difficulté à accéder au financement bancaire.

La variable utilisée pour mesurer ce dynamisme sera le budget alloué aux activités de R-D exprimé en pourcentage du chiffre d'affaires de la même année (Magri, 2009). Précisons que ce budget comprend trois éléments qui sont additionnés pour constituer le budget total de recherche et de développement, soit le budget alloué à la R-D des équipements, des procédés et des produits.

Tableau 15. L'innovation (R-D)

	Erreur de type II	Mauvais payeurs à t_0	Différence entre les deux groupes
Budget R-D/ventes	4,34 %	5,64 %	- 1,30 %
	Erreur de type I	Bons payeurs à t_0	Différence entre les deux groupes
Budget R-D/ventes	5,67 %	1,84 %	3,83 %

Les résultats ne permettent pas d'affirmer que les PME ayant subi des erreurs de type II sont plus dynamiques selon le critère de l'évaluation par rapport aux « mauvais payeurs ». Contrairement à ces dernières, les entreprises ayant des erreurs de type I, en comparaison avec les « bons payeurs », sont plus innovantes. Donc, elles sont exposées à la possibilité d'une instabilité financière accrue. L'innovation étant considérée comme un facteur de risque supplémentaire, les PME qualifiées de « bons payeurs » innoveront moins que les PME ayant subi une erreur de type I. Comme la croissance des ventes, l'innovation semble suggérer, sans toutefois pouvoir le démontrer, que les institutions bancaires préfèrent les entreprises moins innovantes et donc, celles moins risquées. Somme toute, la comparaison met en perspective la présence d'une deuxième caractéristique menant à une instabilité des données financières chez les PME ayant subi une erreur de type I sans toutefois pouvoir faire la même affirmation pour les erreurs de type II.

4.2.1.3 L'exportation

Les PME exportatrices sont plus susceptibles d'avoir des données financières instables d'une année à l'autre. Les exportations génèrent des charges supplémentaires aux entreprises, principalement lors des premières années (Lu et Beamish, 2006). Ces charges supplémentaires pèsent sur la rentabilité et exigent une demande accrue de liquidités. Benkraiem et Miloudi (2014) confirment que l'exportation a un impact négatif sur l'obtention de crédit. Plus exactement, leurs résultats montrent que plus une PME exporte, plus l'accès au financement externe sera difficile. Ils expliquent ce résultat par

plusieurs éléments, dont l'instabilité générée par les exportations, justifiant ainsi la sélection de cette caractéristique parmi les trois autres sélectionnées.

Ainsi, cette instabilité se reflète dans les états financiers et dans l'information financière sur laquelle le diagnostic du « Score Z » est établi. Voyons comment les entreprises subissant des erreurs de type II et de type I se comportent par rapport à leur groupe de comparaison respectif.

Tableau 16. Les exportations (erreurs de type I et II)

	Erreur de type II	Mauvais payeurs à t_0	Différence entre les deux groupes
Pourcentage des ventes hors Canada	15,00 %	29,42 %	- 14,42 %
	Erreur de type I	Bons payeurs à t_0	Différence entre les deux groupes
Pourcentage des ventes hors Canada	41,38 %	23,33 %	18,05 %

L'analyse des résultats liés à l'exportation ne permet pas de faire un lien entre l'instabilité de l'information que peuvent provoquer les exportations et les erreurs de type II qui sont commises. La comparaison montre toutefois que les mauvais payeurs exporteraient près de deux fois plus que les PME ayant des erreurs de type II. Suivant le résultat de la caractéristique précédente, c'est seulement la comparaison avec celles ayant des erreurs de type I qui permet de distinguer le dynamisme des PME. D'ailleurs, il est possible que le niveau d'exportation assez élevé de ce type de PME explique en partie la baisse des bénéfices avant intérêts et impôts combinée à une hausse du chiffre d'affaires (ventes). Ces résultats seraient cohérents avec ceux de Lu et Beamish (2006).

Donc, selon ce troisième critère, ce sont seulement les PME ayant subi une erreur de type I qui seraient plus dynamiques et plus instables que leur groupe de référence. L'évaluation de cette troisième caractéristique mène les PME ayant subi des erreurs de

type II à comprendre jusqu'à présent une caractéristique sur trois alors que celles ayant subi une erreur de type I en totalisent trois sur trois.

4.2.1.4 La croissance de l'actif total

L'ajout de la croissance de l'actif total aux trois caractéristiques précédentes est justifié par l'effet des investissements sur les résultats financiers l'année où ils surviennent. Ces investissements sont réalisés dans le but d'offrir à l'entreprise une rentabilité ou une amélioration quelconque pour les années futures. On peut alors constater un décalage entre le moment où les investissements auront détérioré les liquidités et celui où la rentabilité espérée sera obtenue, ce qui mènera à une détérioration immédiate des ratios financiers (Oliveira et Fortunato, 2006) mais aussi à leur instabilité (Hutchinson et Mengersen, 1989; Hutchinson et Ray, 1986; Teyssier *et al.*, 2012). Précisons que l'effet et l'impact des investissements (faits dans une optique de rentabilité future) sur la situation actuelle d'une PME restent tout même assez peu traités par la littérature. On peut dès lors supposer que les modèles, comme celui du *scoring*, qui prennent en compte la situation actuelle et même passée de l'entreprise, n'arriveront pas à montrer les avantages attendus des activités d'investissement, tout comme ce fut le cas pour les activités de R-D. Par ailleurs, les investissements nécessitent, dans la majorité des cas, une augmentation de la dette, faisant en sorte de détériorer les ratios financiers de l'entreprise et ainsi, sa situation financière apparente.

Tableau 17. L'évolution de l'actif total (erreurs de type I et II)

Croissance sur la période	t_0 à t_1	t_1 à t_2	Total t_0 à t_2
Erreur de type II	- 0,12 %	44,17 %	47,72 %
Mauvais payeur à t_0	4,38 %	14,98 %	18,71 %
Différence entre les deux groupes	- 4,49 %	29,19 %	29,01 %

Tableau 17. L'évolution de l'actif total (erreurs de type I et II) (suite)

Croissance sur la période	<i>t₀ à t₁</i>	<i>t₁ à t₂</i>	Total <i>t₀ à t₂</i>
Erreur de type I	81,24 %	25,70 %	130,05 %
Bon payeur à t₀	17,82 %	12,18 %	32,19 %
Différence entre les deux groupes	63,42 %	13,52 %	97,86 %

La croissance des actifs totaux des PME ayant subi une erreur de type I est importante sur la période, alors que la différence entre les PME considérées comme de « bons payeurs » est d'autant plus marquée. Cette forte croissance appuie la possibilité que les entreprises ayant des erreurs de type I comportent des résultats financiers plus instables. Le dynamisme des PME de cet échantillon est appuyé par une quatrième caractéristique sur une possibilité de quatre.

Par ailleurs, cette analyse met aussi en évidence la pertinence de la présentation de cette dernière caractéristique dans notre analyse, étant donné qu'elle montre un portrait tout à fait différent du rythme de croissance. Contrairement à la croissance de l'activité, ce sont les PME ayant des erreurs de type I qui connaissent la hausse la plus importante de leur actif total mettant en évidence l'importance de leurs investissements sur la période. Notons par contre que l'appréciation de l'actif total des PME ayant des erreurs de type II, malgré le fait qu'il soit moindre, est tout de même élevée avec une croissance près de trois fois supérieure à celles de son groupe témoin (MP).

En somme, autant pour les entreprises ayant des erreurs de type II que de type I, l'analyse de ce quatrième critère met en exergue que ces 15 PME sont plus dynamiques que leur groupe comparatif respectif. Donc, sur un total de quatre caractéristiques, on en trouve deux chez les PME ayant des erreurs de type II et quatre chez celles ayant des erreurs de type I. Dans les limites de notre échantillon, nous avons pu constater que les deux caractéristiques retrouvées dans la majorité des PME faisant partie des deux groupes

étudiés sont le rythme de croissance et la croissance de l'actif total. Ce dynamisme, amené par deux des quatre caractéristiques ciblées, pourrait générer une instabilité des résultats financiers de ces PME. Ainsi, les prévisions basées sur cette information objective pourraient devenir particulièrement imprécises étant donné qu'elles varient grandement d'une année à l'autre. Avant d'en arriver à une telle affirmation, nous devons présenter deux autres sections de cette analyse des résultats. Ces analyses supplémentaires permettront ensuite d'arriver à la discussion des résultats trouvés et finalement, de présenter la conclusion.

4.2.2 Comparer les erreurs de type I et II

Dans la présente section, nous souhaitons mettre en opposition les erreurs de types I et II avec le groupe des bons payeurs (groupe qui aurait hypothétiquement été préféré par les institutions bancaires) et ce, dans l'optique de comparer leur degré de dynamisme. Donc, les PME considérées comme « bons payeurs » présentes dans cette catégorie sont en quelque sorte les modèles d'entreprises ayant le meilleur profil aux yeux des institutions financières.

Cette section permettra de porter un regard critique sur les résultats des entreprises ayant des erreurs de type I et II. Elle permettra aussi de faire le lien entre les critiques de certains chercheurs et dirigeants d'entreprise sur les institutions bancaires, soit qu'elles en arrivent à vouloir financer des entreprises avec les profils les plus stables possible. Si tel est le cas, les entreprises considérées comme de « bons payeurs » devraient avoir des caractéristiques différentes des deux autres groupes et être moins instables et peut-être moins dynamiques que les deux autres groupes d'entreprises.

