

HEC MONTRÉAL

Apport des flux de trésorerie en prévision de faillite corporative

par

Nidhal Gharsellaoui

Sciences de la décision

Ingénierie financière

Mémoire présenté en vue de l'obtention

du grade de la maîtrise ès sciences

(M. Sc.)

Février 2017

© Nidhal Gharsellaoui, 2017

Table des matières

Avant-propos.....	4
Remerciements.....	5
1. Introduction	6
2. Revue de littérature	8
3. Données et méthodologie	14
3.1 Base de données.....	14
3.2 Échantillonnage.....	15
3.3 Modèle logistique.....	16
3.4 Indicateurs de performance.....	18
4. Ratios	22
4.1 Ratios classiques.....	22
4.2 Ratios de flux de trésorerie.....	26
4.2.1 Le cycle de vie d'une entreprise.....	26
4.2.2 L'analyse globale du tableau des flux de trésorerie.....	27
4.2.3 Le flux de trésorerie provenant des activités opérationnelles.....	29
4.2.4 Le flux de trésorerie provenant des activités d'investissement.....	31
4.2.5 Le flux de trésorerie disponible.....	31
4.2.6 Le flux de trésorerie provenant des activités de financement.....	32
5. Investigation empirique	36
5.1 Paramètres de flexibilité	36
5.2 Résultats	37
6. Conclusion	46
Bibliographie	47

Liste des tableaux et des figures

TAB 1 – Statistique descriptive sur les compagnies hors secteur financier.....	15
TAB 2 – Tableau croisé $Yx\hat{Y}$	19
TAB 3 - Bilan simplifié d'une entreprise.....	23
TAB 4 - État des résultats d'une entreprise.....	24
TAB 5 – Tableau des flux de trésorerie d'une entreprise (en dollars).....	28
TAB 6 – Statistique descriptive 2 ans avant la faillite.....	37
TAB 7 – Test de significativité partielle pour le 1 ^{er} modèle 2 ans avant la faillite.....	38
TAB 8 – Performance de la prévision pour le 1 ^{er} modèle 2 ans avant la faillite.....	39
TAB 9 – Statistique descriptive pour le 1 ^{er} modèle 3 ans avant la faillite.....	40
TAB 10 – Test de significativité partielle pour le 1 ^{er} modèle 3 ans avant la faillite..	41
TAB 11 – Performance de la prévision pour le 1 ^{er} modèle 3 ans avant la faillite.....	41
TAB 12 – Statistique descriptive pour le 1 ^{er} modèle 4 ans avant la faillite.....	42
TAB 13 – Test de significativité partielle pour le 1 ^{er} modèle 4 ans avant la faillite..	42
TAB 14 – Performance de la prévision pour le 1 ^{er} modèle 4 ans avant la faillite.....	43
TAB 15 – Statistique descriptive pour le 1 ^{er} modèle 5 ans avant la faillite.....	44
TAB 16 – Test de significativité partielle pour le 1 ^{er} modèle 5 ans avant la faillite..	44
TAB 17 – Performance de la prévision pour le 1 ^{er} modèle 5 ans avant la faillite.....	45
FIG 1 – Courbe ROC pour des différents modèles.....	20
FIG 2 – Courbe ROC pour le 1 ^{er} modèle 2 ans avant la faillite.....	39
FIG 3 – Courbe ROC pour le 1 ^{er} modèle 3 ans avant la faillite.....	41
FIG 4 – Courbe ROC pour le 1 ^{er} modèle 4 ans avant la faillite.....	43
FIG 5 – Courbe ROC pour le 1 ^{er} modèle 5 ans avant la faillite.....	45

Avant-propos

La littérature en prévision de faillite fait l'objet de plusieurs travaux empiriques qui se basent principalement sur l'analyse de variables de solvabilité, liquidité, endettement... Notre apport est de présenter ces études fondatrices en mettant l'accent sur la capacité des entreprises à créer de la richesse (la trésorerie). Ainsi, on compare leur performance et on s'attend à ce que les flux de trésorerie permettent de distinguer au mieux les deux catégories d'entreprises, soit défailante et non défailante.

En d'autres termes, qu'une entreprise soit peu endettée ou très endettée, les créanciers s'en moquent de cette simple mesure de risque. Ils vont regarder essentiellement est ce qu'elle génère suffisamment de cash pour rembourser ses dettes. Donc, ce n'est pas le taux d'endettement ou le ratio de liquidité qui compte réellement. C'est, plutôt, la richesse qu'une entreprise est capable de créer.

Dans ce qui suit, on propose d'enrichir la littérature en prévision de faillite corporative par des nouvelles mesures de création de richesse qu'on évalue avec des ratios de flux de trésorerie.

REMERCIEMENTS

J'adresse mes vifs remerciements à ma famille qui n'a jamais manquée de m'aider et de me soutenir à chaque moment.

J'adresse, aussi, mes sincères gratitudees à mon encadreur Hatem Ben Ameer et mon Co-encadreur Julien Le Maux pour leur disponibilité, leur assistance et leur support dans les différentes étapes de ce travail.

Finalement, je remercie mes adorables amis et tous ceux qui ont contribués, de près ou de loin, dans la réalisation et le bon déroulement de ce mémoire.

Chapitre 1

Introduction

La faillite corporative est un phénomène adverse dont l'impact économique et social est indésirable. Selon *American Bankruptcy Institute*, 910 532 compagnies américaines ont déclaré faillite en 2014. Ce chiffre diminue à 819 431 en 2015 et 771 894 en 2016. Du coup, l'industrie ainsi que le milieu académique cherchent continuellement à améliorer les modèles de prévision de faillite. Les analystes utilisent de multiples méthodes qui les aident à prendre les décisions adéquates afin d'éviter ces faillites y compris les modèles qui expliquent la faillite par les ratios comptables et financiers. En effet, les ratios sont des fractions construites à partir de données comptables et financières afin d'évaluer la performance d'une entreprise par rapport à son secteur ou un autre groupe de référence. Ross et al. (2010) proposent une classification en cinq familles : 1- les ratios de solvabilité à court terme ou liquidité, 2- les coefficients de rotation, 3- les ratios de solvabilité à long terme ou levier financier, 4- les ratios de rentabilité et 5- les ratios de marché. Ces familles résument le contenu du bilan de l'entreprise, le compte de résultat et l'information de marché pour les entreprises cotées en bourse.

Le Maux (2014) propose d'enrichir l'analyse traditionnelle basée sur les ratios classiques mentionnés ci-dessus par les ratios de flux de trésorerie. Il suggère l'investigation du tableau des flux de trésoreries (TFT). Ce dernier est spécialement utilisé pour analyser les mouvements de trésorerie d'une façon détaillée, soit les encaissements et les décaissements. D'une part, il permet à l'entreprise d'avoir une base de comparabilité en actualisant les flux de trésorerie futurs pour constater sa valeur actuelle et d'autre part, il donne aux utilisateurs des états financiers la possibilité de déterminer les actifs les plus liquides. Le TFT sert aussi à prédire les besoins de l'entreprise et sa capacité à faire face à ses engagements futurs. Le Maux (2014) classe le TFT en trois catégories : 1- le flux de trésorerie provenant des

activités opérationnelles, 2- le flux de trésorerie provenant des activités d'investissement et 3- le flux de trésorerie provenant des activités de financement. Jusqu'à date, l'analyse de trésorerie n'est pas suffisamment exploitée en prévision de faillite corporative. Une des raisons est que la divulgation du TFT est rendue obligatoire récemment (2002) par *Financial Accounting Standards Board* (FASB). Notre objectif est de tester si les ratios de trésorerie enrichissent les ratios classiques pour prévoir la faillite.

Les modèles économétriques à variables endogènes qualitatives sont les plus utilisés en prévision de faillite. On cite à titre d'exemple, le modèle logit, probit et multinomial (Johnsen et al. 1994). Les versions standards de ces modèles opèrent sous l'hypothèse d'indépendance. Leurs versions panel essaient de relier les observations temporelles d'une même firme (Nam et al. 2008). Une deuxième classe largement utilisée est basée sur la théorie des options via le modèle structurel (Merton 1974) qui permet de calculer la probabilité de défaut d'une compagnie publique.

On se base sur Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) et Zmijewski (1984) pour construire 10 ratios classiques et Le Maux (2014) pour construire 8 ratios de trésorerie. Ces 18 ratios constituent nos variables explicatives. On teste plusieurs modèles et on s'attend à ce que les meilleurs soient un mixe entre *cash-flow* et classique. Nos résultats confirment cette intuition.

L'objectif de ce travail est d'améliorer la prévision de faillite basée sur les ratios classiques par les ratios inspirés du tableau des flux de trésorerie et détecter les premières alertes de la mauvaise santé financière des entreprises à l'avance en utilisant le modèle logit.

Chapitre 2

Revue de littérature

La prévision de faillite corporative est discutée dans la littérature depuis les années 1930. Elle revient à Ramser (1931), Fitzpartrick (1932) et Winakor et Smith (1935). Ces premiers chercheurs ont proposé une analyse basée sur les ratios comme étant des prédicteurs du stress financier depuis plus d'un siècle. Cependant, il a fallu attendre la publication de Beaver (1966) pour valoriser ce sujet. Ce dernier propose deux méthodes d'analyse à une seule variable à savoir l'analyse de profil y compris la comparaison des moyenne par groupe et le tableau de contingence. Cet auteur est le premier qui mesure la capacité prédictive des ratios financiers pour prédire la faillite corporative. Mais, cette méthode est critiquée plus tard vu que la faillite peut être affectée par de multiples facteurs en même temps (voir Edmister 1978, Cox et Oakes 1984, Luoma et Laitinen 1991 et Härdle et Simar 2012).

On recense trois familles de modèles : 1- les modèles statistiques « linéaires » explicatifs de la faillite, 2- les modèles statistiques non-linéaires explicatifs de la faillite et 3- les modèles rationnels (modèles structurels + modèles à intensité). Certains modèles sont d'apparence non-linéaire mais peuvent être traités comme des modèles linéaires après leur transformation. Dimitras et al. (1996) fournissent un examen approfondi des méthodes statistiques utilisées en prévision de faillite corporative. On concentre cette revue sur les modèles statistiques linéaires reportés par la littérature et on donne une idée sur les deux autres familles de modèles.

Les modèles de régression à réponse qualitative sont de plus en plus utilisés en économie car beaucoup de réponses comportementales sont de nature qualitative. Amemiya (1975) définit les modèles à réponse qualitative comme étant des modèles qui impliquent une ou plusieurs variables aléatoires discrètes dont la distribution de la probabilité conditionnelle, étant donné les valeurs des variables indépendantes, est spécifié jusqu'à un nombre fini de paramètres inconnus. Ces

modèles, dans lesquels les variables dépendantes ou endogènes prennent des valeurs discrètes, sont présentés sous plusieurs formes. Les plus simples opèrent sous l'hypothèse d'indépendance. D'autres sont plus complexes. Amemiya (1985), Gouriéroux (1989) et Greene (2012) expliquent en détail ces modèles économétriques. On retient le modèle logit pour notre travail.

La régression logistique est largement utilisée pour prédire la probabilité de détresse financière (Li, Crook, et Andreeva, 2014) pour sa simplicité. Elle est proposée par Martin (1977) en prévision de défaillance bancaire. Ensuite, elle est adaptée par Ohlson (1980) en prévision de faillite corporative.

