

**Les membres du jury qui ont évalué
ce mémoire ont demandé des
corrections mineures.**

2021

Memoire

SALAMATA KA | 11240457
SALAMATA KA

HEC MONTREAL

HEC MONTRÉAL

**Gestion du risque de crédit: Étude du modèle structurel de KMV pour
la prédiction du risque de défaut**

par

Salamata Ka

Salamata Ka

HEC Montréal

**Sciences de la gestion
(Spécialisation Finances)**

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

Décembre 2021
© Salamata Ka, 2021

Résumé

Le risque de crédit est l'un des types de risques dont la gestion importe beaucoup notamment pour les banques. Il désigne la probabilité que l'emprunteur ne soit pas en mesure de s'acquitter de ses obligations, qu'il fasse défaut et ne puisse pas payer le prêteur. Le risque de crédit a énormément été mentionné dans les différents accords de Bâle, et sa gestion constitue un élément primordial pour les banques, afin de réduire les pertes, mais aussi de prévoir les mesures à mettre en place, afin de réduire la probabilité que les pertes surviennent. Dans cette recherche nous avons décidé de nous pencher sur la gestion du risque de crédit par les banques, mais plus précisément sur l'utilisation d'un outil tel que le modèle structurel de KMV, afin de prévoir la probabilité de défaut des entreprises. De plus cette étude sera effectuée sur un intervalle de temps durant lequel est survenue la récente crise sanitaire. Nous allons également voir l'impact d'une telle crise sur les probabilités de défaut des entreprises.

Afin de procéder à l'étude, nous avons privilégié la méthode de KMV de Moody's. A cet effet, nous avons recensé des entreprises publiques cotées à la bourse TSX, nous procéderons à l'estimation des paramètres du modèle de KMV par la méthode itérative, et nous calculerons ensuite les distances au défaut, afin d'analyser comment celles-ci ont évolué durant la crise sanitaire de 2020 et dans quelle mesure les banques peuvent se protéger en vue d'améliorer leur performance.

Mots clés : KMV, Moody's, Merton, Black-Scholes, Risque de crédit, obligations, probabilité de défaut, capital, performance bancaire.

Méthodes de recherche : Étude basée sur la méthode de KMV, pour évaluer la probabilité de défaut. Le modèle est alors mis en application à l'aide d'entreprises publiques cotées à la bourse TSX.

Abstract

Credit risk is one of the key risks that needs to be managed, especially for banks. It designates the probability that the borrower will not be able to meet his obligations. Credit risk has been mentioned extensively in the various Basel agreements. In this research we decided to focus on the use of a specific tool such as the KMV structural model in order to predict the probability of default of companies. In addition, this study will be carried out over a period of time during which the recent pandemic crisis occurred. It will, then, be a question of seeing the impact of such crisis on the probability of default of companies.

In order to carry out the study, we chose Moody's KMV method. We have identified public companies listed on the TSX stock exchange .We estimated the parameters of the KMV model using an iterative approach, and then we calculated the distance to default in order to see how they evolved during the pandemic crisis and how banks can protect themselves to improve their performance.

Keywords: KMV, Moody's, Merton, Black-Scholes, Credit risk, bonds, probability of default, capital, bank's performance.

Research methods: Study based on the KMV method, to assess the probability of default. The model is then implemented using public companies listed on the TSX stock exchange.

Table des matières

Résumé	iii
Abstract	v
Table des matières	vii
Liste des tableaux et des figures	ix
Liste des abréviations	xi
Avant-propos	xiii
Remerciements	xv
Introduction	1
Revue de la littérature	2
1. Littérature autour de la distance au défaut	2
2. Littérature autour du risque de crédit	7
a. Le risque de crédit dans le cadre de l'accord de Bâle	9
b. Les facteurs déterminants du risque de crédit	11
c. Mécanismes pour réduire le risque de crédit	13
Chapitre 1 : Mesures du risque de Crédit	
1. Identification du risque de crédit	15
2. Evaluation du risque de crédit	15
a. Analyse financière	16
b. Rating et scoring	16
c. La Valeur à risque	21
d. Modèle(s) d'intensité	22
e. Modèle Creditmetrics de JPMorgan	23
3. Les dérivés de crédit-transfert du risque	25
Chapitre 2 : Modèle de KMV	
1. Modèle de Merton	27
2. Présentation du modèle de KMV et hypothèses	31
3. Modélisation de la distance au défaut et de la probabilité de défaut	34
Chapitre 3 : Etude à l'aide de la méthode de KMV	
1. Présentation des données	35
2. Détermination des paramètres à l'aide de la méthode itérative	36
3. Calcul des distances au défaut	40