Ainsi, prenons une à une chacune des quatre caractéristiques ciblées afin de les comparer avec les PME évaluées « bons payeurs ». Notons que les entreprises ayant des

erreurs de type I et de type II sont regroupées pour former deux groupes distincts. Ce sont ensuite ces deux groupes qui sont comparés avec les entreprises jugées « bons payeurs ».

4.2.2.1 La croissance de l'activité (croissance des ventes)

Tableau 18. Le rythme de croissance (variation des ventes)

	Erreur de type II	Erreur de type I	Bon payeur à t_0
t_0 à t_1	23,30 %	15,44 %	15,24 %
t_1 à t_2	85,30 %	25,66 %	10,99 %
Croissance totale sur la période	131,93 %	44,25 %	28,77 %

Le profil des entreprises considérées comme « bons payeurs » est différent lorsqu'on les compare avec celles ayant des erreurs de type II et de type I. La croissance est plus faible que les deux autres groupes d'entreprises. Initialement, les entreprises ayant subi une erreur de type I étaient des entreprises classées comme « bons payeurs ». Dans les limites de notre échantillon, il y a une différence entre les entreprises jugées « bons payeurs » et les deux autres groupes venant ainsi appuyer la réticence des institutions bancaires envers les PME ayant un certain rythme de croissance. D'ailleurs, ce résultat n'est pas différent de ce que l'on constate dans la littérature, plusieurs auteurs en arrivent au même constat (Abdou et Pointon, 2011; Kumar *et al.*, 2013; Parida *et al.*, 2015).

4.2.2.2 L'innovation

Comme la croissance des ventes, les résultats présentés au tableau 19 suggèrent une certaine préférence des institutions bancaires pour des entreprises qui feraient moins de R-D étant donné que cette activité expose les PME à subir de plus grandes fluctuations de leurs résultats financiers. Précisons que dans la limite de notre échantillon et avec les variables utilisées, ce résultat, comme celui de la croissance des ventes, ne permet de faire

la démonstration de cette prise de position des institutions bancaires. Tout de même, prenant en considération la petite taille de notre échantillon, nos résultats suggèrent qu'un système d'évaluation automatisé comme celui du *scoring* peut privilégier les entreprises plus stables faisant moins de R-D. Ainsi, la R-D est nettement supérieure pour les entreprises ayant subi une erreur de classement, autant celles de type II que de type I.

Tableau 19. L'innovation

	Erreur de type II	Erreur de type I	Bon payeur à t_0
Budget R-D/ventes	4,34 %	5,67 %	1,84 %

4.2.2.3 L'exportation

L'influence de l'exportation est moins « claire » que celle de la croissance et de l'innovation, comme le montre le tableau 20. Ce résultat est assez surprenant, principalement celui obtenu des entreprises ayant les erreurs de type II. Lorsqu'on analyse les résultats de ces sept entreprises, on constate que trois d'entre elles n'exportent pas. D'après Love, Roper et Zhou (2016), l'âge des entreprises pourrait expliquer en partie le faible taux d'exportation chez celles qui ont subi une erreur de type II.

Tableau 20. L'exportation

	Erreur de type II	Erreur de type I	Bon payeur à t_0
Pourcentage des ventes hors Canada	15,00 %	41,387 %	23,33 %

Ainsi, parmi notre échantillon d'entreprises ayant une erreur de type II, une entreprise a été créée à t_0 , alors qu'une autre a été créée un an avant le calcul du « Score Z » et une troisième l'a été il y a quatre ans. L'âge moyen des entreprises ayant subi une erreur de classement est de 15 ans alors que celui des entreprises considérées comme bons payeurs est de 26 ans. Si l'on retire les trois entreprises plus jeunes de notre groupe et

qu'on compare à nouveau les taux d'exportation, les résultats ne permettent pas d'en arriver à un résultat pouvant soutenir l'instabilité des données financières des PME ayant subi une erreur de type II¹⁶.

Il est impossible de dissocier les PME ayant les deux types d'erreurs lorsqu'on les compare à celles des « bons payeurs ». Plus précisément, les entreprises classifiées dans les erreurs de type II exportent en moyenne presque autant que celles classifiées « bons payeurs » alors que celles classifiées dans les erreurs de type I exportent nettement plus que le groupe comparatif. D'après Bernard, Eaton, Jensen et Kortum (2003), ce sont au cours des premières expériences d'exportation que les charges supplémentaires liées à l'exportation sont ressenties par les PME. Or, notre base de données ne nous permet pas d'avoir accès à cette information. Parmi notre échantillon, il est impossible de dissocier les entreprises qui sont exportatrices depuis plusieurs années de celles qui exportent depuis peu. Aussi, les entreprises sont en moyenne relativement âgées et ont pu consolider leurs activités afin d'atténuer les conséquences des dépenses supplémentaires. Ces entreprises risquent d'avoir déjà absorbé les coûts initiaux liés à l'internationalisation, de bénéficier d'un apprentissage important des expériences passées, de posséder un réseau à l'étranger, etc. (Bernard *et al.*, 2003). En somme, cela signifie que même si ces entreprises connaissent une forte croissance de leurs exportations, leurs résultats financiers ne seront pas nécessairement affectés de façon négative comme une entreprise qui en est à ses premières expériences à l'international.

4.2.2.4 La croissance de l'actif total

Contrairement aux PME ayant des erreurs de type II où le résultat est cohérent avec nos attentes, celles classifiées dans les erreurs de type I ont une croissance vraiment importante de leurs actifs totaux. Ceci mène à s'interroger à savoir si elles sont réellement bien classifiées dans le groupe des erreurs de type I ou si elles sont victimes de la

¹⁶ Le tableau présentant les résultats de notre analyse en retirant les trois entreprises est présenté en annexe.

détérioration de leurs résultats financiers, à une année donnée, créée par différents éléments. Une telle croissance de leur actif combinée à la présence de toutes les autres caractéristiques notant le dynamisme d'une PME permet de soulever une interrogation sur la situation réelle de ces PME. Particulièrement, lorsqu'on considère que selon leur « Score Z » au temps 0, les prévisions indiquent que la situation de ces PME devrait se dégrader au temps 1 et 2. Certaines de ces entreprises ont une situation apparente de problèmes financiers, mais ces problèmes pourraient être provoqués par leur dynamisme qui génère leur instabilité. Il est possible que cette dégradation apparente de leur situation actuelle s'explique par des investissements importants, augmentant par la même occasion leurs actifs totaux, mais surtout agissant négativement sur leurs ratios financiers. Cette réflexion se joint à celle présentée en début d'analyse sur l'incompatibilité des objectifs d'investissement qui sont à long terme avec ceux de l'évaluation des résultats financiers, qui est à court terme. Ainsi, ces entreprises ne seraient pas nécessairement en situation problématique, ce pourrait être seulement les conséquences financières de leur dynamisme qui se reflète dans leurs résultats financiers. Mettant en évidence une difficulté rencontrée lors de l'évaluation du risque de crédit lorsqu'on base son diagnostic financier sur l'utilisation unique de l'information financière en contexte d'instabilité et/ou de dynamisme.

Tableau 21. La croissance de l'actif total

	Erreur de type II	Erreur de type I	Bon payeur à t_0
t_0 à t_1	- 0,12 %	81,24 %	17,82 %
t_1 à t_2	44,17 %	25,70 %	12,18 %
Croissance totale sur la période	47,72 %	130,05 %	32,19 %

4.2.3 Synthèse des résultats

4.2.3.1 Synthèse de la comparaison des résultats des erreurs de type I et II

Le tableau 22 permet d'observer la présence de toutes les caractéristiques de dynamisme pour les entreprises ayant des erreurs de type I et de trois caractéristiques sur quatre pour celles ayant des erreurs de type II. Somme toute, ce tableau permet d'affirmer qu'autant les entreprises ayant des erreurs de type I que celles ayant des erreurs de type II ont un profil plus dynamique que les entreprises considérées comme de « bons payeurs ».

Tableau 22. La synthèse des résultats

	Groupe comparatif			Distinction cohérente des erreurs
	Bon payeur à t_0	Erreur de type II	Erreur de type I	
Rythme de croissance	28,77 %	131,93 % (+ 103,16 %)	44,25 % (+ 15,48 %)	✓
Innovation	1,84 %	4,34 % (+ 2,50 %)	5,67 % (+ 3,83 %)	✓
Exportation	23,33 %	15,00 % (- 8,33 %)	41,38 % (+ 18,05 %)	
Croissance des actifs totaux	32,19 %	47,72 % (+ 15,53 %)	130,05 % (+ 97,86 %)	✓
Dynamique et plus instable	-	3/4	4/4	-

Dans un dernier volet exploratoire, nous avons souhaité voir où se situent les entreprises ayant subi des erreurs de classement par rapport à l'ensemble de notre échantillon de 221 PME sur nos quatre variables de dynamisme.

4.2.3.2 Le dynamisme des erreurs de type II et I, une comparaison avec l'échantillon total

Le tableau 23 compare les 15 PME à l'ensemble des entreprises de notre échantillon, soit 221 PME manufacturières. Ainsi, plutôt que d'analyser les erreurs de façon isolée, cette section permet de comparer les 15 entreprises par rapport à l'échantillon complet. On confirme ainsi le dynamisme des PME ayant subi des erreurs de classement. En effet, une majorité de ces PME sont présentes dans le 1^{er} tiers, c'est-à-dire le groupe des entreprises les plus performantes de toute notre base de données, sauf pour l'exportation. Ce sont celles qui ont le rythme de croissance le plus élevé, celles qui innovent le plus et celles qui ont la croissance des actifs la plus élevée.