Altman (1968) est le premier qui utilise l'analyse discriminante multivariée (MDA). Il crée le premier modèle de prévision de faillite qui donne lieu à un Z-Score : fonction linéaire de cinq ratios de base, dont les valeurs élevées (faibles) indiquent la bonne (mauvaise) santé financière de l'entreprise (fonds de roulement par rapport au total de l'actif, bénéfices non répartis par rapport au total de l'actif, bénéfice avant intérêts et impôts par rapport au total de l'actif, valeur marchande des fonds propres par rapport à la valeur comptable de l'endettement total et chiffre d'affaires par rapport au total de l'actif). Altman est le premier à utiliser l'analyse discriminante multivariée pour la prévision de détresse financière. En fait, il examine l'effet des différentes combinaisons de ratios financiers pour 33 paires de compagnies (en faillite/saine) cotées en bourse pour prédire la faillite. Le pouvoir prédictif du Z-score d'Altman est significativement meilleur que celui de Beaver avec une seule variable discriminante. Bien que son modèle original soit le plus cité et le plus connu, il reste questionnable à la vue de ses hypothèses. La MDA est basée sur deux hypothèses majeures. Quant aux variables indépendantes, ils doivent avoir une distribution normale multivariée avec des moyennes par groupe différentes et des variances par groupe égales. Altman publie, plus tard, un modèle destiné aux compagnies privées (voir Altman 2002). Ce modèle, nommé "Z-score révisé", est devenu très populaire dans l'industrie. Bien que plusieurs auteurs appuient la consistance de ce modèle (Li et Ragozar 2012, El Khoury et Al Beaino

2014, Al Khatib et Al Bzour 2011), d'autres sont arrivés à des conclusions totalement opposées (Wu et al 2010 et Grice et Dugan 2001).

Ohlson (1980) adopte le modèle logit pour la période qui couvre 1970-1976 dans le but de décrire la relation entre la situation financière et les ratios financiers en présence de 105 compagnies en faillite et d'un appareillement un pour plusieurs. Il exclut toutes les compagnies appartenant au secteur financier, de transport et d'utilité. Ensuite, il observe chaque compagnie en faillite un certain nombre d'années (x) avant la faillite. Après, il choisit parmi les différentes observations de chaque compagnie saine, une seule année fiscale au hasard. Son échantillon final contient les compagnies en faillite observées x années avant la faillite et une seule observation de chaque compagnie saine. L'auteur est le premier qui suggère le modèle Logit dans la prévision de la faillite. Le modèle Ohlson se compose de neuf variables à bases comptables utilisées pour prédire la faillite un et deux ans à l'avance. Le but du modèle Logit est de transformer les O-Scores en probabilités au lieu de valeurs ajustées obtenues en utilisant les coefficients initiaux des scores de base comptables. La précision de la classification du modèle s'élève à 96.12% et 95.55% pour un an et deux ans avant la faillite respectivement.

Zmijewski (1984) critique les recherches antérieures en prévision de faillite. Il se concentre sur le problème provenant des méthodes d'échantillonnage non-aléatoire et les problèmes provenant de l'usage d'un *cut-off* arbitraire (en termes de probabilité) dans les tests de prévision. Cependant, il conclue que la différence entre les diverses méthodes d'échantillonnage ne conduit pas à des conclusions qualitativement différentes. Ce qui, en conséquence, n'affecte pas le taux de prévision. L'auteur discute les biais inhérents à l'exclusion des données manquantes dans l'échantillon. Il critique, d'avantage, les divers choix de modèles de prévision de faillite et plus précisément l'usage de l'analyse discriminante. Il aborde, d'ailleurs, une approche Probit basée sur trois ratios comptables tirés des états financiers : le bénéfice net par rapport au total de l'actif, l'endettement total par rapport au total de l'actif et l'actif à court terme par rapport au passif à court terme. Il utilise des

différentes variables indépendantes appliqués sur 40 compagnies en faillite et 800 compagnies saines pour la période qui couvre 1972-1978. Son modèle affecte un score à chaque compagnie qui représente sa probabilité d'être classée comme compagnie en faillite. Son modèle est basé sur la cumulative normale.

Ces études présentées sont, plus tard, analysées par quelques académiques : Grice et Ingram (2001) trouvent que la performance du modèle d'Altman (1968) diminue de 83,5% à 57,8% lorsqu'appliqué sur des données récentes. Ils proposent, donc, de ré-estimer les coefficients du Z-score pour l'adapter à la situation actuelle. Dans le même ordre d'idée, Grice et Dugan (2001) mettent en question les modèles d'Ohlson (1980) et Zmijewski (1984). Ces auteurs trouvent que ces modèles sont plus appropriés à la prévision du stress financier que la faillite corporative.

Dans cette veine, Shumway (2001) propose un modèle « hasard » à temps-discret établi sur une fréquence annuelle dans lequel la variable « âge » représente l'âge depuis l'introduction de la compagnie en bourse. Il arrive ainsi à améliorer les modèles de prévision classiques en combinant des ratios comptables et des ratios de marché. L'auteur montre la contribution significative des variables de marché en prévision de faillite, et ceci, en présentant des modèles plus performants soit dans l'échantillon ou hors échantillon. Shumway utilise un échantillonnage exhaustif entre 1962 et 1992 qui inclut toutes les observations disponibles. Le couple (Compagnie, Année fiscale) est considéré en faillite juste à l'année de faillite. Tout le reste des observations est affecté au groupe des compagnies saines. Sauf que Shumway utilise un modèle hasard qui est similaire à un modèle logit avec observations indépendantes en présence de la variable âge. Or l'indépendance entre les observations temporelles relatives à la même firme est inacceptable. Par ailleurs, en forçant l'hypothèse d'indépendance, il devient possible d'exploiter toutes les informations spatiales et sérielles sur la faillite.

Chava et Jarrow (2004) avancent que la littérature est basée sur des échantillons de taille limitée. Ils exploitent les états financiers trimestriels. De plus, ils mesurent la

date de faillite à même des bases de données : 1- *Wall Street Journal Index*, 2- *SDC Database*, 3- *SEC filings*, 4- *CCH Capital Changes Reporter*. Ils arrivent à identifier 1461 compagnies en faillite (chapitre 7 et chapitre 11). Par la suite, ils contrôlent pour le secteur d'activité en proposant des indicatrices sectorielles comme variables explicatives. Les auteurs trouvent que le contrôle par secteur d'activité affecte significativement la performance des modèles. L'idée de l'effet significatif de l'industrie dans l'amélioration de la prévision de faillite corporative revient à Lang et Stultz (1992), Maksimovic et Phillips (1998) et Berkovitch et Israel (1998). Ceci est à cause de la structure différente des bilans financiers et comptables pour des compagnies appartenant à des différents secteurs d'activité.

Les modèles d'option appliqués aux actifs corporatifs constituent une autre approche pour prévoir la faillite. Le modèle structurel, initié par Merton (1974), constitue une sous-famille dominante. Dans ce modèle, l'auteur interprète les capitaux propres d'une entreprise comme étant une option d'achat européenne sur son actif total avec un prix d'exercice égal à la valeur nominale de sa dette. Dans ce cas, l'actif total suit un mouvement brownien géométrique avec les hypothèses de Black and Scholes (1973). Black et Cox (1976), Geske (1979) et Leland (1994) étendent ce modèle de différentes manières. Leland et Toft (1996), Agarwal and Taffler (2008), Hillegeist et al. (2004) et Vassalou et Xing (2004) appliquent ces extensions pour détecter le stress financier à l'avance.

Depuis, la littérature ne cesse d'évoluer et de comparer la performance de tous les modèles proposés. Agarwal et Taffler (2008) trouvent que malgré les critiques majeures de l'approche des ratios comptables dans la prévision du stress, celle-ci performe légèrement mieux que l'approche basée sur les ratios de marché. Das et al. (2009) montrent que les trois approches, soit ratios comptables, modèle structurel ou ratios de marché sont pratiquement comparables dans l'estimation du CDS *spread*. Par ailleurs, Bauer et Agarwal (2014) montrent que les modèles hazard de Shumway (2001) et Campbell et al. (2008) performent mieux le

modèle statistique de Taffler's (1984) et structurel de Bharath et Shumway (2008). Cette étude est établie sur des données de l'Angleterre.

Plusieurs autres modèles supposent de relations complexes non-linéaires entre la variable à prévoir et le vecteur à variables explicatifs. Ceci complique l'estimation qui se réalise sur plusieurs étapes lesquels doivent être automatisés via des algorithmes itératifs complexes. Pour cette raison, ces méthodes sont connues sous l'appellation « d'intelligence artificielle ». Dans ce cadre, Kumar et Ravi (2007) expliquent les différentes techniques d'intelligence artificielle utilisées par les chercheurs pour améliorer la performance des modèles classiques de prévision de faillite (Serrano-Cinca, 1996; Fletcher & Goss, 1993; Wilson & Sharda, 1994). Les modèles de réseaux de neurones (NN), qui sont des modèles explicatifs non-linéaires comparables à leurs contreparties linéaires, sont les plus utilisés (Bishop 1994, Ozkan-Gunay et Ozkan 2007). Les techniques de *data mining* sont aussi utilisées. On recense les arbres de décision (DT) (Frydman, Altman, et Kao 1985, Tam et Kiang 1992), *Support Vector Machine* (SVM) (Chandra, Ravi et Bose 2009, Chen et Hsiao 2008, Fan et Palaniswami 2000, Van Gestel et al. 2006) et le raisonnement par cas (Case-Based Reasoning CBR) (Jo et Han 1997, Li et Sun 2008, Li et Sun 2009, Li, Sun et Sun 2009).

Le reste de ce mémoire est organisé comme suit :

- Section 3 : on présente la base de données et la méthode d'échantillonnage établie lors de notre travail. On aborde également une description du modèle logistique et les indicateurs de performance établis pour évaluer la performance des modèles.
- Section 4 : on présente, tout d'abord, la définition des ratios classiques utilisés dans notre travail. Ensuite, on présente les différentes parties du tableau de flux de trésorerie ainsi que les ratios qui en découlent.
- Section 5 : On présente nos résultats
- Section 6 : on conclut notre travail et on présente les défis trouvés.

Chapitre 3

Données et méthodologie

3.1 Base de données

Notre analyse est basée sur les données financières et comptables collectées à partir de la base de données COMPUSTAT. Cette dernière, gérée par Standard and Poor's, recense les plus grandes compagnies nord-américaines cotées en bourse depuis 1950 dont 12292 sont actives et 24495 sont inactives. La raison de leur inactivité est :

1. Acquisition ou fusion ;
2. Liquidation suite à une réorganisation ;
3. Liquidation ;
4. Changement ou acquisition inversée ;
5. Ne correspond plus au format général ;
6. Rachat effet de levier ;
7. Changement de statut, maintenant une société privée ;
8. Ne fournit plus de documents requis depuis 27 mois.

L'univers contient les compagnies actives et les compagnies inactives pour les raisons 2 et 3. La 2ème raison représente la faillite suite à une procédure de réorganisation. Cette dernière donne la possibilité aux compagnies d'essayer de ré-émerger sous la loi de faillite aux États-Unis (Chapter 11). La 3ème raison inclut les compagnies liquidées sous la loi (Chapter 7).

La date de faillite représente une information clé dans notre analyse qui n'est pas fournie dans Compustat. Mais, malgré sa richesse, COMPUSTAT donne juste les dates de suppression de la base (deletion date). On réussit, au début, à décrocher les dates de faillite en utilisant la base de données « Bankruptcydata ». Mais, on perd à peu près 90% de notre échantillon. On essaye, aussi, plusieurs autres alternatives y compris *UCLA-LoPucki Bankruptcy Research Database*. Quant à la littérature, elle réfère à *Wall Street Journal index* qui n'est malheureusement pas disponible dans notre école. Finalement, on estime la date de faillite par la date de suppression de la base « DLDTE ».

On présente dans ce qui suit les effectifs des compagnies hors secteur financier utilisées dans notre étude.

TAB 1 – Statistique descriptive sur les compagnies hors secteur financier

CUSIP unique hors secteur financier pour COMPUSTAT			
Période	Actives	Inactives - Raison	
		Toutes	2 + 3
1950-2014	11965	24489	2366
2002-2014	11923	8429	822

L'identifiant unique de l'observation est obtenu par le couple CUSIP (identifiant unique de la compagnie) et l'année fiscale (FYEAR). On se restreint dans notre analyse sur la période 2002-2014. Ce choix est justifié par la loi imposée par Financial Accounting Standards Board (FASB) en 2002. Cette loi oblige les entreprises de fournir leurs données de flux de trésorerie au public. Notre espace de départ contient 11922 compagnies saines et 138 compagnies en faillite durant la période 2002-2014.