4. Statistiques descriptives et tests statistiques	40
a. Statistiques descriptives	
b. Représentation de la distance au défaut	45
c. Tests de différences des moyennes	49
d. Régression	52
Chapitre 4 : Résultats et analyses	57
Conclusion	62
Bibliographie	69
Annexes	i

Liste des tableaux

Tableau1.1 : Modèles Z-score d'Altman

Tableau1.2 : Principe de la Valeur à risque (VAR)

Tableau 1.3.1 : Liste des secteurs retenus pour l'étude

Tableau 1.3.2. : Tableau de l'estimation des sigmas par convergence pour le secteur de consommation cyclique

Tableau 4.1.1 : Tableau des statistiques descriptives de toutes les entreprises pour la capitalisation boursière

Tableau 4.1.2. : Tableau des statistiques descriptives de tous les secteurs et de l'échantillon total pour la capitalisation boursière

Tableau 4.1.3. : Tableau des statistiques descriptives pour l'effet de levier du marché de toutes les entreprises

Tableau 4.1.4 : Tableau des statistiques descriptives de tous les secteurs et de l'échantillon total (effet de levier du marché)

Tableau 2.1.1 : Tableau des moyennes pondérées par capitalisation boursière pour la distance au défaut

Tableau 2.1.2 : Tableau des moyennes équipondérées pour la distance au défaut

Tableau2.1.3 : Tableau2.1.3 : Test de différence des moyennes (moyenne equipondérée) de la distance au défaut pour les neuf (9) secteurs et pour l'échantillon total

Tableau2.1.4 : Test de moyenne (moyenne pondérée par capitalisation boursière) de la distance au défaut pour les neuf (9) secteurs et pour l'échantillon total

Tableau 3.1.1: Tableau de la dégradation et de l'amélioration de la distance au défaut

Tableau3.1.2 : Tableau des données utilisées pour la régression de l'amélioration de la distance au défaut (DD)

Tableau3.1.3 : Régression portant sur l'amélioration de la distance au défaut post-crise

Liste des figures

Fig 1.2: Schéma d'un CDS (Credit Default Swap)

Fig 1.3 : Schéma simple de représentation de titrisation

Fig 2.1. : Schéma de représentation du modèle de KMV - similitude avec un call ou option d'achat de prix d'exercice D

Fig 4.1.1 : Histogrammes de la capitalisation boursière pour toutes les firmes

Fig 4.1.2 : Sigma estimé pour chaque secteur et pour l'échantillon total

Fig 4.1.3 : Mu estimé pour chaque secteur et pour l'échantillon total

Fig 4.1.4 : Évolution de la distance au défaut pour l'échantillon complet

Fig 4.1.5: Représentation de la distance au défaut des secteurs les plus solides

Fig 4.1.6 : Représentation de la distance au défaut des secteurs intermédiaires

Fig4.1.7: Représentation de la distance au défaut des secteurs les moins solides

Liste des abréviations

DD: Distance au défaut

DPT: Point de défaut

PD : Probabilité de défaut

LGD : Loss Given Default ou perte en cas de défaut

EAD : Exposure at Default ou exposition en cas de défaut

EL: Expected loss ou perte attendue

UL: Unexpected loss ou perte inattendue

CR+: CreditRisk+

CDS: Credit Default Swaps

CLN: Credit-Linked Notes

MBS: Mortgage-Backed Securities

CBO: Collateralized Bond obligation

B&S: Black & Scholes

Remerciements

Je tiens à remercier chaleureusement le professeur Pascal François, d'avoir accepté de me superviser dans la réalisation de ce travail, et dont les conseils ont été d'une aide précieuse. Son expertise, et le temps qu'il m'a accordé, m'ont permis de pouvoir mener à bien ce projet de recherche.

Je tiens à remercier chaleureusement mes parents qui à chaque étape de ma vie ont été présent pour me soutenir, m'épauler et m'accompagner. Je vous dois tout. J'adresse également mes remerciements à mes sœurs Diélia et Penda Awa ainsi qu'à toutes les personnes qui m'ont soutenu à chaque étape de ma vie et principalement dans la réalisation de ce mémoire.