Tableau 23. Répartition des entreprises sur l'ensemble de la base de données

Répartition des 221 PME selon les valeurs de chaque variable			
	3 ^e tiers	2 ^e tiers	1 ^{er} tiers
Rythme de croissance	1/15	4/15	10/15
Innovation	4/15	2/15	9/15
Exportation	4/15	6/15	5/15
Croissance des actifs totaux	2/15	3/15	10/15

*Majorité = minimum de 8/15 se trouvant dans le 1^{er} tiers de l'échantillon (1^{er} tiers = taux le plus élevé).

Dans un dernier temps et pour préciser les résultats du tableau précédent, nous avons calculé le rang centile de chacune des 15 entreprises sur l'ensemble de l'échantillon et pour chacun des critères de dynamisme. Les résultats (présentés en annexe au tableau A3) montrent que 12 PME se trouvent dans le premier quartile (plus performantes) sur au moins deux critères et sept PME, parmi celles ayant subies une erreur de classement, sont dans le quatrième quartile sur au moins trois caractéristiques sur quatre. On conclut encore au dynamisme de ces entreprises, qui peut expliquer l'instabilité de leurs résultats

financiers et le fait qu'elles pourraient avoir un accès difficile à du financement bancaire si elles sont évaluées à partir d'un modèle automatisé.

4.3 SYNTHÈSE DES RÉSULTATS

L'analyse des résultats présentés dans les sections précédentes a permis de mettre en évidence la variabilité des données financières de certaines PME de notre échantillon et particulièrement celles ayant subi une erreur de type I. Les données financières produisent un « Score Z » qui varie dans le temps mais surtout, qui modifie le classement de « bons ou mauvais payeurs » qu'obtiennent certaines entreprises. Cette variabilité permet de justifier la question de recherche et de mettre en évidence les erreurs pouvant être produites par un modèle d'évaluation automatisée du risque de crédit.

Dans un deuxième temps, la section concernant les erreurs de type II et de type I a permis de comprendre les variations du « Score Z » des 15 entreprises identifiées. Pour cela, les composantes du « Score Z » ont été analysées afin d'identifier les sources de variations de chacun des ratios. Cette analyse a pu mettre en perspective une situation problématique pour les PME en croissance, soit la dégradation apparente de leur situation financière lorsqu'elles ont une rentabilité stable combinée à une hausse marquante de leur actif total. Ainsi, cette combinaison a un impact important sur leur « Score Z », faisant en sorte qu'elles sont déclassées et deviennent de « mauvais payeurs », alors que leur situation financière ne périlite pas nécessairement, comme le montrent les ratios de rentabilité pour les années subséquentes.

Dans un troisième temps, la dernière section à caractère exploratoire expose la principale contribution de ce travail de recherche en confirmant les résultats trouvés à la première section mais en y ajoutant différents éléments supplémentaires. D'une part, cette dernière partie de l'analyse permet de constater une certaine séparation des deux types d'erreurs par rapport au groupe comparatif (« bons payeurs »). Elle suggère aussi le profil

recherché par les institutions bancaires, soit les entreprises considérées par le modèle comme les « bons payeurs », en comparant l'ensemble de ces entreprises avec les entreprises comportant des erreurs de classement. Le principal constat s'en dégageant est que les « bons payeurs » ont un profil plus stable par rapport aux quatre variables de dynamisme identifiées. D'autre part, la comparaison avec l'échantillon total montre que plusieurs PME ayant subi une erreur de type I et II sont effectivement plus dynamiques que l'ensemble des entreprises de notre échantillon par rapport aux quatre caractéristiques justifiant ainsi la possibilité que les données financières de celles-ci soient plus instables.

Finalement, ces résultats permettent de remettre en question les systèmes d'évaluation automatisés du risque de crédit étant donné qu'ils basent leur diagnostic exclusivement sur une information financière qui peut s'avérer incomplète et imprécise. Or, cet élément peut mener à des prévisions erronées mais aussi plus instables lorsque les PME sont plus dynamiques. De plus, certaines PME semblent avoir des résultats financiers pouvant se confondre en plusieurs points à ceux de PME en faillite. Par ailleurs, il semble presque impossible, strictement à l'aide de l'information financière, de réussir à faire la différence entre ces deux groupes bien distincts (celles qui seront réellement en faillite et celles qui ne le seront pas).

Ces différents éléments invitent à un questionnement sur certaines limites de l'information financière et surtout des limites de s'en tenir à un diagnostic basé strictement sur l'information financière, particulièrement avec des PME dynamiques dont les données historiques pourraient être peu révélatrices de leur avenir. Leur présentation permet d'ajouter des éléments à la discussion remettant en question l'utilisation actuelle des modèles de *scoring* afin d'inclure des variables non financières et/ou qualitatives. Ces ajouts pourraient permettre de bonifier ces modèles dans l'objectif d'ultimement en arriver à mieux prédire le risque de crédit des entreprises les plus dynamiques et celles ayant des profils plus atypiques.

4.4 DISCUSSION

La première portion de l'analyse de données met en évidence la possibilité d'en arriver à des erreurs de classement en se basant sur un modèle d'évaluation utilisant strictement l'information financière alors que les états financiers de certaines PME peuvent être assez instables. Ce même constat est d'ailleurs partagé par plusieurs chercheurs (Abdou et Pointon, 2011; Roggi et Giannozzi, 2013; Beck et Demirguc-Kunt, 2006; Berger *et al.*, 2011). Abdou et Pointon (2011) recensent les principaux bénéfices et critiques des modèles de *scoring* alors que l'instabilité de l'information financière s'avère un élément fortement discuté. Roggi et Giannozzi (2013) exposent les besoins financiers et les investissements des PME lorsqu'elles sont en croissance les menant à avoir des résultats financiers instables d'année en année. Beck et Demirguc-Kunt (2006) ont étudié un échantillon d'un peu plus de 10 000 entreprises de provenances diverses et ils ont déterminé que l'information financière pouvait être une source de problème dans l'utilisation des modèles d'évaluation.

Un deuxième résultat met en perspective un élément à considérer au sein de la présente recherche. Les résultats obtenus d'un modèle de *scoring* peuvent présenter une situation défavorable pour une entreprise alors que les données financières réelles des années subséquentes ne le confirment pas. Cette situation concerne autant les entreprises ayant des erreurs de type II qui ont été jugées comme « mauvais payeurs » à t_0 , que celles ayant des erreurs de type I qui ont été classées comme « mauvais payeurs » à t_1 ou t_2 . Ces entreprises présentent plusieurs similitudes avec les entreprises en forte difficulté financière du fait d'une rentabilité variable due le plus souvent à d'importants investissements. Cet élément a d'ailleurs attiré l'attention de certains chercheurs tels que Abdou et Pointon (2011), Garnsey et Heffernan (2005), Hutchinson et Mengersen (1989) et Hutchinson et Ray (1986). Afin d'améliorer les modèles de *scoring* et ultimement d'éviter les erreurs de classement, on doit étudier ces entreprises et tenter de mieux comprendre ce qui les distingue de celles qui seront réellement en faillite. Il peut être

difficile de maintenir sa rentabilité de façon constante en période de croissance, ce qui pourra altérer de façon ponctuelle les résultats financiers des entreprises (Steffens *et al.*, 2006; Teyssier *et al.*, 2012). Or, si l'information financière ne permet pas de différencier les deux types d'entreprises, peut-être que des variables qualitatives et/ou des variables quantitatives non financières pourraient permettre de mieux les identifier. Dans le cas des jeunes entreprises, notamment Dierkes *et al.* (2013) affirment que plus une entreprise est jeune, plus l'information qualitative afin d'évaluer son risque de crédit sera importante. Cet élément fera partie des pistes de recherches possibles qui seront exposées à la suite de la discussion.

Finalement, dans la dernière section du travail, certaines variables non financières permettant de caractériser le dynamisme des entreprises ont été étudiées afin de voir leurs effets sur les résultats financiers. Ce volet exploratoire constitue une contribution importante de notre recherche et ouvre la voie à des travaux futurs. Les conclusions qu'on peut en tirer sont résumées pour chacune des caractéristiques.

4.4.1 La croissance de l'activité

Sans faire un retour complet sur les éléments mentionnés lors de l'analyse de données, la croissance est l'une des caractéristiques les plus importantes parmi les quatre qui ont été étudiées. Lorsque la croissance est liée à des activités d'innovation et d'exportation, les conséquences sur les résultats financiers sont exacerbées. La majorité des PME de notre échantillon ayant subi des erreurs de classement sont en croissance. Ce résultat est conforme aux travaux de Riding, Orser, Spence et Belanger (2012) sur des données canadiennes, Xiang et Worthington (2015) sur des PME australiennes et Oliveira et Fortunato (2006) dans une recherche sur 7 400 PME portugaises, qui constatent que la croissance est un frein à l'accès au financement bancaire, ce qui peut ainsi réduire la capacité d'expansion des PME.

4.4.2 L'innovation

L'innovation est un vecteur de dynamisme chez les entreprises qui peut toutefois provoquer des fluctuations de leurs résultats financiers. Comme la caractéristique précédente, la majorité des PME ayant subi des erreurs de classement sont plus fortement engagées dans des activités d'innovation. Lee *et al.* (2015), Love et Roper (2015), Magri (2009) et Oliveira et Fortunato (2006) mettent aussi en perspective que les banques sont plus réticentes à octroyer des prêts aux PME innovantes étant donné que l'innovation est perçue comme un risque supérieur.