3.2 Échantillonnage

Tout d'abord, on observe les compagnies en faillite un certain temps avant la faillite car on est intéressé à prévoir la faillite bien avant son occurrence pour pouvoir agir.

On exprime ces laps de temps de 2 jusqu'à 5 ans avant la faillite. Aussi, on se limite sur les compagnies hors secteur financier vu leur structure d'actif particulière. Plusieurs alternatives d'échantillonnage sont disponibles dans la littérature. Chacun de ces stratégies, sans un traitement bien précis, peut affecter la performance des modèles (Zhou 2013). On considère dans notre travail la méthode d'échantillonnage d'Altman (1968).

Altman (1968) propose un appariement, au hasard, de chaque compagnie en faillite observée X année(s) avant la faillite avec une compagnie saine. Cet appariement se fait sur la base de l'année fiscale (Fyear) et du secteur (SIC). On commence par diviser l'échantillon en deux groupes, soit faillite et non faillite. Après, on associe à chaque observation du groupe faillite toutes les observations ayant la même année fiscale à partir du groupe saine. Dans une autre étape, on filtre sur le secteur, c'est-à-dire, on ne laisse que les observations ayant le premier chiffre du secteur identique à celui de l'observation du groupe « faillite » de départ. Par la suite, on génère selon la loi normale centrée réduite une observation « saine » parmi les observations filtrées avant selon les critères Fyear-SIC. La table finale contient deux groupes ayant le même nombre. Ces observations sont regroupées deux à deux et sans redondance. Donc, une compagnie ne peut figurer dans la table qu'une seule fois.

3.3 Modèle logistique

Plusieurs chercheurs se sont penchés sur la prévision de faillite à partir du modèle logit. En effet, ce modèle surmonte l'hypothèse de normalité des variables indépendantes. En outre, il fournit d'une façon directe la probabilité de défaut à la place d'attribuer un score comme le cas de la MDA. Le modèle logit peut être exprimé comme une fonction linéaire des ratios comptables et financiers pour chaque compagnie.

Green (2012) présente le modèle logit à réponse binaire comme étant un cas particulier du modèle multinomial. Sa probabilité de défaut est donnée par :

$$P(Y_i = 1 | X_i) = \frac{\exp(x_i'\beta)}{1 + \exp(x_i'\beta)}$$

Cette probabilité de défaut est obtenue suite à l'estimation du vecteur des coefficients β . Cette estimation se fait par la fonction de vraisemblance L donnée par :

$$L(\beta|X_i, Y_i) = \prod_{i=1}^n \left[\left(\frac{\exp(x_i'\beta)}{1 + \exp(x_i'\beta)} \right)^{Y_i} \left(1 - \frac{\exp(x_i'\beta)}{1 + \exp(x_i'\beta)} \right)^{1-Y_i} \right]$$

Afin d'optimiser cette équation, on dérive la fonction log- vraisemblance exprimée comme suit :

$$\ln L(\beta|X_i, Y_i) = \sum_{i=1}^n \left[Y_i \ln \left(\frac{\exp(x_i'\beta)}{1 + \exp(x_i'\beta)} \right) + (1 - Y_i) \ln \left(1 - \frac{\exp(x_i'\beta)}{1 + \exp(x_i'\beta)} \right) \right]$$

Greene (2012) estime le modèle logit conditionnel par maximum de vraisemblance trouvé à partir de la méthode de Newton. La maximisation de la fonction log-vraisemblance permet de dériver le vecteur des estimés. Ce vecteur qui est asymptotiquement normal donne lieu à des tests asymptotiques de significativité globale et partielle (*Score Chi-Square Test, Wald Chi-Square Test*).

Ensuite, chaque observation doit être affectée à un des deux groupes, soit faillite (1) et saine (0). L'affectation sera faite comme suit :

$$\hat{Y}_i|X_i = \begin{cases} 1, & \text{si } \hat{P}(Y_i|X_i) = \frac{\exp(x_i' \hat{\beta})}{1 + \exp(x_i' \hat{\beta})} \geq p, \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

où p est un seuil de coupure exogène qui permet de maximiser les individus bien classés.

Dans ce cas, il est préférable de pondérer différemment les deux groupes d'individus mal-classés. Dans la suite, on pondère ces deux groupes de la même manière.

3.4 Indicateurs de performance

Il est d'usage de mesurer la performance d'un modèle validé statistiquement sur la base d'un sous-échantillon qui n'a pas servi à l'estimation appelé hors échantillon. Pour perdre le moins possible d'observations, la méthode dite Cross-Validation met un seul individu à la fois hors échantillon. On adopte la méthode de Cross-Validation pour mesurer la performance de nos modèles validés statistiquement.

On utilise toute la base de données pour calculer les probabilités prédites suite à la méthode de Cross Validation. Ces probabilités sont calculées comme suit : on enlève tout d'abord la première observation et on estime le modèle sur le reste des observations. Après, on calcule la probabilité de cette première observation déjà ignorée avec les coefficients du modèle estimé. On répète cette procédure jusqu'à la dernière (Nième) observation dans l'échantillon. Comme ça, on aura N probabilités prédites permettant de construire nos deux critères de performance.

On considère deux critères de performance. Le premier repose sur une analyse de contingence via le tableau croisé $Y \times \hat{Y}$. Le deuxième repose sur la courbe ROC (Receiver Operating Characterestic) qu'on introduit dans ce qui suit.

Un modèle est d'autant performant que \hat{Y} est liée à Y . La borne inférieure est un modèle naïf tel que \hat{Y} est indépendante de Y . La dépendance entre \hat{Y} et Y est analysée à travers leur tableau de contingence.

Prenons le cas où le seuil de coupure $p = 0.4$. Le tableau de contingence $Y \times \hat{Y}$ suivant présente la variable dépendante Y ainsi que sa prévision \hat{Y} .

TAB 2 – Tableau croisé $Y \times \hat{Y}$

Y / \hat{Y}	1	0	Marginale Y
1	36 $\frac{36}{43} = 83.72\%$	7 $\frac{7}{43} = 16.28\%$	43 $\frac{43}{86} = 50\%$
0	17 $\frac{17}{43} = 39.53\%$	26 $\frac{26}{43} = 60.47\%$	43 $\frac{43}{86} = 50\%$
Marginale \hat{Y}	53 $\frac{53}{86} = 61.63\%$	33 $\frac{33}{86} = 38.37\%$	86 100%

On définit les probabilités comme suit :

- $\hat{P}(\hat{Y}=1|Y=1)$: probabilité conditionnelle d'une bonne affectation parmi $Y=1$ (sensibilité).

$$\hat{P}(\hat{Y}=1|Y=1) = 83.72\%$$

- $\hat{P}(\hat{Y}=0|Y=0)$: probabilité conditionnelle d'une bonne affectation parmi $Y=0$ (spécificité).

$$\hat{P}(\hat{Y}=0|Y=0) = 60.47\%$$

- $\hat{P}(\hat{Y}=0|Y=1)$: probabilité conditionnelle d'une mauvaise affectation parmi $Y=1$ (erreur type1)

$$\hat{P}(\hat{Y}=0|Y=1) = 16.28\%$$

- $\hat{P}(\hat{Y}=1|Y=0)$: probabilité conditionnelle d'une mauvaise affectation parmi $Y=0$ (erreur type2).

$$\hat{P}(\hat{Y}=1|Y=0) = 39.53\%$$

On sait que la probabilité marginale $\hat{P}(\hat{Y}=1)$ est une moyenne pondérée des $\hat{P}(\hat{Y}=1|Y=1)$ et $\hat{P}(\hat{Y}=1|Y=0)$.

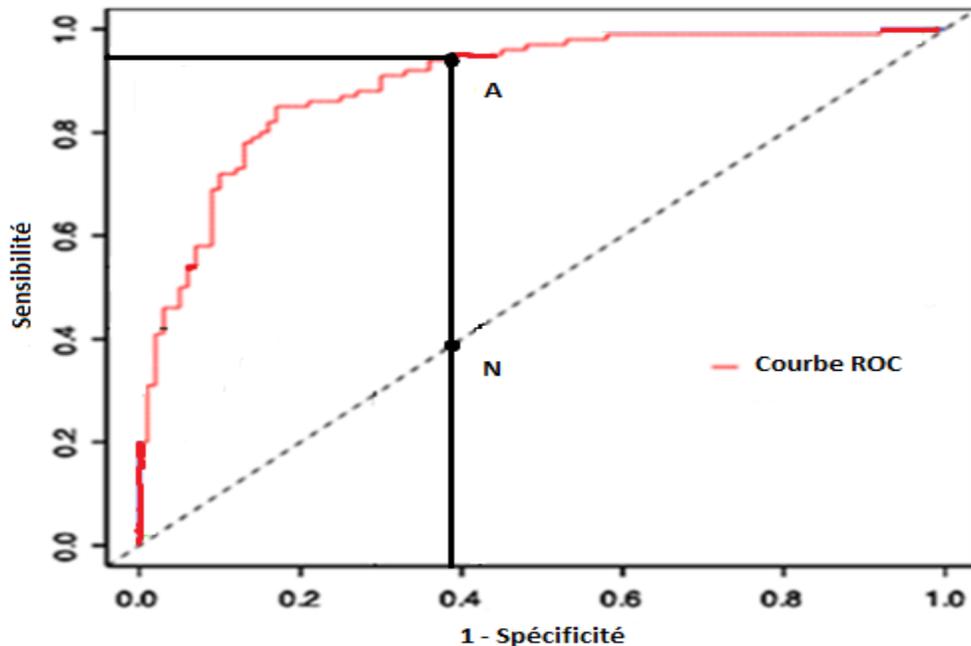
$$\hat{P}(\hat{Y}=1) = \frac{43}{86} \times \hat{P}(\hat{Y}=1|Y=1) + \frac{43}{86} \times \hat{P}(\hat{Y}=1|Y=0) = 61.63\%$$

Plus l'écart entre $\hat{P}(\hat{Y}=1|Y=1)$ et $\hat{P}(\hat{Y}=1|Y=0)$ est important et plus \hat{Y} dépend de Y . Plus l'écart est faible, plus le modèle est naïf. L'indépendance dans le modèle le plus naïf se traduit par :

$$\hat{P}(\hat{Y}=1|Y=1) = \hat{P}(\hat{Y}=1|Y=0) = \hat{P}(\hat{Y}=1)$$

La mesure de performance avec la courbe ROC est souvent utilisée dans la biophysique ainsi que la biologie afin de mesurer la précision d'un test de diagnostic (Lloyd 1998; Marzban 1998; Pepe 2000). Plusieurs auteurs considèrent ce critère dans la mesure de performance de leur modèle de prévision de faillite (Stein 2005, Stein 2007). Si on reporte la sensibilité en fonction de l'erreur type2 (1- spécificité), on obtient le point A dans la figure suivante. Le point N représente le modèle naïf.

FIG1 : Courbe ROC pour des différents modèles



Plus l'écart vertical entre A et N est large et plus la dépendance entre \hat{Y} et Y est forte. Si on fait varier le point de coupure p , on obtient la courbe en rouge appelé courbe ROC. En définitif, plus la surface en dessous de la courbe est large et plus le modèle a un bon pouvoir prédictif. Le ROC est mesuré en laissant un individu à la fois hors échantillon (Cross-Validation).

Dans notre contexte, un seuil de coupure avec une distance verticale élevée suffit. Le bon modèle est d'autant performant que :

$$P(\hat{Y}=1|Y=1) > P(\hat{Y}=1|Y=0)$$

Notre choix de modèle est basé sur les étapes suivantes : 1- on garde que les modèles globalement significatifs, 2- les variables significatives ont le bon signe et 3- on ordonne les candidats viables (obtenus suite aux étapes 1 et 2) via le critère de performance ROC hors échantillon (Cross-Validation).