Je tiens à adresser mes remerciements à Maodo Malick, qui m'a apporté de précieux conseils lors de la réalisation de ce mémoire.

Enfin, je remercie tous les professeurs que j'ai eu à rencontrer durant tout mon parcours académique, qui m'ont inculqué le savoir et m'ont permis d'en arriver là aujourd'hui

Introduction

Le risque de crédit constitue un terme très souvent utilisé et a longtemps suscité de nombreuses études. Il représente une épée de Damoclès pour les institutions financières. En effet, l'octroi de crédit représente une de leurs activités principales. De surcroît, les institutions financières, comme toute entreprise, ont pour objectif principal de maximiser leurs revenus et de minimiser les pertes. Or, l'octroi de crédit rime avec probabilité de défaut et donc du risque de non remboursement de la dette. Cette probabilité de défaut peut être accentuée avec la survenue de plusieurs facteurs qui peuvent être externes aux entreprises ou alors internes à celles-ci. Il est donc indispensable pour les institutions financières de mettre en place des moyens efficaces afin de faire face à ce risque et de pouvoir se protéger des pertes éventuelles énormes.

La performance de la banque va donc passer par une gestion du risque de crédit efficace. Nous étudierons les moyens par lesquels le risque de crédit peut être mesuré et contrôlé par les banques. Nous utiliserons en l'occurrence le modèle KMV, qui constitue un outil de mesure qui permet de déterminer les probabilités de défaut des entreprises. Cet outil sera appliqué à un échantillon d'entreprises sur un intervalle de temps allant de janvier 2019 à septembre 2021. La gestion du risque de crédit comme nous le verrons, et comme l'a mentionné Armstrong et Fink (2006), est devenue plus efficace notamment avec la mise en place de nouvelles réglementations comme c'est le cas dans le cadre de l'accord de Bâle 2, qui dorénavant donne l'autorisation aux institutions financières de mettre en place leurs propres systèmes leur permettant de procéder à l'évaluation du risque de crédit.

Ainsi nous utiliserons la méthode de KMV appliquée aux entreprises sélectionnées.

Revue de la littérature

1. Littérature autour de la distance au défaut

a. Le modèle de Merton comme outil pour prédire le défaut

De nombreux papiers ont étudié la performance du modèle de KMV, afin de prédire de façon optimale la distance au défaut des entreprises et par conséquent leurs probabilités de défaut. C'est à cet effet que Bharath, et Shumway (2008), dans leur étude intitulée « Forecasting default with the Merton distance to default model », ont développé un modèle dit « naïf » afin de comparer les résultats obtenus avec ce modèle, et ceux obtenus avec le modèle proprement dit de KMV, afin de déterminer si le modèle de KMV est une méthode optimale pour prédire le risque de défaut des entreprises.

Dans le modèle qu'ils ont développé, ils examinent trois (3) hypothèses, dont la première est de savoir si le modèle de distance au défaut développé par Merton est un bon indicateur pour prédire le défaut. Lorsque les résultats obtenus dans leur modèle naïf de forme réduite permettent de faire de meilleures prédictions quant au défaut, cela voudrait dire que le modèle de Merton n'est pas une méthode efficiente pour prédire le défaut. La deuxième hypothèse, pour eux, consiste à vérifier si une statistique suffisante pour prédire le risque de défaut peut être obtenue sans utiliser le modèle de Merton. Enfin, la troisième hypothèse consiste à montrer que la solution du modèle de Merton est indispensable pour la prédiction du défaut.

Dans leur étude, ils testent ces trois (3) hypothèses à l'aide de cinq (5) méthodes. La première méthode consiste à mettre en place un modèle dit « naïf » très simple à calculer qui cependant imite la forme fonctionnelle de Merton. Une fois la probabilité pour le modèle naïf $\pi_{naïve}$ est calculée, ils vont alors la comparer à la probabilité de défaut du modèle de Merton π_{Merton} obtenue. Dans cette méthode le modèle de Merton est incorporé dans un modèle de risque qui prévoit les défauts de 1980 à 2003.

Dans la deuxième méthode, ils comparent la capacité de prévision à court terme et hors échantillon de π_{Merton} à celle de $\pi_{\text{naïve}}$.