4.4.3 L'exportation

Nos résultats concernant l'exportation sont mitigés, les entreprises ayant des erreurs de type I exportent nettement plus que leur groupe comparatif alors que celles ayant des erreurs de type II exportent moins que le groupe témoin. Ces résultats non concluants reflètent aussi l'état de la littérature où certains auteurs montrent que les PME exportatrices ont des difficultés d'accès à du financement externe (Benkraiem et Miloudi, 2014) alors que d'autres affirment le contraire (Shaver, 2011) en montrant que l'exportation génère des liquidités chez les PME. De plus, le plus récent rapport d'Industrie Canada (2015) montre que les PME exportatrices ont davantage accès au financement bancaire que les PME non exportatrices, alors que le taux d'acceptation des demandes de financement est de 87,8 % pour les PME exportatrices, comparativement à 84,4 % pour les non exportatrices. Ces résultats sont conformes à ceux présentés récemment par la Commission Européenne (Commission Européenne, 2016).

Par ailleurs, notre échantillon a permis d'observer la même relation que Lu et Beamish (2006) à l'effet que certaines PME exportatrices ont vu leur marge bénéficiaire diminuer lorsque leurs exportations ont augmenté. Ce phénomène a été observé chez les trois PME ayant subi une erreur de type I et qui font le plus d'exportation. Cette relation

négative significative démontrée par ces chercheurs et observée dans notre échantillon pourrait s'expliquer par les coûts initiaux qui sont liés aux exportations occasionnant ainsi des charges supplémentaires à l'entreprise. Précisons qu'à l'inverse, les trois PME ayant subi une erreur de type II et qui exportent ont connu une augmentation de leur marge bénéficiaire malgré cette relation qui devrait être inverse, selon la littérature classique. En somme, selon nos résultats, l'exportation ne semble pas être un facteur discriminant.

Les contradictions dans les résultats présentés peuvent s'expliquer notamment par le degré d'expérience des entreprises dans les activités internationales, ce que nous ne pouvons étudier sur notre échantillon, cette variable étant absente de la base de données. Ils suggèrent toutefois d'éviter d'établir des liens directs entre taux d'exportation et instabilité financière sans prendre en considération le degré de maîtrise des opérations internationales que pourraient avoir les PME et qui influencent leur efficacité par des délais et des coûts qui ne sont pas parfaitement contrôlés.

4.4.4 La croissance de l'actif total

La croissance de l'actif total a un impact direct sur le résultat du « Score Z » étant donné que l'actif se trouve au dénominateur de quatre des cinq ratios le constituant. D'ailleurs, parmi nos résultats, une majorité d'entreprises, autant de l'échantillon des erreurs de type I que celles de type II, connaissent une croissance de leur actif. Ce résultat reflète le dynamisme de ces PME, mais aussi leur difficulté d'accéder à du financement lorsqu'elles investissent dans leur entreprise. Cette situation a d'ailleurs été démontrée à l'aide de tests statistiques par Hutchinson et Mengersen (1989); Hutchinson et Ray (1986); Teyssier *et al.* (2012), alors que Groleau (2011) explique qu'elle est en partie due à la pression qu'exercent les investissements sur les liquidités des PME.

L'analyse des données des 15 entreprises qui auraient pu connaître des erreurs de classement lors de l'évaluation de leur risque de crédit montre que leurs résultats

financiers sont sensibles à leur degré de dynamisme, que celui-ci soit mesuré individuellement par l'un des quatre critères identifiés ou par leur influence conjointe, comme l'ont montré plusieurs chercheurs dont Halilem *et al.* (2014), Julien *et al.* (2005), Magri (2009) et St-Pierre (2004). L'instabilité de leurs résultats financiers pourrait alors se répercuter par un accès plus contraint à du financement externe, pourtant nécessaire pour réaliser leurs projets de développement. L'ajout de données qualitatives aux données financières utilisées dans les modèles de *scoring* peut ainsi constituer une façon de réduire les limites de ces derniers pour les PME les plus dynamiques.

Certains pourraient toutefois contester cette conclusion en présentant des statistiques contraires appuyant l'utilisation du *scoring* qui permet de traiter un volume plus important de dossiers de financement en utilisant les modèles automatisés (Wang *et al.*, 2011). De plus, certains pourraient aussi, en lien avec cette critique, présenter d'autres statistiques sur l'amélioration de l'accès au financement des PME innovantes, de celles en croissance et de celles faisant de l'exportation (Institut de la statistique du Québec, 2017). Sans nier de quelconque façon ces différentes statistiques et études, notre recherche ne vise pas à écarter les modèles d'évaluation automatisés mais plutôt à les améliorer. Ces statistiques prouvent qu'il y a des améliorations et que la popularité grandissante des modèles de *scoring* depuis le début des années 1990 est bénéfique pour certaines entreprises (Abdou et Pointon, 2011). Cela dit, notre étude montre que les éventuelles erreurs de classification pourraient concerner les PME les plus dynamiques pour qui les données financières historiques sont peu révélatrices de leur rentabilité future. Ainsi, cet élément met en perspective ce que plusieurs chercheurs avancent (Aaron *et al.*, 2007; Benkraïem et Miloudi, 2014; Betbèze, 2014; Dhoub Ayadi, 2014), mais aussi ce qui préoccupe les instances gouvernementales (Industrie Canada, 2015) et privées (OCDE, 2006, 2010, 2012, 2013) par rapport aux difficultés d'accès au financement bancaire de certaines PME. Les PME ayant un profil dynamique pouvant être considéré comme atypique pourraient être stigmatisées par les modèles d'évaluation automatisés du risque de crédit actuellement utilisés (*scoring*). Or, les PME considérées comme de « bons

payeurs » ont un profil plus stable que celles ayant subi une erreur de classement, mettant en lumière la problématique énoncée et répondant ainsi à l'objectif de recherche.

En somme, des critères d'évaluation différents pour les entreprises dynamiques pourraient enrichir les modèles automatisés sans les remettre en question complètement.

CHAPITRE 5 – CONCLUSION, PISTES ET LIMITES

Le financement bancaire est la principale source de financement externe utilisée par les PME. Ce financement n'est toutefois pas facilement accessible, notamment pour des PME ayant des profils atypiques. Les outils ou modèles utilisés par les institutions bancaires pour évaluer le risque de crédit des entreprises notent sévèrement les PME qui présentent des résultats financiers instables que ceux-ci soient dus à une mauvaise gestion antérieure et susceptibles de refléter une éventuelle faillite, ou qu'ils reflètent simplement un important dynamisme et de fortes opportunités de croissance.

Ainsi, afin de faciliter l'accès au financement externe des PME et de répondre aux objectifs présentés par l'OCDE (2010, 2013), des changements doivent survenir au niveau de l'évaluation du risque de crédit des institutions bancaires. D'ailleurs, la présente recherche avait comme objectif d'étudier, comme plusieurs autres auteurs l'on fait (Ardic *et al.*, 2012; Beck et Demirguc-Kunt, 2006; Beck, Demirgüç-Kunt et Maksimovic, 2008; Benkraiem et Gurau, 2011; Betbèze, 2014; Carpentier et Suret, 2011; Lee et Drever, 2014; Lee *et al.*, 2015; Moro et Fink, 2013; Raju et Rajan, 2015; Udell, 2015), le processus de financement bancaire des PME et plus particulièrement les modèles d'évaluation automatisés du risque de crédit afin de mieux comprendre la problématique générale de l'écart entre l'offre et la demande de financement. Dans cette optique, la présente recherche s'est orientée sur l'information financière à la base de ces modèles mais surtout sur son instabilité et sa variabilité afin de questionner leur fiabilité.

Pour plusieurs raisons présentées en introduction et développées tout au long du présent travail, l'utilisation des mêmes modèles d'évaluation du risque de crédit pour les GE que pour tous les types de PME peut être problématique, principalement à cause de l'impossibilité d'appuyer le diagnostic sur certaines hypothèses de base de la finance (Benkraiem et Gurau, 2011; St-Pierre et Fadil, 2016). Nonobstant cet élément, on peut

aussi considérer leur hétérogénéité et leur instabilité parmi les caractères qui les distinguent des GE (Benkraiem et Gurau, 2011; Song, 2014).

Or, nos résultats de recherche ont mis en évidence l'instabilité notable des données financières d'une majorité de PME de notre échantillon. L'évolution des « Score Z » sur une période de trois ans a mis en évidence un changement de classement (« bons payeurs », « mauvais payeurs » ou indétermination) pour 89 PME de notre échantillon. De plus, sans seulement avoir changé de catégorie de classement, ce sont 121 entreprises qui, au cours de l'une des trois années analysées, n'auraient pas pu être évaluées automatiquement par un système de *scoring*, étant donné qu'elles se trouvaient dans la « zone grise ». L'analyse, autant des entreprises classées comme erreur de type II que celles de type I, met en perspective l'instabilité de leur information financière sur la période à l'étude. Cette première section permet donc de répondre à la question de recherche initiale en émettant des doutes raisonnables sur la possibilité que l'information financière qui est utilisée dans les modèles d'évaluation du risque de crédit ne soit pas toujours fiable pour certaines PME, faisant en sorte que les institutions bancaires commettent des erreurs.

Par ailleurs, la présente recherche a aussi permis d'étudier les erreurs de type I et celles de type II selon quatre variables faisant état du dynamisme d'une PME. Donc, cet élément met non seulement en évidence que certaines PME peuvent subir des erreurs de classement mais surtout que celles-ci sont, pour une majorité, des PME dynamiques.