Chapitre 4

Ratios

Ce chapitre vise à détailler les deux sets de ratio utilisés dans notre analyse. On commence par présenter les ratios classiques en se basant sur les familles de ratio de Ross et al. (2010). Ensuite, on explique la théorie des flux de trésorerie et on présente les ratios qui en découlent.

Il est à noter qu'on établit les ratios de telle sorte qu'ils impactent négativement la probabilité de défaut. En d'autre terme, on s'attend à ce que tous les coefficients des régressions (estimés) soient négatifs. On note CF pour les ratios de cash-flow et C pour les ratios de cash.

4.1 Ratios classiques

La littérature recense 5 familles de ratios dont :

- 1- Solvabilité à court terme ou ratios de liquidité ;
- 2- Solvabilité à long terme ou ratios de levier financier ;
- 3- Coefficients de rotation ;
- 4- Ratios de rentabilité ;
- 5- Ratios de la valeur marchande ;

On présente un bilan d'une entreprise canadienne et son état de résultats ainsi que les ratios financiers qui en découlent. Pour plus de détails, on peut consulter Ross et al. (2010) et Boyer et Boutet (2016).

TAB 3 - Bilan simplifié d'une entreprise

Entreprise canadienne inc. Bilan au 31 décembre 2015 (MM \$)			
Actif	2015	Passif et fonds propres	2015
Actif à court terme		Passif à court terme	
Encaisse	160 \$	Comptes fournisseurs	266 \$
Comptes clients	688 \$	Effet à payer	123 \$
Stock	555 \$	Total	389 \$
Total	1 403 \$	Passif à long terme	454 \$
Actif immobilisé		Fonds propres	
Immobilisations (nettes)	1 709 \$	Action ordinaires	640 \$
		Bénéfices non répartis	1 629 \$
		Total fonds propres	2 269 \$
Total de l'actif	3 112 \$	Total	3 112 \$

On présente dans ce qui suit les ratios, qu'on réfèrent « classiques », choisis pour notre travail. Ces ratios sont le plus fréquent dans la littérature en prévision de faillite. D'une part, ils permettent de répliquer le modèle d'Altman (1968) et Zmijewski (1984). D'autre part, ils figurent dans plusieurs autres modèles comme celui de Beaver (1966), Ohlson (1980), Shumway (2001), Chava et Jarrow (2004)...

TAB 4 - Etat des résultats d'une entreprise

Entreprise canadienne inc.	
Exercice terminé le 31 décembre 2015 (MM \$)	
Chiffre d'affaire net	1509\$
- Coût des biens vendus	750\$
- Amortissement	65\$
= Bénéfice avant intérêt et impôts	694\$
- Intérêts	70\$
= Bénéfice avant impôts	624\$
- Impôts	250\$
= Bénéfice net	374\$
Addition aux bénéfices non répartis	309\$
Dividendes	65\$

Solvabilité à court terme ou ratios de liquidité

L1 : Ratio du fonds de roulement

$$\text{Actif à court terme} / \text{Passif à court terme} = 3.61$$

L4 : Fonds de roulement net par rapport au total de l'actif

$$\text{Fonds de roulement net} / \text{Total de l'actif} = 0.33$$

Ces ratios, mesurant le montant de l'encaisse et des éléments d'actif facilement convertibles, sont conçus pour déterminer si l'entreprise est capable de rembourser ses dettes à court terme sans difficultés financières.

Solvabilité à long terme ou ratios de levier financier

D1 : Ratio de l'endettement total

$$-(\text{Total de l'actif} - \text{Total des fonds propres}) / \text{Total de l'actif} = -0.27$$

D2 : Ratio dette-fonds propres

$$-\text{Endettement total} / \text{Total des fonds propres} = -0.37$$

Le signe « - » affecté à D1 et D2 fait en sorte que leurs coefficients dans les régressions aient un signe attendu négatif. Les ratios de dette à long terme servent à décrire l'aptitude à long terme d'une entreprise à respecter son effet de levier financier. En outre, ils permettent d'identifier la façon avec laquelle l'entreprise finance son actif, soit par les créances ou par son propre investissement. Avec le signe « - », l'interprétation est à l'opposée.

Coefficients de rotation

E6 : Coefficient de rotation de l'actif

$$\text{Chiffre d'affaires} / \text{Total de l'actif} = 0.49$$

E8 :

$$(\text{Encaisse} + \text{compte client} - \text{passif à court terme}) / (\text{Frais d'exploitation} - \text{amortissement}) = 0.67$$

Ces ratios sont destinés à décrire l'efficacité d'une entreprise à utiliser son actif pour réaliser des ventes. Ils donnent, en fait, de l'information additionnelle sur quelques aspects de l'activité de l'entreprise.

Ratios de rentabilité

R4 : Taux de rendement de l'actif

$$\text{Bénéfice net} / \text{Total de l'actif} = 0.12$$

R6 : Bénéfice avant intérêt et impôts par rapport au total de l'actif

$$\text{Bénéfice avant intérêt et impôts} / \text{Total de l'actif} = 0.22$$

R9 : Bénéfice non réparti par rapport au total de l'actif

$$\text{Bénéfice non réparti} / \text{Total de l'actif} = 0.52$$

Ces ratios mesurent la capacité d'une entreprise de gérer ses activités.

Ratios de la valeur marchande

M4 : Valeur marchande par rapport au total du passif

$$\text{Valeur marchande} / \text{Total du passif}$$

Ce ratio indique l'information de marché qui ne peut pas être relevées à partir des états financiers. L'information se trouve dans COMPUSTAT et/ou CRSP.

Ces 10 ratios classiques présentés ci-dessus seront mixés, ensuite, avec 8 ratios de flux de trésorerie expliqués dans la section suivante.

4.2 Ratios de flux de trésorerie

Dans cette section, on réfère à Le Maux (2014) pour expliquer le cycle de vie d'une entreprise, la théorie des flux de trésorerie et les ratios qui en découlent.

4.2.1 Le cycle de vie d'une entreprise

Une entreprise passe par quatre étapes qui caractérisent son cycle de vie, tout comme un secteur d'activité. Dans un premier temps, l'entreprise est en émergence, une période caractérisée par de nombreux investissements et la recherche de financement. Cette première phase représente sans doute un défi puisque l'entreprise n'est pas connue auprès des clients et ne génère pas assez de trésorerie, en plus de devoir financer la grande quantité de stocks présente. Donc, la sortie de fonds excède grandement la rentrée de fonds, mais dans le but de faire des profits dans le futur. Aussi, les créanciers sont sceptiques de prêter de l'argent, ce qui fait le financement par capitaux propres idéal durant cette phase. Ces mêmes étapes s'appliquent à l'introduction d'un nouveau produit tout comme pour un nouveau secteur.

Dans un deuxième temps, l'entreprise est en croissance, signifiant une réduction de financement et une augmentation des flux disponibles, dus aux profits réalisés. En d'autres mots, une réduction des couts et une augmentation des profits entraînent des marges élevés.

Dans un troisième temps, l'entreprise est en maturité, soit sa situation est stagnante. Cette période est habituellement plus longue que les autres. Elle est caractérisée par le ralentissement des ventes et la concurrence relativement forte. Afin de préserver les clients et d'avoir suffisamment de trésorerie, l'entreprise doit développer son marché et pénétrer de nouveaux segments. D'ailleurs, les compagnies pharmaceutiques prolongent cette phase en détenant un brevet et en exerçant le droit exclusif à la vente de certains médicaments. Ainsi, ils préservent leurs clients puisqu'ils ont le monopole et font face à la concurrence. Donc, l'entreprise doit offrir de nouveaux éléments aux clients en modifiant leurs produits ou trouver une manière de les fidéliser, ce qui revient au domaine du marketing.

Finalement, le stade de déclin est caractérisé par une baisse des ventes et des marges. Notamment, le flux de trésorerie de financement est négatif puisque l'entreprise n'a plus besoin de se financer pour développer de nouveaux marchés ou des produits, mais elle procède plutôt au remboursement de ses dettes et le rachat de ses actions.

4.2.2 L'analyse globale du tableau des flux de trésorerie

L'excès de liquidité était auparavant vu comme une bonne approche pour les investisseurs puisqu'ils préfèrent détenir l'argent pour le placer ailleurs plutôt que l'avoir en banque de la société. Pourtant, le pourcentage d'actifs comptables détenus en trésorerie a augmenté au fil des années. Cette augmentation est principalement due aux besoins en dépenses de recherche et développement et en acquisition d'entreprises, et donc, pour chercher une plus grande flexibilité et pouvoir profiter rapidement des nouvelles opportunités présentes.

L'excès de liquidités peut, souvent, être signe d'une mauvaise gestion puisque l'entreprise peut être plus rentable si elle investit l'argent dans d'autres projets par exemple. En outre, elle devient à plus grand risque de prise de contrôle vu le cash disponible.

Donc, ces différentes raisons poussent l'analyste à investiguer d'avantage le tableau des flux de trésorerie, comparer chacune de ses parties, et en tirer des ratios bien ciblés pour donner un jugement sur l'entreprise.

On présente, ici, un tableau des flux de trésorerie d'une entreprise d'actif total \$400,000.

TAB 5 – Tableau des flux de trésorerie d'une entreprise (en dollars)

	2015
Résultat net	172 000
Produits et charges n'ayant pas entraîné de flux de trésorerie	
Amortissements des immobilisations corporelles, incorporelles et immeubles de placement	79 000
Variation des provisions, y compris avantages du personnel	(3 900)
Variation des impôts différés	(3 000)
Marge brute d'autofinancement (ou fonds auto générés)	244 100
Variation des stocks	12 000
Variation des comptes clients	16 900
Variation des comptes fournisseurs	(2 600)
Flux net de trésorerie provenant des activités opérationnelles	270 400
Cessions d'immobilisations	8 200
Acquisitions d'immobilisations	(69 200)
Acquisitions de brevets et licences	(7 200)
Acquisition de titres mis en équivalence	-
(Augmentation)/Diminution des autres investissements	(500)
Acquisitions de filiales	-
Flux net de trésorerie provenant des activités d'investissement	(68 700)
Emprunts	-
Remboursement d'emprunts	(35 000)
Dividendes payés	(65 000)
Rachat d'actions	(12 000)
Flux net de trésorerie provenant des activités de financement	(112 000)
Flux net de trésorerie et d'équivalents de trésorerie	89 700
Trésorerie et équivalents de trésorerie à l'ouverture	160 000
Trésorerie et équivalents de trésorerie à la clôture	249 700

En effet, comme mentionné ci-dessus, le tableau des flux de trésorerie (TFT) présente trois sections, soit les activités d'exploitation, les investissements et le financement. Les flux générés par l'exploitation sont utilisés pour couvrir les coûts d'investissement et de financement. Une analyse de ces trois sections s'avère nécessaire pour faire un bon diagnostic financier de l'entreprise et d'en tirer les ratios efficaces.

4.2.3 Le flux de trésorerie provenant des activités opérationnelles

Tout d'abord, il faudrait effectuer une analyse des activités opérationnelles. Le montant des activités opérationnelles représente les flux disponibles pour couvrir les 3 niveaux de besoins (l'achat d'actifs long terme, le remboursement de la dette long terme et le versement de dividendes/ rachat d'actions).

Afin d'avoir le résultat net, deux méthodes peuvent être utilisées : directe et indirecte. Cette dernière est préférée par les utilisateurs et utilisée par une majorité remarquable, malgré le fait que l'IASB incite l'utilisation de la méthode directe. Pour cette raison, l'analyse de cette section dans ce rapport se fera avec la méthode indirecte

Dans cette première section, la marge d'autofinancement indique les flux disponibles pour l'entreprise, qui se trouve en déduisant les charges et les produits du résultat net, qui ne sont pas des entrées/sorties de fonds.