Dans la troisième méthode, ils ont décidé de sélectionner plusieurs modèles alternatifs, ayant des calculs de probabilités du modèle de Merton légèrement différents, qu'ils comparent afin de prédire pour chacun d'eux leur capacité de prévision.

Ils ont ensuite examiné la capacité du modèle Merton DD à expliquer la probabilité de défaut impliquée dans les crédits default swaps. Enfin, ils ont procédé à une régression des écarts de rendements des obligations d'entreprises sur π_{Merton} , $\pi_{\text{naïve}}$ et d'autres variables.

Il est important de préciser que certains aspects différencient le modèle de défaut de Merton qu'ils testent dans leur recherche du modèle KMV réellement utilisé par Moody's. En effet, le modèle KMV dont Moody's est le propriétaire est une généralisation du modèle de Merton valable pour différentes classes et échéances de dettes. De plus, tandis que la recherche utilise la fonction de répartition de la loi normale pour convertir les distances au défaut, Moody's détient une base de données historique qui leur permet de calculer la distribution des changements de la distance au défaut pour ensuite en déduire les probabilités de défaut.

Finalement, les résultats de leur étude montrent que le modèle de Merton est un outil efficace pour prédire le défaut car la probabilité calculée à l'aide de ce modèle est une variable utile qui permet de prévoir les risques de défaut. Cependant, cette statistique à elle seule n'est pas suffisante.

b. La distance au défaut comme indicateur durant les périodes de crise

L'étude menée par Milne (2014) intitulée « Distance to default and the financial crisis » utilise les données de la crise financière de 2008-09 sur 41 plus grandes banques mondiales, afin de suivre l'évolution de la distance au défaut qui constitue une mesure standard du risque de crédit basée sur les données de marché. De plus, l'étude analyse les performances de la distance au défaut utilisée dans les modèles économétriques transversaux portant sur la performance du cours des actions bancaires.

Force est de constater que leur recherche a non seulement permis de répondre aux questions à savoir si la distance au défaut est utile comme indicateur pour la probabilité d'une future faillite bancaire ; mais aussi de voir si cette même distance au défaut est plus performante en tant qu'indicateur prévisionnel que les mesures réglementaires et comptables du risque.

Dans une section méthodologique, les auteurs analysent la distance au défaut pour les plus grandes banques mondiales au cours de cette crise. Ensuite, ils procèdent à des tests économétriques de la capacité de la distance au défaut à prédire les problèmes durant la crise.

Ainsi, ils ont pu montrer qu'en se basant sur les informations disponibles en 2006 ou en 2007, la distance au défaut a peu de valeur prévisionnelle dans les régressions transversales des baisses des cours des actions ou alors des faillites bancaires. Cependant, lorsqu'on avance dans le temps et qu'on utilise les informations plus récentes du premier semestre de 2008, la distance au défaut est un prédicteur significatif de défaut pour cette période.

Les résultats de leur étude, nous amènent à dire que la distance au défaut peut être utile en tant qu'indicateur de défaillance uniquement lorsque la crise est imminente, ou alors dans un intervalle de temps court par rapport à l'évènement de crise. Selon eux, ceci fut le cas lorsqu'est survenue la crise des surprimes, car si plus d'attention avait été accordée à l'avertissement donné par la valeur négative de la distance au défaut à la fin du mois de juin 2007, les autorités auraient pu être en mesure de faire face aux circonstances très difficiles de septembre et octobre de cette année-là. Toujours dans le cadre de leur étude, ce qui en ressort, est que la prédiction de la faillite d'une banque peut s'avérer extrêmement difficile.

Dans le même cadre d'étude, Catherine Jessen et David Lando, dans leur papier de recherche intitulé « Robustness of distance-to-default », étudient l'efficacité de la distance au défaut comme outil pour classer les probabilités de défaut des entreprises. Pour se faire, ils analysent cet outil en présence d'une hausse de la valeur des actifs, ou alors de la volatilité stochastique. Les résultats qui découlent de leur étude montrent qu'il est

nécessaire de procéder à un ajustement de volatilité de la distance au défaut. De plus, ils ont tenté de déterminer laquelle des violations des hypothèses du modèle de Merton pourraient aboutir à un manque d'efficacité de la distance au défaut comme outil pour classer les probabilités de défaut des entreprises. Afin de tester l'habilité de la distance au défaut à procéder au classement, trois méthodes ont été ainsi utilisées. La première est surtout visuelle et fait intervenir les courbes CAP, la seconde utilise un test de significativité ROC et la dernière est basée sur une mesure de profitabilité pour les banques concurrentes qui utilisent des modèles dans les décisions d'octroi de crédits et dont la rentabilité est fonction de la précision de leur modèle par rapport à celles de leurs concurrentes. Cependant, concernant la dernière méthode, si les entreprises ont une volatilité stochastique concernant la valeur des actifs, il y a un plus grand avantage économique à passer à un modèle de notation de crédit plus puissant que la distance au défaut.