Finalement, cette étude répond à la question de recherche initiale de même qu'à la demande de l'OCDE (2009, p. 13) d'étudier les systèmes d'évaluation automatisés pour mieux comprendre l'écart entre l'offre et la demande de financement. Par la même occasion, ceci met en évidence les contributions de la présente recherche alors que les résultats de la première partie viennent appuyer ce que plusieurs chercheurs ont précédemment démontré par rapport à l'instabilité et la difficulté de baser un diagnostic

strictement sur les données financières de certaines PME. Nous avons montré, à l'aide de nos résultats, qu'il est parfois possible que l'information financière ne reflète pas correctement la vulnérabilité réelle de l'entreprise. Ainsi, l'évaluation pourrait sans doute être enrichie en y intégrant des variables qualitatives permettant d'être complémentaires à l'évaluation strictement quantitative actuellement utilisée.

5.1 LES PISTES DE RECHERCHE

À notre connaissance, outre l'étude Abdou et Pointon (2011), très peu d'études depuis celles d'Hutchinson et Ray (1986) et Hutchinson et Mengersen (1989) ont porté attention aux PME en croissance ayant un profil financier qui peut se rapprocher de celui des entreprises en faillite, mettant ainsi en évidence une première piste de recherche. Les quatre caractéristiques ciblées faisant état du dynamisme et de l'instabilité financière des PME de notre échantillon pourraient être étudiées plus en détails de façon à mieux comprendre leur influence sur les données financières et ultimement réussir à les intégrer dans un modèle d'évaluation de leur risque de crédit. Des études qualitatives par entretien auprès des dirigeants de ces PME devraient être réalisées afin d'identifier des critères objectifs qui puissent être par la suite intégrés aux modèles d'évaluation du risque de crédit.

De plus, il serait pertinent d'analyser de quelle façon les PME en croissance se sont financées dans le cadre de recherches futures. Ce sujet de recherche permettrait de mieux comprendre si les PME en croissance ont réussi à trouver le financement nécessaire pour soutenir leur croissance ou si elles ont tout simplement dû contraindre leur croissance étant donné le manque de financement. De tels résultats permettraient d'ajouter des arguments à une problématique de recherche exprimée depuis de nombreuses années et pour laquelle aucune solution satisfaisante ne semble avoir été développée.

5.2 LES LIMITES

La principale limite à la présente recherche est l'impossibilité d'avoir accès au réel modèle de *scoring* des institutions bancaires. L'utilisation d'un modèle reconnu et appuyé par la littérature est une solution de remplacement; toutefois son utilisation reste tout de même une limite importante rendant les résultats impossibles à appliquer directement. Une seconde limite importante à la présente recherche est la petite taille de l'échantillon des erreurs de classement. Évidemment, avec un échantillon de 221 entreprises et seulement 15 erreurs de type I et II réunies, il est impossible de généraliser les résultats à une population entière. Finalement, notons aussi que l'étude comporte strictement des PME manufacturières et donc, les résultats ne peuvent être transposés à d'autres domaines d'activités.

BIBLIOGRAPHIE

- Aaron, M., Armstrong, J. et Zelmer, M. (2007). La gestion des risques dans les banques canadiennes : un survol de la question. *Revue du système financier*, Banque du Canada, 39-48.
- Abanis, T., Arthur, S., Burani, A. et Eliabu, B. (2013). Financial management practices in small and medium enterprises in selected districts in Western Uganda. *Financial Management*, 4(2), 29-42.
- ABC – Association des banquiers canadiens (2012). Bank lending to business: Background. *Canadian Bankers Association*. Tiré de <http://www.cba.ca/fr/media-room/50-backgrounders-on-banking-issues/128-business-credit-availability>.
- Abdelmoula, A.K. (2015). Bank credit risk analysis with k-nearest-neighbor classifier: Case of Tunisian banks. *Journal of Accounting and Management Information Systems*, 14(1), 79-106.
- Abdou, H.A. (2009). An evaluation of alternative scoring models in private banking. *The Journal of Risk Finance*, 10(1), 38-53. <http://dx.doi.org/10.1108/15265940910924481>.
- Abdou, H.A. et Pointon, J. (2011). Credit scoring statistical technical techniques and evaluation criteria: A review of literature. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 18(2-3), 59-88. <http://dx.doi.org/10.1002/isaf.325>.
- Abe, M., Troilo, M. et Batsaikhan, O. (2015). Financing small and medium enterprises in Asia and the Pacific. *Journal of Entrepreneurship and Public Policy*, 4(1), 2-32. <http://dx.doi.org/doi:10.1108/JEPP-07-2012-0036>.
- Achtenhagen, L., Naldi, L. et Melin, L. (2010). "Business growth" – Do practitioners and scholars really talk about the same thing? *Entrepreneurship Theory and Practice*, 34(2), 289-316.
- Alexandre, H. et Buisson-Stéphan, H. (2014). L'impact de la crise de 2008 sur le rationnement du crédit des PME françaises. *Revue internationale PME*, 27(2), 95-113. <http://dx.doi.org/10.7202/1026069ar>.

- Allen, L., DeLong, G. et Saunders, A. (2004). Issues in the credit risk modeling of retail markets. *Journal of Banking & Finance*, 28(4), 727-752. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2003.10.004>.
- Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E.I. (1984). The success of business failure prediction models. *Journal of Banking & Finance*, 8(2), 171-198. [http://dx.doi.org/10.1016/0378-4266\(84\)90003-7](http://dx.doi.org/10.1016/0378-4266(84)90003-7).
- Altman, E.I. (2000). *Predicting financial distress of companies: Revisiting the Z-score and ZETA models*. Stern School of Business, New York University, 9-12.
- Altman, E.I. (2002). Revisiting credit scoring models in a Basel 2 environment. Tiré de <https://pdfs.semanticscholar.org/9899/c671599ca41a1310d9b5e0ed5a3953c930f0.pdf>.
- Altman, E.I., Haldeman, R.G. et Narayanan, P. (1977). ZETATM analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 29-54. [http://dx.doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](http://dx.doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6).
- Altman, E.I. et Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US Market. *Abacus*, 43(3), 332-357. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x>.
- Altman, E.I., Sabato, G. et Wilson, N. (2010). The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management. *The Journal of Credit Risk*, 6(2), 95-127.
- Anderson, R. (2007). *The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation*. Oxford University Press.
- Ang, J.S. (1991). Small business uniqueness and the theory of financial management. *The Journal of Entrepreneurial Finance*, 1(1), 11-13.
- Angelini, E., di Tollo, G. et Roli, A. (2008). A neural network approach for credit risk evaluation. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 48(4), 733-755. <http://dx.doi.org/10.1016/j.qref.2007.04.001>.

- Ardic, O.P., Mylenko, N. et Saltane, V. (2012). Access to finance by small and medium enterprises: A cross-country analysis with a new data set. *Pacific Economic Review*, 17(4), 491-513. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1468-0106.2012.00596.x>.
- Argenti, J. (1976). Corporate planning and corporate collapse. *Long Range Planning*, 9(6), 12-17.
- Armstrong, J. et Caldwell, G. (2008). Les banques et le risque de liquidité: tendances et leçons tirées des récentes perturbations. *Revue du système financier*, Banque du Canada, 55-60.
- Asli, M.H. (2012). Open innovation: quels enjeux pour le secteur bancaire? *Innovations*, 39(3), 27-48.
- Barbulescu, M., Hagi, A. et Baldan, C. (2015). Contingencies for measurement of the credit risk. *Scientific Bulletin-Economic Sciences*, 14(3), 60-65.
- Basel Committee (1997). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*. Basel Committee on Banking Supervision.
- Basel Committee (2000). *Principles for the Management of Credit Risk*. Basel Committee on Banking Supervision.
- Basel Committee (2004). *The New Basel Capital Accord*. Bank for International Settlements, Suisse.
- Basel Committee (2010). *Basel III: A Global Regulatory Framework for More Resilient Banks and Banking Systems*. Basel Committee on Banking Supervision.
- Banque du Canada – BDC (2011). Les PME d'un coup d'œil. Tiré de <https://www.bdc.ca/FR/Documents/other/PME-coup-d-oeil-ete2011.pdf>.
- Beaver, W.H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4(1), 71-111.
- Beck, T. et Demirguc-Kunt, A. (2006). Small and medium-size enterprises: Access to finance as a growth constraint. *Journal of Banking & Finance*, 30(11), 2931-2943. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2006.05.009>.
- Beck, T., Demirgüç-Kunt, A., Laeven, L. et Maksimovic, V. (2006). The determinants of financing obstacles. *Journal of International Money and Finance*, 25(6), 932-952.