Aussi, la variation du fonds de roulement représente la conversion des postes, (comptes clients, fournisseurs et stocks) en trésorerie. Par exemple, lorsque le poste des stocks est positif, cela signifie une conversion des stocks en trésorerie. La même logique s'applique pour les clients, mais en ce qui concerne les fournisseurs, c'est le cas inverse qui s'applique, soit un montant négatif indique une transformation en trésorerie. Lorsque l'entreprise a un montant positif de fonds de roulement, elle est

dans la situation idéale, mais considérant ce cas plutôt rare, une variation négative relativement faible peut être considérée favorable.

En considérant certains cas particuliers, comme une entreprise en croissance, les nombreuses dépenses peuvent gonfler artificiellement le montant des flux de trésorerie négativement. Un autre cas est une augmentation du chiffre d'affaires. A vrai dire, lorsque l'utilisateur des états financiers rend un jugement sur l'état de l'entreprise basé sur le montant présenté par le chiffre d'affaires ou le résultat net, il peut faire un raisonnement erroné. Par exemple, un délai de paiement plus long accordé aux clients augmente le résultat net, mais n'a aucun effet sur la liquidité dans l'entreprise et n'est donc pas pertinent pour évaluer la création de valeur.

Dans cette optique d'idées, il s'avère essentiel de comparer le résultat net aux flux de trésorerie liés à l'exploitation pour juger de la qualité de l'information ainsi présente. Parmi les quatre situations possibles, une concordance de signe positive entre ces deux éléments confirme un bénéfice de qualité.

Dans le cas où le montant du résultat net est négatif, l'entreprise ne peut toutefois pas être considérée non-rentable. En effet, il s'avère nécessaire d'effectuer une analyse approfondie pour savoir les causes, puisqu'un jugement ne peut pas être rendu selon un seul chiffre observé. Si le montant des flux de trésorerie liée à l'exploitation est négatif, l'entreprise est en mauvais état et se dirige vers la faillite. Par contre, si ce dernier montant est positif, l'entreprise n'est pas en destruction de richesse.

La situation contraire, soit un résultat net positif et un flux de trésorerie négatif, indique une mauvaise qualité de l'information, car l'entreprise est présentée dans les rapports comme étant en bonne santé financière, tandis que réellement en terme de création de valeur, elle ne génère pas suffisamment de liquidités.

Ainsi, on propose notre premier ratio *cash flow*, soit le flux de trésorerie lié à l'exploitation par rapport à l'actif total.

$$CF1 = \frac{\text{Flux de trésorerie provenant des activités opérationnelles}}{\text{Actif total}} = 0.68$$

4.2.4 Le flux de trésorerie provenant des activités d'investissement

Une analyse des activités d'investissement donne à l'utilisateur une idée de la capacité de l'entreprise à poursuivre la création de valeur. En effet, dans le cas où le montant est d'un signe négatif, ceci représente un investissement tandis qu'un montant positif indique un désinvestissement. Pourtant, dans ce dernier cas, il serait erroné de présumer une mauvaise rentabilité avant de procéder à d'autres analyses. Une entreprise peut ne pas être en détresse financière et possède à la fois un flux de trésorerie provenant des activités d'investissement négatif comme la cession d'une filiale, une division, ou suite à une stratégie rationnelle. Le flux de trésorerie provenant des activités d'investissement va, nécessairement, quantifier la stratégie d'une telle entreprise, soit investissement ou désinvestissement. En présumant un résultat d'exploitation positif, cette partie toute seule ne serait, malheureusement, pas capable de nous indiquer si cette stratégie permet une création de valeur pour l'entreprise. L'analyste aurait besoin d'investiguer d'avantage d'autres parties pour compléter l'information.

4.2.5 Le flux de trésorerie disponible

Suite à la présentation des flux de trésorerie liés à l'exploitation ainsi que ceux liés à l'investissement, nous pouvons calculer le flux de trésorerie disponible (FTD) aussi connu comme *free cash flow (FCF)*. Le FTD peut être défini comme l'argent que l'entreprise est capable de générer, après avoir dépensé sur les activités qui font rouler l'entreprise, afin de payer la dette, distribuer des dividendes aux investisseurs et racheter des actions. Donc, c'est une mesure importante de la performance de l'entreprise, mais est un de plusieurs éléments à considérer lors de l'analyse des actions, les autres éléments étant : la marge de profit, la valeur nette, les capitaux propres ainsi que le bénéfice par action.

Quoique le FTD soit un élément important, une analyse plus approfondie de la provenance de ces fonds est nécessaire. Ceci est en observant les flux d'activités opérationnelles et d'investissement séparément.

Dans cette optique d'idées, il s'avère essentiel de comparer le résultat net aux flux de trésorerie disponible, d'où :

$$CF2 = \frac{\text{Flux de trésorerie disponible} - \text{Résultat net}}{\text{Actif total}} = 0.07$$

4.2.6 Le flux de trésorerie provenant des activités de financement

Les flux des activités de financement sont associés aux dettes et aux actions. Lorsque le flux est positif, l'entreprise contracte des emprunts ou augmente son capital, tandis que lorsque le flux est négatif, l'entreprise débourse pour remboursement d'emprunt ou rachat d'actions.

Afin de porter un jugement sur cette section, le seul fait d'observer le signe (positif ou négatif) n'est pas assez représentatif de la situation. Dans ce cas, il est nécessaire de tenir compte de plusieurs aspects, dont un est le cycle de vie de l'entreprise. Par exemple, il est vrai d'affirmer qu'une entreprise en croissance est en mode de dépenses, tandis qu'en maturité, il est normal d'observer un flux négatif, car l'entreprise est en situation stable et est en mesure de rembourser ses dettes contractées auparavant et racheter des actions pour augmenter la valeur de l'entreprise.

On peut, donc, présenter un ratio de *cash flow* qui reflète cette situation, soit le rachat d'actions par rapport au résultat net.

$$CF3 = -\frac{\text{Rachat d'actions}}{\text{Résultat net}} = 0.07$$

On s'attend à ce que plus qu'on s'approche à une détresse financière, plus que le rachat d'actions diminue. Mais, vu que le rachat d'actions est un flux négatif (argent

qui sort), on s'attend à ce que ce flux tend vers 0. Et donc, ce ratio augmente en présence du stress financier. D'où l'introduction d'un signe négatif devant le ratio.

On reporte, aussi, le taux d'intérêt par le chiffre d'affaire et on propose CF4.

$$CF4 = \frac{\text{Taux d'intérêt}}{\text{Chiffre d'affaires}}$$

On s'attend à ce que plus qu'on s'approche à une détresse financière, plus que la compagnie paye de l'intérêt. Mais, vu que le taux d'intérêt est un flux négatif (argent qui sort), on s'attend à ce que ce flux diminue. Et donc, le ratio en question diminue en présence du stress financier.

Un autre aspect à prendre en considération est la source de financement. L'entreprise peut procéder par contraction de dettes auprès des créanciers, par exemple les banques, ou plutôt se tourner vers les actionnaires. Chaque façon de procéder a des avantages et des inconvénients, mais il est important de savoir que le financement par dettes est plus risqué que par actionnaires.

De plus, il est important de se questionner sur la récurrence de financement. Une recherche de financement à chaque année indique une instabilité de l'entreprise et une incapacité à faire face à ses obligations, qui l'oblige à chercher de la trésorerie ailleurs, que ce soit auprès des créanciers ou des actionnaires.

Aussi, prenant en considérant le cycle de vie de l'entreprise, il s'avère utile de savoir la politique de dividende. A vrai dire, une entreprise en maturité est plus susceptible de verser des dividendes aux actionnaires, car elle est stable et bien établie. En effet, lorsque l'entreprise est en bonne santé financière et qu'elle a suffisamment de liquidités, elle peut se permettre de racheter des actions ou de verser des dividendes, en considérant que le mode de rémunération est basé sur des raisons fiscales.

On définit le flux de trésorerie disponible pour les actionnaires comme la différence entre le flux de trésorerie disponible et la somme des remboursements d'emprunt et les dividendes privilégiés. La trésorerie disponible aux actionnaires est, aussi, connue comme *free cash flow to equity (FCFE)*. Elle mesure l'argent pouvant être versé aux actionnaires après déductions des dépenses d'investissement et de remboursement d'emprunts.

Cette partie du bilan des flux de trésorerie met l'accent sur un autre ratio qui prend en considération le rachat d'action et les dividendes. On parle de CF5

$$CF5 = - \left(\frac{\text{Rachat d'action}}{\text{Trésorerie}} + \frac{\text{Dividendes}}{\text{Résultat net}} \right)$$

Même logique que CF3, on s'attend à ce que plus qu'on s'approche à une détresse financière, plus que le rachat d'actions et de dividendes diminue. Autrement dit, plus qu'une compagnie est stable et mature, plus qu'elle est apte à payer des dividendes à ses actionnaires, et vice versa. Mais, vu que le rachat d'actions et de dividendes est un flux négatif (argent qui sort), on s'attend à ce que ce flux tend vers 0. Et donc, ce ratio augmente en présence du stress financier. D'où l'introduction d'un signe négatif devant le ratio. Il est à noter que le montant calculé ne représente pas nécessairement le montant payé aux actionnaires car les nouveaux emprunts ne sont pas pris en considération dans cette formule.

La somme des trois flux de trésorerie, soit exploitation, investissement et financement permet de calculer le flux net de trésorerie et équivalent de trésorerie. On reporte, ainsi, cette valeur par l'actif total et on présente le ratio CF6.

$$CF6 = \frac{\text{Flux net de trésorerie et équivalent de trésorerie}}{\text{Actif total}} = 0.22$$

Par la suite, on reporte la dernière ligne du tableau de flux de trésorerie (TAB4) qui correspond à la trésorerie et équivalents de trésorerie à la clôture. Contrairement

aux flux, cette variable correspond au *cash et équivalent du cash* disponible dans l'entreprise à la fin de chaque année. On divise, alors, cette ligne par l'actif total de la compagnie et on présente le ratio C1. Il est défini comme suit :

$$C1 = \frac{\text{Trésorerie et équivalent de trésorerie}}{\text{Actif total}} = 0.62$$

La ligne trésorerie n'est pas présente dans le TFT. Pourtant, cette variable s'avère nécessaire dans notre analyse. Elle mesure juste le *cash* à la clôture. On parle alors de C2 définie comme suit :

$$C2 = \frac{\text{Trésorerie}}{\text{Actif total}}$$

Ce choix méthodologique des ratios, considère des informations provenant des 3 constituants du tableau des flux de trésorerie.

Chapitre 5

Investigation empirique

On utilise le logiciel *Statistical Analysis System* (SAS) pour ses routines en fouille de données, estimation de modèles statistiques et pour son langage de programmation qui permet d'automatiser les tâches. Notre programme qui contient près de 3700 lignes de code est très flexible. Il gère les bases de données Compustat, Bankruptcydata et CRSP. Aussi, il estime tous les modèles possibles à k ratios parmi N . Il analyse également des modèles d'une façon individuelle, les compare soit deux à deux, soit avec les modèles de Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980), Zmijewski (1984), Shumway (2001) et Chava-Jarrow (2004). En outre, il permet des analyses où les compagnies en faillite sont observées l ($l > 0$) années avant la faillite. Il permet aussi des analyses avec ou sans secteur financier et valeurs extrêmes. Il englobe différentes méthodes d'échantillonnage comme celles Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) et Shumway (2001). Il considère aussi différentes périodes dans le but d'inclure ou d'exclure les crises financières lors de l'analyse. En plus, il implémente le modèle logit ou probit avec les différentes approches de régression, soit *standard*, *forward*, *backward* et *step-by-step*. Finalement, il mesure la perfection dans l'échantillon ou hors échantillon y compris la méthode de *Cross-validation*.