Enfin, les résultats ont montré que la distance au défaut est une mesure robuste pour classer les entreprises en fonction de leur risque de défaut dans la plupart des cas. Par contre, en présence de sauts importants dans le processus de valorisation des actifs, ou d'une volatilité stochastique des actifs, la performance de classement devient nettement plus faible comme le montre les courbes CAP qui sont à ce moment plus basses. Ignorer la volatilité stochastique conduit pour la plupart à une sous-estimation importante du risque de crédit des entreprises qui connaissent une faible volatilité des actifs au cours de la période d'estimation, mais qui sont susceptibles de connaître une augmentation significative de la volatilité future des actifs. Il serait alors judicieux de procéder à un ajustement de la volatilité à la distance au défaut traditionnelle, qui tient compte de la différence entre la volatilité actuelle des actifs et la valeur à long terme de cette volatilité. Ceci, de manière significative, améliore le classement du risque de défaut des entreprises lorsque le vrai modèle a une volatilité stochastique. Cependant, il montre moins de robustesse que la distance au défaut traditionnelle lorsque le vrai modèle a une volatilité constante ou des sauts dans la valeur des actifs.

2. Littérature autour du risque de crédit

Avant tout, il est primordial pour nous de définir certaines notions clés parmi lesquelles la notion de solvabilité. La solvabilité fait référence à la capacité d'une tierce personne ou d'une entreprise, de pouvoir s'acquitter de ses dettes, de ses obligations envers son prêteur. En effet, le risque de crédit est le risque de non-paiement par l'emprunteur. Connaître la solvabilité du partenaire commercial est un élément indispensable quant à la décision d'octroyer un crédit à ce dernier. Siekelova Anna, (2015)

La solvabilité est étroitement liée à la probabilité de défaut qui, elle, constitue les chances pour un emprunteur de ne pas disposer d'assez de fonds pour rembourser son prêteur. Aujourd'hui, afin de réduire cette probabilité de défaut, les banques mettent en place différents moyens pour s'assurer de la solvabilité des emprunteurs, et procèdent continuellement à la gestion du risque de crédit associé aux emprunteurs.

Nous ne sommes pas sans savoir que l'activité principale des banques, est d'octroyer des crédits. Cependant dans certaines conditions, celles-ci procèdent à un rationnement de crédit afin de se protéger contre le risque de défaut. A cet effet, Jean-Paul Goulvestre (1980), dans son article intitulé « Rationnement du crédit et risque de crédit », nous rappelle que le rationnement de crédit se base essentiellement sur une hypothèse de non remboursement du prêt par l'emprunteur. Ce non remboursement pouvant être total ou partiel. Le prêteur modélise alors la capacité de remboursement par l'emprunteur sous forme de fonction de densité dont le paramètre principal est le montant du prêt. On obtient ainsi une fonction décroissante, qui est telle que la probabilité de remboursement diminue à mesure que le montant du prêt diminue.

Kwan et Eisenbeis (1995), quant à eux, s'appuient sur une étude regroupant les banques américaines pour démontrer la relation négative qui existe entre le niveau de risque pris et la performance de la banque. Les résultats de leurs recherches ont pu mettre en avant l'existence d'une relation en U entre l'inefficience et le taux de croissance des prêts car à

un certain niveau, l'efficacité augmente à mesure que le taux de croissance des prêts s'accroît lorsque les taux d'intérêt chutent. Cependant, le niveau d'efficacité baisse lorsque le taux de croissance des prêts augmente en présence d'une croissance énorme des taux d'intérêt.