- Beck, T., Demirgüç-Kunt, A. et Maksimovic, V. (2008). Financing patterns around the world: Are small firms different? *Journal of Financial Economics*, 89(3), 467-487. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfineco.2007.10.005>.
- Beck, T., Demirgüç-Kunt, A. et Martinez Peria, M.S. (2009). Bank financing for SMEs around the world: Drivers, obstacles, business models, and lending practices. *World Bank Policy Research Working Paper Series*, (26).
- Ben Amor, S., Khoury, N. et Savor, M. (2009). Modèle prévisionnel de la défaillance financière des PME québécoises emprunteuses. *Journal of Small Business & Entrepreneurship*, 22(4), 517-534.
- Ben Ayed, W.H. et Zouari, S.G. (2014). Contraintes financières et innovation dans les PME : une étude économétrique dans le contexte tunisien. *Revue internationale PME*, 27(2), 63-94. <http://dx.doi.org/10.7202/1026068ar>.
- Benkraiem, R. et Gurau, C. (2011). SME reliance on bank debt in France. *Bankers, Markets & Investors*, 1111, 17-26.
- Benkraiem, R. et Miloudi, A. (2014). L'internationalisation des PME affecte-t-elle l'accès au financement bancaire? *Management International*, 18(2), 70-79.
- Berger, A.N., Cowan, A.M. et Frame, W.S. (2011). The surprising use of credit scoring in small business lending by community banks and the attendant effects on credit availability, risk, and profitability. *Journal of Financial Services Research*, 39(1), 1-17. <http://dx.doi.org/10.1007/s10693-010-0088-1>.
- Berger, A.N. et Udell, G.F. (2002). Small business credit availability and relationship lending: The importance of bank organisational structure. *The Economic Journal*, 112(477).
- Bernard, A.B., Eaton, J., Jensen, J.B. et Kortum, S. (2003). Plants and productivity in international trade. *The American Economic Review*, 93(4), 1268-1290.
- Betbèze, J.-P. (2014). Financer les PME en France : Encore un « papier »! *Revue d'économie financière*, 2014/2(114), 31-38.

- Blazy, R. et Weill, L. (2013). Why do banks ask for collateral in SME lending? *Applied Financial Economics*, 23(13), 1109-1122. <http://dx.doi.org/10.1080/09603107.2013.795272>.
- Boot, A.W.A. (2000). Relationship banking: What do we know? *Journal of Financial Intermediation*, 9(1), 7-25.
- Boot, A.W.A., Thakor, A.V. et Udell, G.F. (1991). Secured lending and default risk: Equilibrium analysis, policy implications and empirical results. *The Economic Journal*, 101(406), 458-472.
- Bousslama, G. et Nekhili, M. (2007). Restructurations bancaires, changements organisationnels et relation Banque-PME. *La Revue des sciences de gestion*, 228(6), 85-91. <http://dx.doi.org/10.3917/rsg.228.0085>.
- Brancati, E. (2015). Innovation financing and the role of relationship lending for SMEs. *Small Business Economics*, 44(2), 449-473.
- Burchi, A. et Pierri, F. (2015). *Survival Models for Credit Risk Estimation in the context of SME*. Working Papers, 18, Department of Economics, University of Perugia.
- Carpentier, C. et Suret, J.-M. (2011). Le coût du capital entrepreneurial. *Revue internationale PME*, 24(3-4), 103-136.
- Chavis, L.W., Klapper, L.F. et Love, I. (2011). The impact of the business environment on young firm financing. *The World Bank Economic Review*, 25(3), 486-507.
- Chebil, A. et Levy-Tadjine, T. (2009). *Décision d'octroi de crédit bancaire aux PME et diversité des critères d'évaluation par le banquier*. Tiré de <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00847575>.
- Chouinard, É. et Paulin, G. (2014). La mise en œuvre de Bâle III : vers un secteur bancaire plus sûr. *Revue du système financier*, 61-68.
- Ciampi, F. et Gordini, N. (2009). Default prediction modeling for small enterprises: Evidence from small manufacturing firms in Northern and Central Italy. *Oxford Journal*, 8(1), 13-29.

- Cole, R.A. (2013). What do we know about the capital structure of privately held US firms? Evidence from the surveys of small business finance. *Financial Management*, 42(4), 777-813. <http://dx.doi.org/10.1111/fima.12015>.
- Comité de Bâle sur le contrôle bancaire (2003). Nouvel accord de Bâle sur les fonds propres. Banque des règlements internationaux. <https://www.bis.org/bcbs/cp3fullfr.pdf>
- Commissariat à la protection de la vie privée du Canada (2002). *Bank Refuses Customer Access to Internal Credit Score*. Tiré de <https://www.priv.gc.ca/en/opc-actions-and-decisions/investigations/investigations-into-businesses/2002/pipeda-2002-063/>.
- Commission Européenne (2016). *SAFE Report 2016*. Commission Européenne.
- Crook, J.N., Edelman, D.B. et Thomas, L.C. (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment. *European Journal of Operational Research*, 183(3), 1447-1465. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2006.09.100>.
- Danenas, P., Garsva, G. et Gudas, S. (2011). Credit risk evaluation model development using support vector based classifiers. *Procedia Computer Science*, 4, 1699-1707. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2011.04.184>.
- De Andrés, J., Lorca, P., de Cos Juez, F.J. et Sánchez-Lasheras, F. (2011). Bankruptcy forecasting: A hybrid approach using Fuzzy c-means clustering and multivariate adaptive regression splines (MARS). *Expert Systems with Applications*, 38(3), 1866-1875.
- Dhouib Ayadi, F. (2014). L'impact du risque de crédit et d'asymétrie informationnelle sur la décision bancaire. *La Revue des sciences de gestion*, 267-268(3-4), 115-122. <http://dx.doi.org/10.3917/rsg.267.0115>.
- Dierkes, M., Erner, C., Langer, T. et Norden, L. (2013). Business credit information sharing and default risk of private firms. *Journal of Banking & Finance*, 37(8), 2867-2878. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.03.018>.
- Dietsch, M. et Mahieux, X. (2014). Comprendre le déficit de financement des PME pour stimuler leur croissance. *Revue d'économie financière*, 114(2), 17-30. <http://dx.doi.org/10.3917/ecofi.114.0017>.

- Dobbs, M. et Hamilton, R. (2007). Small business growth: Recent evidence and new directions. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, 13(5), 296-322.
- Fisher, R.A. (1937). *The Design of Experiments*. Oliver and Boyd. Édinbourg, Londres.
- Gadhoun, Y., Gueyié, J.-P. et Mohamed Karim, S. (2007). La décision de crédit : procédure et comparaison de la performance de quatre modèles de prévision d'insolvabilité. *La Revue des sciences de gestion : direction et gestion*, 42(224/225), 177-183.
- Gadioux, S.-E. (2010). Qu'est-ce qu'une banque responsable? Repères théoriques, pratiques et perspectives. *Management & Avenir*, 38(8), 33-51. <http://dx.doi.org/10.3917/mav.038.0033>.
- Garnsey, E. et Heffernan, P. (2005). Growth setbacks in new firms. *Futures*, 37(7), 675-697.
- Gauthier, B.T. (2009). Recherche sociale : de la problématique à la collecte des données. 5^e éd., Québec, Presses de l'Université du Québec.
- Gliz, A. et Touati-Tliba, M. (2012). Estimation du risque de crédit et qualité de l'information comptable en Algérie. *Les Cahiers du Cread*, (98-99), 5-29.
- Golovko, E. et Valentini, G. (2011). Exploring the complementarity between innovation and export for SMEs' growth. *Journal of International Business Studies*, 42(3), 362-380. <http://dx.doi.org/10.1057/jibs.2011.2>.
- Groleau, Y. (2011). Une mesure de liquidité pour les PME en croissance. *Revue internationale PME*, 24(3-4), 49-77.
- Groleau, Y. (2012). *Mesure de la liquidité et autofinancement des PME en croissance*. Disponible chez ProQuest Dissertations & Theses Full Text.
- Gueguen, G., Janssen, F. et Giacomini, O. (2015). Persistance dans le temps des déterminants de la croissance des PME. *Revue internationale PME*, 28(3-4), 103-137.
- Guizani, A. (2014). *Traitement des dossiers refusés dans le processus d'octroi de crédit aux particuliers*. Disponible chez ProQuest Dissertations & Theses Full Text.

- Halilem, N., Amara, N. et Landry, R. (2014). Exploring the relationships between innovation and internationalization of small and medium-sized enterprises: A nonrecursive structural equation model. *Revue canadienne des sciences de l'administration*, 31(1), 18-34. <http://dx.doi.org/10.1002/cjas.1272>.
- Hernández-Cánovas, G. et Martínez-Solano, P. (2010). Relationship lending and SME financing in the continental European bank-based system. *Small Business Economics*, 34(4), 465-482. <http://dx.doi.org/10.1007/s11187-008-9129-7>.
- Hines, M.A., Ang, J.S. et Patel, K.A. (1975). Bond rating methods: Comparison and validation. *The Journal of Finance*, 30(2), 631-640.
- Hu, Y.-C. (2008). Incorporating a non-additive decision making method into multi-layer neural networks and its application to financial distress analysis. *Knowledge-Based Systems*, 21(5), 383-390. <http://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2008.02.002>.
- Hutchinson, P. et Mengersen, K. (1989). *The Financial Profile of Growth Small Firms*. Bond University, University of New England, Armidale, New South Wales.
- Hutchinson, P.J. et Mengersen, K. (1993). The financial characteristics of dynamic small enterprises: Predicting success and failure. *Journal of Enterprising Culture*, 1(02), 183-202.
- Hutchinson, P. et Ray, G. (1986). Surviving the financial stress of small enterprise growth. In J. Curran, J. Stanworth et D. Watkins (dir.), *The Survival of the Small Firm: The Economics of Survival and Entrepreneurship*, 53-71.
- Iazzolino, G., Migliano, G. et Gregorace, E. (2013). Evaluating intellectual capital for supporting credit risk assessment: An empirical study. *Investment Management and Financial Innovations*, 10(2), 44-54.
- Industrie Canada (2010). *Profil de croissance des entreprises canadiennes – Janvier 2010*. Principales statistiques relatives aux petites entreprises, Édition spéciale, 35 p.
- Industrie Canada (2015). *Résumé de l'enquête sur le financement et la croissance des petites et moyennes entreprises, 2014*. Gouvernement du Canada, 4 p.
- Industrie Canada (2017). *Glossaire de la Loi canadienne pour les sociétés par actions*. Gouvernement du Canada.