5.1 Paramètre de flexibilité

Notre choix est structuré comme suit :

- On prévoit la faillite 2 ans, 3 ans, 4 ans et 5 ans avant la faillite.
- On exclut les firmes ayant des fonds propres négatifs
- On exclut toutes les compagnies du secteur financier.
- On considère la méthode d'échantillonnage d'Altman (1968)

- On considère la période 2002-2014 dans Compustat. Ce choix est fixé selon la loi imposée par l'FASB sur les compagnies publiques. Cette loi nécessite la divulgation de l'information du TFT.
- On estime nos coefficients à partir d'un modèle logit standard.

5.2 Résultats

On prend les 10 ratios classiques et les 8 ratios de cash-flow expliqués précédemment. Ensuite, on fait toutes les combinaisons possibles de 5 ratios parmi 18. On obtient, donc, 8568 modèles.

On rappelle que notre choix de modèle est basé sur les étapes suivantes : 1- on garde que les modèles globalement significatives, 2- les variables significatifs ont le bon signe et 3- on ordonne les candidats viables (obtenus suite aux étapes 1 et 2) via le critère de performance ROC hors échantillon (Cross-Validation).

- **2 ans avant la faillite :**

Le tableau suivant présente quelques statistiques descriptives sur les deux groupes de firmes.

TAB 6 – Statistique descriptive 2 ans avant la faillite

	Saine						Faillite					
	N	Mean	Std	Q1	Q2	Q3	N	Mean	Std	Q1	Q2	Q3
E6	43	0,99	0,98	0,36	0,68	1,43	43	1,21	0,9	0,38	1,15	1,73
R4	43	-0,1	0,4	-0,14	0	0,05	43	-0,21	0,34	-0,28	-0,15	-0,02
R6	43	-0,02	0,15	-0,12	0,05	0,08	43	-0,1	0,17	-0,21	-0,06	0,02
CF2	43	-0,02	0,43	-0,19	-0,04	0,05	43	0,16	0,37	-0,02	0,06	0,29
CF4	43	-0,02	0,02	-0,03	-0,01	0	43	-0,03	0,04	-0,04	-0,01	0

D'après le tableau 6, la moyenne dans l'échantillon des ratios de rotation E6, de cash-flow CF2 sont supérieures chez les compagnies en faillite observées deux ans avant la faillite. Ce résultat est contre intuitif : une compagnie en faillite peut vendre avec des bas prix pour rembourser ses dettes, et peut se trouver en excès de liquidité. Les moyennes dans l'échantillon des ratios R4, R6 et CF4 sont supérieures chez les compagnies saines que chez les compagnies en faillite. Le ratio de rentabilité R6 peut discriminer entre les compagnies saines et les compagnies en faillite. En effet, les compagnies saines sont plus rentables que les compagnies en faillite.

Les étapes 1 à 3 donnent le meilleur modèle viable (étapes 1 à 2) suivant :

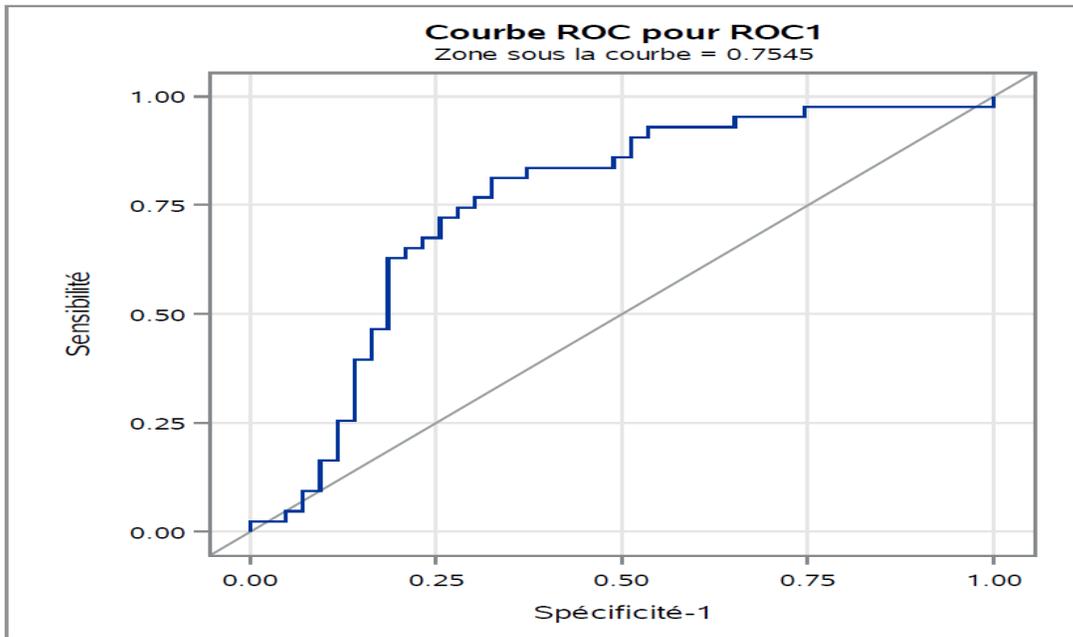
TAB 7 – Test de significativité partielle pour le 1^{er} modèle 2 ans avant la faillite

Paramètre	DDL	Estimation	Erreur type	Khi-2 de Wald	Pr > Khi-2
Intercept	1	-1,5602	0,6151	6,4329	0,0112
E6	1	0,7642	0,3247	5,5384	0,5186
R4	1	-5,3266	1,9667	7,3358	0,0068
R6	1	-8,329	2,4377	11,674	0,0006
CF2	1	-5,2042	1,7558	8,7856	0,4003
CF4	1	-33,8937	12,1636	7,7646	0,0053

D'après le tableau 7, les ratios R4, R6 et CF4 sont partiellement significatifs au seuil de significativité de 5%. Les ratios E6 et CF2 ne sont pas significatifs. La probabilité de défaut augmente lorsque les ratios de rotation et de cash-flow diminuent.

D'après la figure 2 suivante, le 1^{er} modèle obtenu, avec un horizon de 2 ans avant la faillite, présente une aire de 0.7545 en dessus de la courbe. Ce modèle a un bon pouvoir prédictif.

FIG 2 – Courbe ROC pour le 1^{er} modèle 2 ans avant la faillite



Pour compléter l'analyse, on présente le tableau de contingence suivant :

TAB 8 – Performance de la prévision pour le 1^{er} modèle 2 ans avant la faillite

Y / \hat{Y}	1	0	Marginale Y
1	36 $\frac{36}{43} = 83.72\%$	7 $\frac{7}{43} = 16.28\%$	43 $\frac{43}{86} = 50\%$
0	17 $\frac{17}{43} = 39.53\%$	26 $\frac{26}{43} = 60.47\%$	43 $\frac{43}{86} = 50\%$
Marginale \hat{Y}	53 $\frac{53}{86} = 61.63\%$	33 $\frac{33}{86} = 38.37\%$	86 100%

Le tableau 8 permet de mesurer la performance de prévision. Les proportions dans l'échantillon de bonne affectation sont de $\frac{26+36}{86} = 72.1\%$. De même, la proportion dans l'échantillon de mauvaise affectation est de $\frac{7+17}{86} = 27.9\%$. Soit 16.28 % erreur type1 et 39.53% erreur type2.

Il est toujours préférable d'avoir une erreur de type1 moins qu'une erreur de type2. C'est-à-dire, il est mieux de classer une compagnie saine comme étant en faillite que classer une compagnie en faillite comme étant saine.

On rappelle qu'un modèle viable est un modèle globalement significatif dont les variables explicatives partiellement significatives ont le signe attendu. Le meilleur modèle viable contient un mix entre ratios classiques et ratios de trésorerie.

- **3 ans avant la faillite :**

D'après le tableau 9, la moyenne dans l'échantillon du ratio de cash-flow CF6 est positive chez les compagnies saines et négative chez les compagnies en faillite avec un horizon de 3 ans avant la faillite. En plus son écart type est faible (0.21 vs .18). Cette variable permet bien de discriminer entre les deux groupes.

Le 1^{er} modèle ne contient que 3 ratios partiellement significatifs (Tab10). Il présente une aire de 0.6770 en dessus de la courbe (FIG3) qui est moins que celle obtenue lors d'une prévision 2 ans avant la faillite. Les proportions dans l'échantillon de bonne affectation sont de $\frac{49+39}{134} = 65.7\%$ (TAB 11).

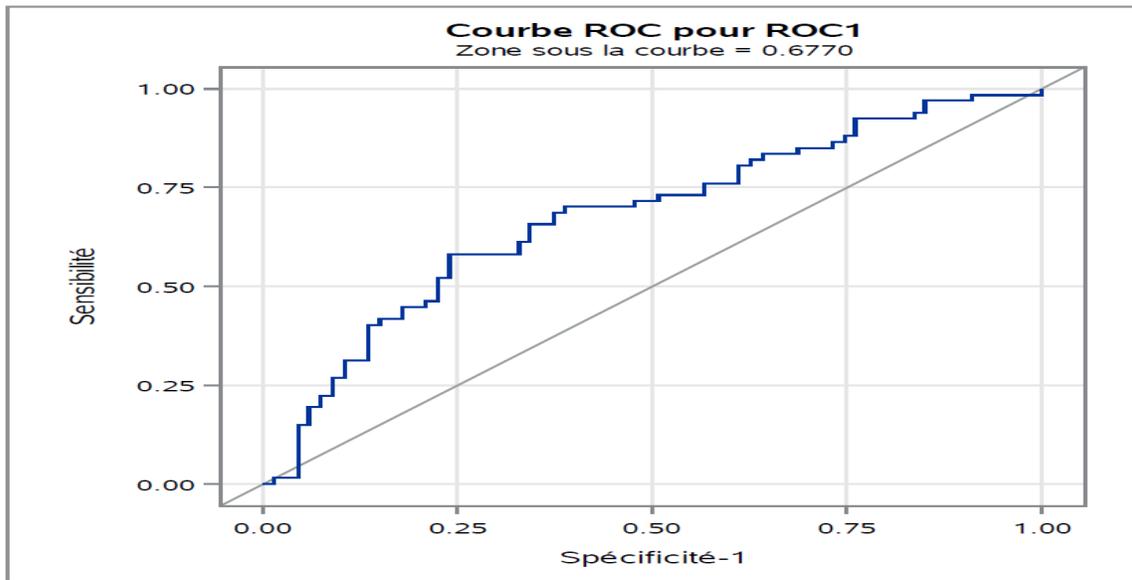
TAB 9 – Statistique descriptive pour le 1^{er} modèle 3 ans avant la faillite

	Saine						Faillite					
	N	Mean	Std	Q1	Q2	Q3	N	Mean	Std	Q1	Q2	Q3
L1	67	2,31	1,96	1	1,71	2,8	67	2,83	3,42	1,09	1,55	2,67
E6	67	0,99	0,93	0,32	0,69	1,49	67	1,2	1,02	0,39	0,98	1,8
D1	67	-0,47	0,23	-0,68	-0,43	-0,28	67	-0,55	0,26	-0,76	-0,52	-0,37
M4	67	9,82	19,66	1,06	2,32	10,06	67	4,29	14,62	0,28	0,73	2,29
CF6	67	0,02	0,21	-0,03	0,01	0,09	67	-0,04	0,18	-0,05	0	0,01

TAB 10 – Test de significativité partielle pour le 1^{er} modèle 3 ans avant la faillite

Paramètre	DDL	Estimation	Erreur type	Khi-2 de Wald	Pr > Khi-2
Intercept	1	-2,2546	0,7485	9,0735	0,0026
L1	1	-0,2618	0,0883	8,7871	0,003
E6	1	0,3554	0,2086	2,9026	0,0884
D1	1	-2,5499	1,011	6,3608	0,0117
M4	1	-0,0182	0,0149	1,4901	0,2222
CF6	1	-2,4431	1,0724	5,1899	0,0227

FIG 3 – Courbe ROC pour le 1^{er} modèle 3 ans avant la faillite



TAB 11 – Performance de la prévision pour le 1^{er} modèle 3 ans avant la faillite

Y / \hat{Y}	1	0	Marginale Y
1	39 $\frac{39}{67} = 58.21\%$	28 $\frac{28}{67} = 41.79\%$	67 $\frac{67}{134} = 50\%$
0	18 $\frac{18}{67} = 26.87\%$	49 $\frac{49}{67} = 73.13\%$	67 $\frac{67}{134} = 50\%$
Marginale \hat{Y}	57 $\frac{57}{134} = 42.54\%$	77 $\frac{77}{134} = 57.46\%$	134 100%

Le meilleur modèle viable contient un mix entre ratios classiques et ratios de trésorerie.