Altunbas et al (2004), se sont appuyés sur l'étude précédente. Par contre, leur étude a été effectuée sur un large échantillon de banques européennes pour un intervalle de temps allant de 1992 à 2000. Tout comme Kwan et Eisenbeis (1995), ils ont étudié le lien qui existe entre le capital, le risque et l'efficacité. Les résultats de leur recherche ont montré qu'il existe dans cet échantillon une relation inverse entre l'efficacité et la prise de risque. En effet, les banques les moins efficaces sont réticentes à la prise de risque. De plus, l'étude empirique a permis de déceler une relation positive entre le niveau de capital, et la prise de risque. Le capital imposé par les régulateurs est alors utilisé comme un moyen de réduire la prise de risque par les banques. Ce même résultat a été obtenu par Godlewski (2004) pour le cas des pays émergents.

Cette même étude a été appliquée par Heil et al. (2004) sur un échantillon de banques allemandes. Leur article s'appuie sur le modèle de Shrieves et Dahl (1992) auquel ils ont apporté des modifications. Et le résultat qui en découle, stipule que le risque pris par les banques (dans l'échantillon d'étude) est fonction du coussin de capital. Les banques dont les réserves de fonds propres sont élevées et suffisantes ont tendance à augmenter leur prise de risque pour accroître leurs fonds propres. En revanche, les banques avec un coussin de capital faible réduisent le risque pris dans le but d'accroître leurs fonds propres.

Les mesures du risque de crédit sont en constante évolution depuis ces deux (2) dernières décennies. Sa mesure est primordiale pour les banques sachant que leurs objectifs sont de réduire les risques qui accompagnent leurs activités principales. A cela, s'ajoutent « une augmentation structurelle mondiale du nombre de faillites, une tendance à la désintermédiation par les emprunteurs les plus qualifiés et les plus importants, des marges de crédit plus compétitives, une baisse de la valeur des prêts des actifs réels (et donc des garanties) sur de nombreux marchés et une croissance spectaculaire des instruments de

bilan en euros avec une exposition inhérente au risque de défaut. » (Edward I. Altman, Anthony Saunders, 1998).

Prenons l'exemple de la hausse de compétitivité des marges de crédit. Les emprunteurs sont constamment à la recherche de prêts et de crédits avec les taux les plus avantageux, et nous savons également que l'activité essentielle des institutions financières est l'octroi de crédit. L'arrivée de plusieurs banques a donc entraîné une augmentation de l'offre de prêt face à une demande qui reste constante ou augmente faiblement, ce qui entraîne inévitablement une baisse du taux pour les prêts octroyés.

Toujours dans ce même sillage, Sommer-ville et Tacer (1995), rappelle que la tendance au cours de ces dernières décennies est passée d'une analyse basée sur le jugement des experts, comme c'est le cas de la méthode des 5 « C » à une approche basée sur des calculs effectués pour déterminer des scores de risque de crédit ou une mesure de probabilité de défaut beaucoup plus objective définie dans le modèle KMV comme nous le verrons dans notre partie méthodologique. A partir de tels calculs, les résultats sont comparés à un benchmark de référence afin de décider de l'octroi ou non d'un prêt.

Une raison de plus de procéder à la gestion du risque de crédit a été soulevée par A. Sinan Cebenoyan et al. (2004). En effet, les résultats montrent que les banques qui améliorent leur capacité à gérer le risque de crédit bénéficient d'un effet de levier plus élevé, et ainsi peuvent prêter une portion plus grande de leurs actifs à des emprunteurs plus risqués

a. Risque de crédit dans le cadre de l'accord de Bâle

▪ Les prémices dans Bâle I

Le secteur bancaire au Canada est assujéti à la Loi sur les banques dont la mise en application est contrôlée par le Bureau du surintendant des institutions financières du Canada. Cependant, en 1988, la réglementation de Bâle a introduit la notion de risque de crédit ainsi que d'exigences de niveau minimum en capital. Depuis, les banques canadiennes comptabilisent le risque de crédit dans le calcul de leurs actifs pondérés par les risques encourus (Alaa Guidara et al. 2013).

L'accord de Bâle 1 stipule que la banque doit détenir des fonds propres à hauteur de 8% de la valeur totale des actifs pondérés en risque. Plus les risques sont élevés pour la banque, plus le niveau minimum de fonds propres requis pour couvrir ce risque est élevé. Nous verrons que cette réglementation sera appuyée à nouveau dans le cadre de l'accord de Bâle 2.

Toujours dans cette même lancée, Berger et al (1995) nous rappelle, en raison de la présence d'asymétrie d'information entre les banques et les régulateurs, qu'il est primordial de mettre en place des mécanismes pour protéger la banque contre des prises de risques trop élevées. Les fonds propres, jouent alors un rôle préventif, et ont pour rôle de protéger les institutions financières contre les pertes liées au risque de crédit.