- Institut de la statistique du Québec (2017). *Le financement et la croissance des petites et moyennes entreprises au Québec en 2014*. Rapport d'enquête, Science, technologie et innovation, 148 p.
- Ismaïel, L. (2008). Les ratings (S&P et Moody's) de banques sont-ils cohérents avec les probabilités de défaillance bancaire dans les pays émergents? *Communication présentée aux Cinquièmes doctoriales de Macrofi Séminaire diversité des systèmes financiers et croissance*.
- Jacobson, T., Lindé, J. et Roszbach, K. (2005). Credit risk versus capital requirements under Basel II: Are SME loans and retail credit really different? *Journal of Financial Services Research*, 28(1-3), 43-75.
- Jensen, M.C. et Meckling, W.H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 305-360.
- Julien, P.-A., Abdul-Nour, G., Bigras, Y., Blili, S., Carrier, C., Deshaie, L. et St-Pierre, J. (2005). Les PME : bilan et perspectives. 3^e éd., Trois-Rivières, Presses interuniversitaires, Economica.
- Julien, P.-A., St-Jean, É. et Audet, J. (2006). Les facteurs influençant la croissance des PME à forte croissance. *Communication présentée au 23^e Colloque annuel du Conseil canadien des PME et de l'entrepreneuriat*, Trois-Rivières.
- Keasey, K. et Watson, R. (1987). Non-financial symptoms and the prediction of small company failure. *Journal of Business Finance & Accounting*, 14(3), 335-354.
- Keasey, K. et Watson, R. (1988). The non-submission of accounts and small company financial. *Accounting and Business Research*, 19(73), 47-54.
- Kiisel, T. (2013). *The Five 'C's of Small Business Lending*. Forbes, Entrepreneurs.
- Kumar, U., Galar, D., Parida, A., Stenström, C. et Berges, L. (2013). Maintenance performance metrics: A state-of-the-art review. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 19(3), 233-277. <http://dx.doi.org/10.1108/JQME-05-2013-0029>.
- Lambert, R.A., Leuz, C. et Verrecchia, R.E. (2012). Information asymmetry, information precision, and the cost of capital. *Review of Finance*, 16(1), 1-29. <http://dx.doi.org/10.1093/rof/rfr014>.

- Lazarus, J. (2012). Prévoir la défaillance de crédit : l'ambition du *credit scoring*. *Raisons politiques*, 48(4), 103-118. <http://dx.doi.org/10.3917/rai.048.0103>.
- Lee, T.-S. et Chen, I.F. (2005). A two-stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 743-752. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2004.12.031>.
- Lee, N. et Drever, E. (2014). Do SMEs in deprived areas find it harder to access finance? Evidence from the UK Small Business Survey. *Entrepreneurship & Regional Development*, 26(3/4), 337-356. <http://dx.doi.org/10.1080/08985626.2014.911966>.
- Lee, N., Sameen, H. et Cowling, M. (2015). Access to finance for innovative SMEs since the financial crisis. *Research Policy*, 44(2), 370-380. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2014.09.008>.
- Lefilleur, J. (2009). Financer les PME dans un contexte de forte asymétrie d'information. *Revue Proparco*, (1), 14-16.
- Liao, H.-H., Chen, T.-K. et Lu, C.-W. (2009). Bank credit risk and structural credit models: Agency and information asymmetry perspectives. *Journal of Banking & Finance*, 33(8), 1520-1530. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.02.016>.
- Löffler, G. (2007). The complementary nature of ratings and market-based measures of default risk. *The Journal of Fixed Income*, 17(1), 38-47.
- Love, J.H. et Roper, S. (2015). SME innovation, exporting and growth: A review of existing evidence. *International Small Business Journal*, 33(1), 28-48.
- Love, J.H., Roper, S. et Zhou, Y. (2016). Experience, age and exporting performance in UK SMEs. *International Business Review*, 25(4), 806-819. <https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2015.10.001>.
- Lu, J.W. et Beamish, P.W. (2006). SME internationalization and performance: Growth vs. profitability. *Journal of International Entrepreneurship*, 4(1), 27-48. <http://dx.doi.org/10.1007/s10843-006-8000-7>.
- Magri, S. (2009). The financing of small innovative firms: The Italian case. *Economics of Innovation and New Technology*, 18(2), 181-204.

- Makini, P.A. (2015). *Validity of Altman's Z-score model in predicting financial distress of listed companies at the Nairobi securities exchange*. Mémoire de maîtrise. Disponible chez ProQuest Dissertations & Theses Full Text.
- Maque, I. et Godowski, C. (2009). L'intégration de la dimension qualitative dans l'évaluation du risque crédit des PME. *Revue française de gestion*, 191(1), 109-122. <http://dx.doi.org/10.3917/rfg.191.0109>.
- Mason, C. (2010). Entrepreneurial finance in a regional economy. *Venture Capital*, 12(3), 167-172. <http://dx.doi.org/10.1080/13691066.2010.507033>.
- Moody's Investors Service (2002). *Bank Liquidity: Canadian Bank Case Study*. New York.
- Moro, A. et Fink, M. (2013). Loan managers' trust and credit access for SMEs. *Journal of Banking & Finance*, 37(3), 927-936. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2012.10.023>.
- Mvula Chijoriga, M. (2011). Application of multiple discriminant analysis (MDA) as a credit scoring and risk assessment model. *International Journal of Emerging Markets*, 6(2), 132-147. <http://dx.doi.org/10.1108/17468801111119498>.
- Naresh Kumar, M. et Sree Hari Rao, V. (2015). A new methodology for estimating internal credit risk and bankruptcy prediction under Basel II regime. *Computational Economics*, 46(1), 83-102. <http://dx.doi.org/10.1007/s10614-014-9452-9>.
- Odders-White, E.R. et Ready, M.J. (2006). Credit ratings and stock liquidity. *The Review of Financial Studies*, 19(1), 119-157.
- Okan Veli, S. (2007). Credit risk assesment for the banking sector of northern Cyprus. *Banks and Bank Systems*, 2(1), 21-31.
- Oliveira, B. et Fortunato, A. (2006). Firm growth and liquidity constraints: A dynamic analysis. *Small Business Economics*, 27(2/3), 139-156. <http://dx.doi.org/10.1007/s11187-006-0006-y>.
- Organisation de coopération et de développement économiques – OCDE (2006). *The SME Financing Gap: Theory and Evidence*. OCDE, 11(2).

- Organisation de coopération et de développement économiques – OCDE (2009). *L'impact de la crise mondiale sur le financement des PME et de l'entrepreneuriat et les réponses en termes d'action des pouvoirs publics*. OCDE.
- Organisation de coopération et de développement économiques – OCDE (2010). *High-Growth Enterprises, What Governments Can Do to Make a Difference*. OCDE.
- Organisation de coopération et de développement économiques – OCDE (2012). *Le financement des PME et des entrepreneurs 2012 : tableau de bord de l'OCDE*. OCDE, Paris.
- Organisation de coopération et de développement économiques – OCDE (2013). *Financer les petites entreprises, une des clés de la reprise économique*. Tiré de <http://www.oecd.org/fr/cfe/pme/financer-les-petites-entreprises-une-des-cles-de-la-reprise-economique.htm>.
- Organisation de coopération et de développement économiques – OCDE (2014). *Le financement des PME et des entrepreneurs 2014 : tableau de bord de l'OCDE*. OCDE, Paris.
- Organisation de coopération et de développement économiques – OCDE (2017). *Le financement des PME et des entrepreneurs 2017 : tableau de bord de l'OCDE*. OCDE, Paris.
- Parida, A., Kumar, U., Galar, D. et Stenström, C. (2015). Performance measurement and management for maintenance: A literature review. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 21(1), 2-33.
- Pervan, I. et Kuvsek, T. (2013). The relative importance of financial ratios and nonfinancial variables in predicting of insolvency. *Croatian Operational Research Review*, 4(1), 187-197.
- Petersen, M.A. et Rajan, R.G. (1994). The benefits of lending relationships: Evidence from small business data. *The Journal of Finance*, 49(1), 3-37.
- Phung, T.A. (2010). *Le rationnement du crédit des PME : le cas du Vietnam*. Disponible chez ProQuest Dissertations & Theses Full Text.