- **4 ans avant la faillite :**

D'après le tableau 12, la moyenne dans l'échantillon du ratio de cash C1 est élevée chez les compagnies saines et faible chez les compagnies en faillite avec un horizon de 4 ans avant la faillite. En plus son écart type est faible (0.26 vs 0.21). Cette variable permet bien de discriminer entre les deux groupes.

Le 1^{er} modèle ne contient que 3 ratios partiellement significatifs (Tab13). Il présente une aire de 0.7276 en dessus de la courbe (FIG4). Les proportions dans l'échantillon de bonne affectation sont de $\frac{55+43}{144} = 68.1\%$ (TAB 14).

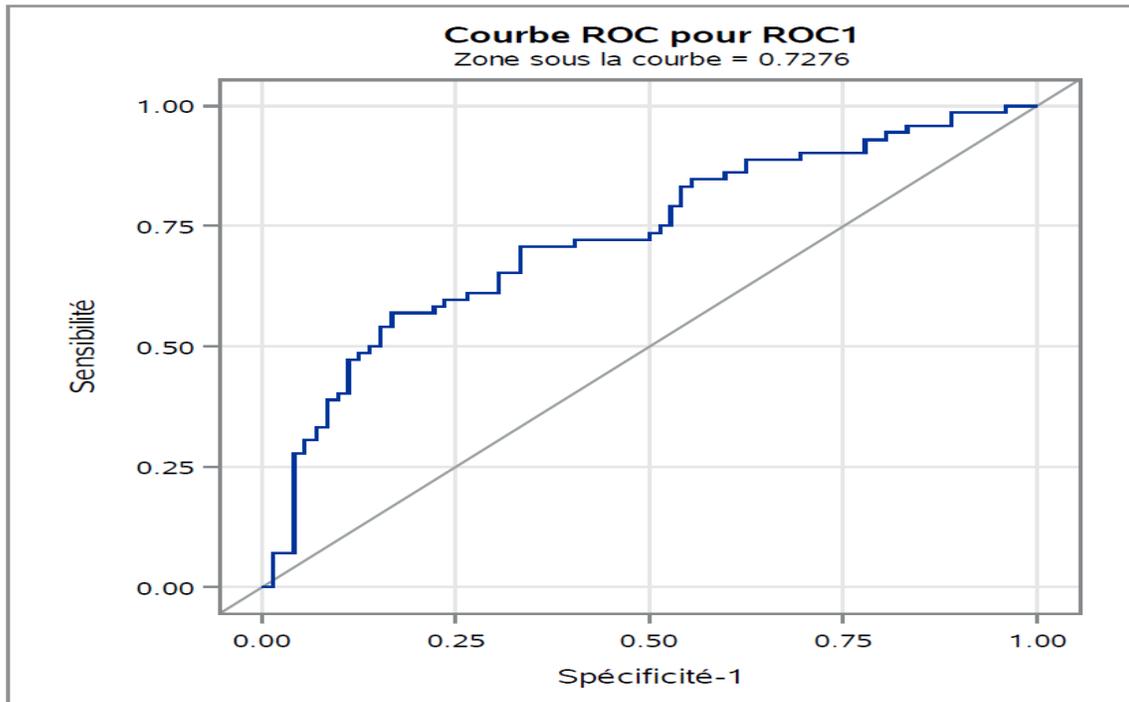
TAB 12 – Statistique descriptive pour le 1^{er} modèle 4 ans avant la faillite

	Saine						Faillite					
	N	Mean	Std	Q1	Q2	Q3	N	Mean	Std	Q1	Q2	Q3
L1	72	0,22	0,29	0,01	0,19	0,43	72	0,23	0,23	0,08	0,2	0,4
E6	72	-1,86	2,62	-2,16	-1,02	-0,35	72	-2,9	3,64	-3,82	-1,57	-0,66
D1	72	23,39	78,78	1,02	3,44	13,97	72	3,65	10,82	0,3	0,86	2,06
M4	72	-0,02	0,04	-0,03	-0,01	0	72	-0,04	0,1	-0,04	-0,01	0
CF6	72	0,26	0,26	0,05	0,14	0,39	72	0,17	0,21	0,03	0,08	0,21

TAB 13 – Test de significativité partielle pour le 1^{er} modèle 4 ans avant la faillite

Paramètre	DDL	Estimation	Erreur type	Khi-2 de Wald	Pr > Khi-2
Intercept	1	-0,4233	0,3665	1,3341	0,2481
L4	1	3,8039	1,1247	11,4395	0,60007
D2	1	-0,171	0,072	5,6391	0,0176
M4	1	-0,0521	0,0214	5,9283	0,0149
CF4	1	-3,8071	2,8272	1,8133	0,1781
C1	1	-2,7689	1,1382	5,9185	0,015

FIG 4 – Courbe ROC pour le 1^{er} modèle 4 ans avant la faillite



TAB 14 – Performance de la prévision pour le 1^{er} modèle 4 ans avant la faillite

Y / \hat{Y}	1	0	Marginale Y
1	43 $\frac{43}{72} = 59.72\%$	29 $\frac{29}{72} = 40.28\%$	72 $\frac{72}{144} = 50\%$
0	17 $\frac{17}{72} = 23.61\%$	55 $\frac{55}{72} = 76.39\%$	72 $\frac{72}{144} = 50\%$
Marginale \hat{Y}	60 $\frac{60}{144} = 42.54\%$	84 $\frac{84}{144} = 57.46\%$	144 100%

Le meilleur modèle viable contient un mix entre ratios classiques et ratios de trésorerie.

- **5 ans avant la faillite :**

D'après le tableau 15, la moyenne dans l'échantillon du ratio R6 est négative pour les deux groupes. Elle est plus élevée chez les compagnies saines que chez les compagnies en faillite avec un horizon de 5 ans avant la faillite. En plus son écart type est faible (0.61 vs 0.29).

Le 1^{er} modèle ne contient que 3 ratios partiellement significatifs (Tab16). Il présente une aire de 0.6592 en dessus de la courbe (FIG5). Les proportions dans l'échantillon de bonne affectation sont de $\frac{40+50}{140} = 64.3 \%$ (TAB 17).

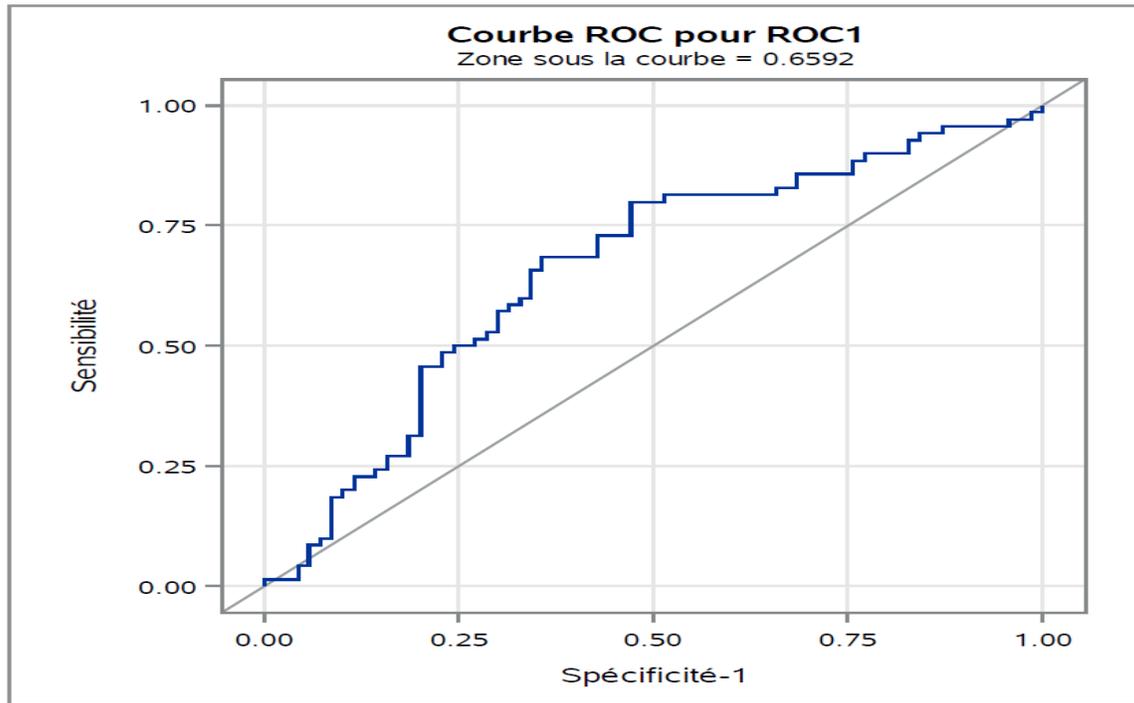
	Saine						Faillite					
	N	Mean	Std	Q1	Q2	Q3	N	Mean	Std	Q1	Q2	Q3
L1	70	0,24	0,31	0,07	0,24	0,46	70	0,24	0,29	0,03	0,22	0,43
E6	70	-0,06	0,61	-0,1	0,05	0,14	70	-0,13	0,29	-0,24	-0,01	0,05
D1	70	-4,03	26,67	-0,71	0,01	0,15	70	-1,4	3,35	-1,14	-0,16	0,14
M4	70	-0,07	0,31	-0,2	-0,07	0,07	70	0,06	0,26	-0,06	0,02	0,16
CF6	70	0,25	0,23	0,06	0,16	0,38	70	0,22	0,25	0,04	0,12	0,34

TAB 15 – Statistique descriptive pour le 1^{er} modèle 5 ans avant la faillite

TAB 16 – Test de significativité partielle pour le 1^{er} modèle 5 ans avant la faillite

Paramètre	DDL	Estimation	Erreur type	Khi-2 de Wald	Pr > Khi-2
Intercept	1	0,2266	0,2586	0,7678	0,3809
L4	1	1,3848	0,9266	2,2333	0,1351
R6	1	-2,4857	0,9923	6,2749	0,0122
R9	1	-0,0671	0,0319	4,4199	0,0355
CF2	1	-1,6534	0,7628	4,698	0,5302
C1	1	-2,461	1,1671	4,4466	0,035

FIG 5 – Courbe ROC pour le 1^{er} modèle 5 ans avant la faillite



TAB 17 – Performance de la prévision pour le 1^{er} modèle 5 ans avant la faillite

Y / \hat{Y}	1	0	Marginale Y
1	50 $\frac{50}{70} = 71.43\%$	20 $\frac{20}{70} = 28.57\%$	70 $\frac{70}{140} = 50\%$
0	30 $\frac{30}{70} = 42.86\%$	40 $\frac{40}{70} = 57.14\%$	70 $\frac{70}{140} = 50\%$
Marginale \hat{Y}	80 $\frac{80}{140} = 57.14\%$	60 $\frac{60}{140} = 42.86\%$	140 100%

Le meilleur modèle viable contient un mix entre ratios classiques et ratios de trésorerie.

Chapitre 6

Conclusion

Depuis 2002, les variables de flux de trésorerie sont divulguées obligatoirement par les compagnies publiques. L'objectif de ce mémoire est de montrer que les ratios de flux de trésorerie complètent les ratios classiques pour prévoir la faillite corporative.