- Pierandrei, L. (2015). *Risk management : gestion des risques en entreprise, banque et assurance*. Paris, Dunod.
- Pollin, J.-P. et Jacquet, P. (2008). Systèmes financiers et croissance. *Communication présentée aux Cinquièmes doctoriales de macrofi et séminaire diversité des systèmes financiers et croissance*.
- Psillaki, M. (1995). Rationnement du crédit et PME : une tentative de mise en relation. *Revue internationale PME*, 8(3-4), 67-90. <http://dx.doi.org/10.7202/1008359ar>.
- Raju, D. et Rajan, A.T. (2015). SME firm performance and access to export markets: The role of institutional credit. *South Asian Journal of Management*, 22(2), 99-118.
- Raymond, L. et St-Pierre, J. (2004). Customer dependency in manufacturing SMEs: Implications for R-D and performance. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 11(1), 23-33. <http://dx.doi.org/doi:10.1108/14626000410519074>.
- Riding, A., Orser, B.J., Spence, M. et Belanger, B. (2012). Financing new venture exporters. *Small Business Economics*, 38(2), 147-163.
- Roggi, O. et Giannozzi, A. (2013). SME rating: Risk globally, measure locally. In O. Roggi et E.I. Altman (dir.), *Managing and Measuring Risk*, World Scientific Publishing, 281-305.
- Sharpe, S.A. (1990). Asymmetric information, bank lending and implicit contracts: A stylized model of customer relationships. *The Journal of Finance*, 45(4), 1069-1087. <http://dx.doi.org/10.2307/2328715>.
- Shaver, J.M. (2011). The benefits of geographic sales diversification: How exporting facilitates capital investment. *Strategic Management Journal*, 32(10), 1046-1060. <http://dx.doi.org/10.1002/smj.924>.
- Singh, S., Darwish, T.K. et Potočnik, K. (2016). Measuring organizational performance: A case for subjective measures. *British Journal of Management*, 27(1), 214-224.
- Song, M. (2014). *Programme de financement des petites entreprises du Canada : une analyse d'impact économique actualisée et approfondie*. Direction générale de la petite entreprise, Industrie Canada.

- Statistiques Canada (2016). *Principales statistiques relatives aux petites entreprises*. Gouvernement du Canada.
- Steffens, P., Davidsson, P. et Fitzsimmons, J. (2006). The performance of young firms: Patterns of evolution in the growth-Profitability space. *In Academy of Management Proceedings*.
- Steijvers, T., Voordeckers, W. et Vanhoof, K. (2010). Collateral, relationship lending and family firms. *Small Business Economics*, 34(3), 243-259. <http://dx.doi.org/10.1007/s11187-008-9124-z>.
- St-Pierre, J. (1999). *Gestion financière des PME. Théories et pratiques*. Québec, Presses de l'Université du Québec.
- St-Pierre, J. (2004). *La gestion du risque. Comment améliorer le financement des PME et faciliter leur développement*. Québec, Presses de l'Université du Québec.
- St-Pierre, J. (2018). *Gestion financière des PME. Théories et pratiques*. 2^e édition, Québec, Presses de l'Université du Québec.
- St-Pierre, J. et Bahri, M. (2011). The determinants of risk premium: The case of bank lines credit granted to SME's. *Journal of Developmental Entrepreneurship*, 16(4), 459-476.
- St-Pierre, J. et Delisle, S. (2006). An expert diagnosis system for the benchmarking of SMEs' performance. *Benchmarking: An International Journal*, 13(4-6), 106-119.
- St-Pierre, J. et Fadil, N. (2016). Finance entrepreneuriale et réalité des PME : une enquête internationale sur les connaissances et les pratiques académiques des chercheurs. *Management International*, 20(2), 52-68.
- Sullivan, A. (1981). Consumer Finance. In E.I. Altman (dir.), *Financial Handbook*, New York, John Wiley & Sons.
- Sun, J. et Li, H. (2009). Financial distress early warning based on group decision making. *Computers & Operations Research*, 36(3), 885-906. <http://dx.doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2007.11.005>.

- Teyssier, C., Courault, J. et Perez, M. (2012). L'hyper-croissance dans la PME : de l'hyper performance à l'hyper fragilité. *Communication présentée à la 1^{ère} Journée du financement de la PME/TPE*, Valenciennes, France.
- Torrès, O. (2011). Proxémies financières des PME. Les effets collatéraux de la financiarisation des banques. *Revue française de gestion*, 213(4), 189-204.
- Udell, G.F. (2015). Issues in SME access to finance. *European Economy*, 1(2), 61-74.
- Van Caneghem, T. et Van Campenhout, G. (2012). Quantity and quality of information and SME financial structure. *Small Business Economics*, 39(2), 341-358. <http://dx.doi.org/10.1007/s11187-010-9306-3>.
- Vander Bauwhede, H., De Meyere, M. et Van Cauwenberge, P. (2015). Financial reporting quality and the cost of debt of SMEs. *Small Business Economics*, 45(1), 149-164. <http://dx.doi.org/10.1007/s11187-015-9645-1>.
- Vij, S. et Bedi, H.S. (2016). Are subjective business performance measures justified? *International Journal of Productivity and Performance Management*, 65(5), 603-621. <http://dx.doi.org/doi:10.1108/IJPPM-12-2014-0196>.
- Vishnani, S. et Shah, B.K. (2007). Impact of working capital management policies on corporate performance – An empirical study. *Global Business Review*, 8(2), 267-281.
- Wallace, W.A. (2004). The economic role of the audit in free and regulated markets: A look back and a look forward. *Research in Accounting Regulation*, 17, 267-298. [http://dx.doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/S1052-0457\(04\)17012-4](http://dx.doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/S1052-0457(04)17012-4).
- Wang, G., Hao, J., Ma, J. et Jiang, H. (2011). A comparative assessment of ensemble learning for credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 38(1), 223-230. <http://dx.doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2010.06.048>.
- Wrobel, M.G. (2011). Financer la croissance. *Communication présentée au Comité sénatorial permanent des banques et du commerce*. [http://www.cba.ca/Assets/CBA/Files/Article Category/PDF/pre_20111130_sme_fr.pdf](http://www.cba.ca/Assets/CBA/Files/Article%20Category/PDF/pre_20111130_sme_fr.pdf).

- Xiang, D. et Worthington, A. (2015). Finance-seeking behaviour and outcomes for small- and medium-sized enterprises. *International Journal of Managerial Finance*, 11(4), 513-530. <http://dx.doi.org/doi:10.1108/IJMF-01-2013-0005>.
- Yim, J. et Mitchell, H. (2005). Comparison of country risk models: Hybrid neural networks, logit models, discriminant analysis and cluster techniques. *Expert Systems with Applications*, 28(1), 137-148. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2004.08.005>.
- Yoshino, N., Taghizadeh Hesary, F., Charoensivakorn, P. et Niraula, B. (2015). *SME Credit Risk Analysis Using Bank Lending Data: An Analysis of Thai SMEs*. ADBI working paper.
- Yu, L., Wang, S. et Lai, K.K. (2009). An intelligent-agent-based fuzzy group decision Making model for financial multicriteria decision support: The case of credit scoring. *European Journal of Operational Research*, 195(3), 942-959. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2007.11.025>.

ANNEXE

Tableau A1. L'évolution des « Scores Z » (erreur type I et II)

Type d'erreur	Erreur (t ₁)	Zone grise (t ₁)	*Constance t ₀ et t ₁	Erreur (t ₂)	Zone grise (t ₂)	Erreur t ₁ et t ₂	*Constance t ₂ et t ₁	*Constance t ₂ et t ₀
I			✓	✓				
I			✓	✓				
I		✓		✓				
I		✓		✓				
I		✓		✓				
I	✓				✓			
I		✓		✓				
II			✓	✓				
II		✓		✓				
II		✓		✓				
II	✓				✓			
II	✓				✓			
II	✓				✓			
II	✓				✓			
II	✓			✓		✓	✓	

* Constance : même classement pour n_x que pour n_y.

Tableau A2. Les exportations excluant les PME les plus jeunes (cinq ans et moins)

	Erreur de type II	Bon payeur à t ₀
Pourcentage des ventes hors Canada	22,00 %	23,33 %

Tableau A3. Classement par rang centile

	Rang centile (R ₁₀₀)	Rythme de croissance	Innovation	Exportation	Croissance des actifs totaux	Q4* ¹	Q4* ²	Q4* ³
Erreur de type II	AC120913	C ₉₈	C ₈₇	C ₆₇	C ₉₁	✓	✓	✓
	GR000662	C ₈₅	C ₈₆	C ₅₁	C ₉₀	✓	✓	✓
	AC120923	C ₉₉	C ₉₆	C ₁₁	C ₉₃	✓	✓	✓
	LA200038	C ₉₉	C ₈₉	C ₁₁	C ₈₆	✓	✓	✓
	MA120736	C ₉₅	C ₈₇	C ₁₁	C ₆₂		✓	✓
	GR000805	C ₁	C ₁₄	C ₆₀	C ₁			
SO001064	C ₇₁	C ₁₄	C ₆₆	C ₃₂				
Erreur de type I	FS000793	C ₆₉	C ₉₁	C ₂₉	C ₉₃		✓	✓
	GR000567	C ₇₇	C ₅₅	C ₄₇	C ₉₉		✓	✓
	GR000201	C ₆₁	C ₉₃	C ₈₀	C ₉₁	✓	✓	✓
	CN120756	C ₃₉	C ₇₉	C ₉₁	C ₃₆			
	GR001089	C ₈₇	C ₉₉	C ₉₉	C ₉₆	✓	✓	✓
	GR001005	C ₅₂	C ₁₄	C ₅₅	C ₆₄		✓	✓
RC000882	C ₈₂	C ₇₆	C ₄₇	C ₈₆	✓	✓	✓	

*1 Majorité, soit un minimum de trois caractéristiques sur quatre sont dans le 4^e quartile (Q4). Donc, on trouve au moins trois caractéristiques sur quatre qui sont dans les 25 % des résultats les plus élevés.

*2 Un minimum de deux caractéristiques sur quatre est dans le 4^e quartile (Q4). Donc, on trouve au moins deux caractéristiques sur quatre qui sont dans les 25 % des résultats les plus élevés.

*3 Majorité, soit un minimum de trois caractéristiques sur quatre sont dans le 3^e quartile (Q3). Donc, ils sont au minimum dans les 50 % des résultats les plus élevés.