On a expérimenté sur des données nord-américaines à l'aide du modèle logit et l'échantillonnage d'Altman (1968) qui préconise un appariement un pour un durant la période 2002-2014.

Notre choix de modèle est basé sur les étapes suivantes : 1- on garde que les modèles globalement significatifs, 2- les variables significatives ont le bon signe et 3- on ordonne les candidats viables (obtenus suite aux étapes 1 et 2) via le critère de performance ROC hors échantillon (Cross-Validation). Notre investigation empirique montre que le meilleur modèle présente un mix de ratios classiques et ratios de flux de trésorerie parmi les modèles viables.

Les points à améliorer au niveau de ce travail consistent à voir si les résultats présentés restent robustes par rapport à différents paramètres de flexibilités : 1- échantillonnage, 2- valeurs extrêmes, 3- nombre de variables explicatives, 4- critères de performances et 5- nombre de modèles viables. Ensuite, il est préférable d'introduire une structure de dépendance viable sur les observations sérielles d'une même compagnie pour traiter le même problème dans le cadre de données de Panel.

Bibliographie

1. Agarwal, Vineet, and Richard Taffler. "Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models." *Journal of Banking & Finance* 32.8 (2008): 1541-1551.
2. Alkhatib, Khalid, and Ahmad Eqab Al Bzour. "Predicting corporate bankruptcy of Jordanian listed companies: Using Altman and Kida models." *International Journal of Business and Management* 6.3 (2011): 208.
3. Altman, Edward I. "Corporate distress prediction models in a turbulent economic and Basel II environment." (2002).
4. Altman, Edward I. "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy." *The journal of finance* 23.4 (1968): 589-609.
5. Amemiya, T. (1975). Qualitative response models. In *Annals of Economic and Social Measurement*, Volume 4, number 3 (pp. 363-372).
6. Amemiya, T. (1985), *Advanced Econometrics*, Harvard University Press, Cambridge.
7. Bauer, Julian, and Vineet Agarwal. "Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test." *Journal of Banking & Finance* 40 (2014): 432-442.
8. Beaver, William H. "Financial ratios as predictors of failure." *Journal of accounting research* (1966): 71-111.
9. Berkovitch, Elazar, and Ronen Israel. "The bankruptcy decision and debt contract renegotiations." *European Finance Review* 2.1 (1998): 1-27.
10. Bharath, Sreedhar T., and Tyler Shumway. "Forecasting default with the Merton distance to default model." *Review of financial studies* 21.3 (2008): 1339-1369.
11. Bishop, Christopher M. "Novelty detection and neural network validation." *IEE Proceedings-Vision, Image and Signal processing* 141.4 (1994): 217-222.
12. Black, F., & Cox, J. C. (1976). Valuing corporate securities: Some effects of bond indenture provisions. *The Journal of Finance*, 31(2), 351-367.

13. Black, Fischer, and Myron Scholes. "The pricing of options and corporate liabilities." *Journal of political economy* 81.3 (1973): 637-654.
14. Boyer, M. and C. Boutet. *Gestion financière*, 4th edition (2016). Traduction of Ross et al. (2010).
15. Campbell, John Y., Jens Hilscher, and Jan Szilagyi. "In search of distress risk." *The Journal of Finance* 63.6 (2008): 2899-2939.
16. Chandra, D. Karthik, Vadlamani Ravi, and Indranil Bose. "Failure prediction of dotcom companies using hybrid intelligent techniques." *Expert Systems with Applications* 36.3 (2009): 4830-4837.
17. Chava, Sudheer, and Robert A. Jarrow. "Bankruptcy prediction with industry effects." *Review of Finance* 8.4 (2004): 537-569.
18. Chen, Liang-Hsuan, and Huey-Der Hsiao. "Feature selection to diagnose a business crisis by using a real GA-based support vector machine: An empirical study." *Expert Systems with Applications* 35.3 (2008): 1145-1155.
19. Cox, David Roxbee, and David Oakes. *Analysis of survival data*. Vol. 21. CRC Press, 1984.
20. Das, Sanjiv R., Paul Hanouna, and Atulya Sarin. "Accounting-based versus market-based cross-sectional models of CDS spreads." *Journal of Banking & Finance* 33.4 (2009): 719-730.
21. Dimitras, Augustinos I., Stelios H. Zanakakis, and Constantin Zopounidis. "A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications." *European Journal of Operational Research* 90.3 (1996): 487-513.
22. Edmister, Robert O. "Commission cost structure: Shifts and scale economies." *The Journal of Finance* 33.2 (1978): 477-486.
23. El Khoury, Rim, and Roy Al Beaïno. "Classifying manufacturing firms in Lebanon: An application of Altman's model." *Procedia-Social and Behavioral Sciences* 109 (2014): 11-18.
24. Fan, Alan, and Marimuthu Palaniswami. "Selecting bankruptcy predictors using a support vector machine approach." *Neural Networks, 2000. IJCNN 2000, Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on*. Vol. 6. IEEE, 2000.

25. Fitzpatrick, P. (1932). A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies.
26. Fletcher, Desmond, and Ernie Goss. "Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data." *Information & Management* 24.3 (1993): 159-167.
27. Frydman, Halina, Edward I. Altman, and DUEN-LI KAO. "Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress." *The Journal of Finance* 40.1 (1985): 269-291.
28. Geske, R. (1979). The valuation of compound options. *Journal of financial economics*, 7(1), 63-81.
29. Gourieroux, C. (1989). *Économétrie des variables qualitatives*, Economica, 2 e édition, Paris.
30. Greene, W.H. (2012). *Econometric Analysis*. Prentice Hall, 7e edition, Boston.
31. Grice, John Stephen, and Michael T. Dugan. "The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researcher." *Review of Quantitative Finance and Accounting* 17.2 (2001): 151-166.
32. Grice, John Stephen, and Robert W. Ingram. "Tests of the generalizability of Altman's bankruptcy prediction model." *Journal of Business Research* 54.1 (2001): 53-61.
33. Gujarati, D. N. (1988). *Basic Econometrics*, New York: McGraw-Hill.
34. Härdle, Wolfgang Karl, and Léopold Simar. *Applied multivariate statistical analysis*. Springer Science & Business Media, 2012.
35. Hillegeist, Stephen A., et al. "Assessing the probability of bankruptcy." *Review of accounting studies* 9.1 (2004): 5-34.
36. Hillier, D. J., Ross, S. A., Westerfield, R. W., Jaffe, J., & Jordan, B. D. (2010). *Corporate finance*. McGraw Hill.
37. Jo, Hongkyu, Ingoo Han, and Hoonyoung Lee. "Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis." *Expert Systems with Applications* 13.2 (1997): 97-108.
38. Johnsen, T., and Melicher, R. W. (1994). Predicting corporate bankruptcy and financial distress: Information value added by multinomial logit models. *Journal of Economics and Business*, 46(4), 269-286.

39. Kumar, P. Ravi, and Vadlamani Ravi. "Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques—A review." *European journal of operational research* 180.1 (2007): 1-28.
40. Lang, Larry HP, and René M. Stulz. "Contagion and competitive intra-industry effects of bankruptcy announcements: An empirical analysis." *Journal of financial economics* 32.1 (1992): 45-60.
41. Le Maux, Julien; *Analyse financière*, Chenelière Éducation, 2014, 296 p.
42. Leland, H. E. (1994). Corporate debt value, bond covenants, and optimal capital structure. *The journal of finance*, 49(4), 1213-1252.
43. Leland, H. E., & Toft, K. B. (1996). Optimal capital structure, endogenous bankruptcy, and the term structure of credit spreads. *The Journal of Finance*, 51(3), 987-1019.
44. Li, Hui, and Jie Sun. "Gaussian case-based reasoning for business failure prediction with empirical data in China." *Information Sciences* 179.1 (2009): 89-108.
45. Li, Hui, and Jie Sun. "Ranking-order case-based reasoning for financial distress prediction." *Knowledge-Based Systems* 21.8 (2008): 868-878.
46. Li, June, and Reza Rahgozar. "Application of the Z-score model with consideration of total assets volatility in predicting corporate financial failures from 2000-2010." *Journal of Accounting and Finance* 12.2 (2012): 11-19.
47. Li, Zhiyong, Jonathan Crook, and Galina Andreeva. "*Chinese companies distress prediction: an application of data envelopment analysis.*" *Journal of the Operational Research Society* 65.3 (2014): 466-479.
48. Lloyd, Chris J. "Using smoothed receiver operating characteristic curves to summarize and compare diagnostic systems." *Journal of the American Statistical Association* 93.444 (1998): 1356-1364.
49. Luoma, M., and E. K. Laitinen. "Survival analysis as a tool for company failure prediction." *Omega* 19.6 (1991): 673-678.
50. Maksimovic, Vojislav, and Gordon Phillips. "Asset efficiency and reallocation decisions of bankrupt firms." *The Journal of Finance* 53.5 (1998): 1495-1532.
51. Martin, Daniel. "Early warning of bank failure: A logit regression approach." *Journal of banking & finance* 1.3 (1977): 249-276.

52. Marzban, Caren. "Scalar measures of performance in rare-event situations." *Weather and Forecasting* 13.3 (1998): 753-763.
53. Merton, Robert C. "On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates." *The Journal of finance* 29.2 (1974): 449-470.
54. Nam, Chae Woo, et al. "Bankruptcy prediction using a discrete-time duration model incorporating temporal and macroeconomic dependencies." *Journal of Forecasting* 27.6 (2008): 493-506.
55. Nur Ozkan-Gunay, E., and Mehmed Ozkan. "Prediction of bank failures in emerging financial markets: an ANN approach." *The Journal of Risk Finance* 8.5 (2007): 465-480.
56. Ohlson, James A. "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy." *Journal of accounting research* (1980): 109-131.
57. Pepe, Margaret Sullivan. "An interpretation for the ROC curve and inference using GLM procedures." *Biometrics* 56.2 (2000): 352-359.
58. Ramsey, F. P. *The Foundations of Mathematics and Other Logical Essays* (New York, NY: Harcourt, Brace, 1931).
59. Serrano-Cinca, Carlos. "Self-organizing neural networks for financial diagnosis." *Decision Support Systems* 17.3 (1996): 227-238.
60. Shumway, Tyler. "Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model." *The Journal of Business* 74.1 (2001): 101-124.
61. Smith, Raymond Frank, and Arthur Henry Winakor. *Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations*. University of Illinois, 1935.
62. Stein, K. D. (2007). *Wrong Problem, Wrong Solution: How Congress Failed The American Consumer*. *Emory Bankruptcy Developments Journal*, 23(2), 619-646.
63. Stein, Roger M. "The relationship between default prediction and lending profits: Integrating ROC analysis and loan pricing." *Journal of Banking & Finance* 29.5 (2005): 1213-1236.
64. Taffler, Richard J. "Empirical models for the monitoring of UK corporations." *Journal of Banking & Finance* 8.2 (1984): 199-227.
65. Tam, Kar Yan, and Melody Y. Kiang. "Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions." *Management science* 38.7 (1992): 926-947.

66. Van Gestel, Tony, et al. "Bayesian kernel based classification for financial distress detection." *European journal of operational research* 172.3 (2006): 979-1003.
67. Vassalou, Maria, and Yuhang Xing. "Default risk in equity returns." *The Journal of Finance* 59.2 (2004): 831-868.
68. Wilson, Rick L., and Ramesh Sharda. "Bankruptcy prediction using neural networks." *Decision support systems* 11.5 (1994): 545-557.
69. Wu, Yanhui, Clive Gaunt, and Stephen Gray. "A comparison of alternative bankruptcy prediction models." *Journal of Contemporary Accounting & Economics* 6.1 (2010): 34-45.
70. Zmijewski, Mark E. "Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models." *Journal of accounting research* (1984): 59-82.