A cet effet, dès ses débuts, le premier accord mis en place étudie le risque de crédit en instaurant le ratio de Cooke afin de garantir la solvabilité.

$$\text{Ratio de Cooke} = \frac{\text{Fonds propres réglementaires}}{\text{Risques de crédit}}$$

Il s'agit d'un ratio de solvabilité, qui permet aux banques de respecter leurs engagements grâce à leurs fonds propres. De plus, l'accord de Bâle par le biais de ses réglementations avait pour but d'exiger aux banques d'augmenter leurs fonds propres afin de les protéger contre l'insolvabilité, cependant, cela a abouti à une prise de risque de crédit beaucoup plus élevée de la part de ces dernières (Van Roy, 2003).

- **Mis à jour avec l'accord de Bâle 2**

L'accord de Bâle est présent dans de nombreux sujets de discussions en Finance, notamment ceux ayant trait à la gestion du risque de crédit. Parce que la solvabilité est difficile à garantir et que les risques de défaut tendent à augmenter, plusieurs moyens ont été mis en place afin d'éviter l'effet Domino ou effet de contagion. L'effet Domino est tel

que, lorsqu'une institution ou banque du fait de son statut fait faillite a tendance à entraîner la faillite des autres joueurs du secteur bancaire car elle ne sera pas en mesure de s'acquitter de ses obligations envers ces derniers d'où la notion de «Too big to fail ».

Bâle 2 mis en place en 2006, apporte des modifications concernant le risque de crédit. Il est désormais possible de calculer le capital requis à l'aide d'une méthode interne, plutôt que de se limiter à la méthode standard. Sachant que la méthode interne permet de préserver du capital lorsque nous sommes en présence de portefeuilles diversifiés (Gestion des Risques, théories et applications, Georges Dionne, 2017). De plus, l'approche interne peut être combinée à une utilisation de notations internes, vu que celles-ci sont beaucoup plus souples.

Plus tard, l'accord de Bâle 3 fera son entrée avec la suppression du niveau 3 de capital. Rappelons-le, le niveau 3 du capital avait été autorisé dans le cadre de l'accord de Bâle 1.

Dans l'optique de montrer l'importance de la gestion de risque, plus particulièrement celle du risque de crédit, pour atteindre une bonne performance bancaire, nous procéderons à une analyse de la méthode de KMV appliquée à notre sélection d'entreprises.

b. Les facteurs déterminants du risque de crédit

Nous pouvons scinder les facteurs déterminants du risque de crédit en plusieurs catégories. Nous avons d'une part les facteurs relatifs à l'emprunteur et ceux qui sont indépendant de ce dernier.

- **Les facteurs propres à l'emprunteur**

Plusieurs facteurs peuvent être pris en compte, et être à la base d'un risque de crédit plus élevé. En effet, suivant les produits, biens et services proposés, ainsi que la qualité de ces derniers, l'entreprise peut être amenée à réaliser des profits inférieurs à ceux attendus et, par conséquent, se retrouver dans une situation d'incapacité à rembourser le prêteur. C'est également le cas lorsque les dirigeants au sein de l'entreprise ne disposent pas des compétences requises leur permettant de répondre au besoin des actionnaires qui est de maximiser leur richesse, ou alors qu'il existe conflit agent - principal. En effet, dans un tel cas, l'objectif des dirigeants n'est pas de maximiser la valeur de l'entreprise et d'accroître la richesse des actionnaires mais plutôt de gérer leurs intérêts personnels; cela peut conduire les dirigeants à prendre plus de dettes.

De plus, la situation financière de l'entreprise peut être un facteur déterminant. En effet si l'entreprise fait face à un risque de détresse financière, elle peut dans le court terme déclarer faillite, et ne pas être en mesure de rembourser ses bailleurs. Aussi, malgré la revente des actifs, l'emprunteur peut ne pas être en mesure de rembourser intégralement la banque. A cela, s'ajoutent les facteurs liés à la politique commerciale. Nous le savons, une politique commerciale mal définie peut se traduire par un marché cible mal défini, ainsi qu'un niveau de vente non optimal, les revenus destinés à rembourser les banques seront alors inférieurs à ceux escomptés.

- **Les facteurs indépendants de l'emprunteur**

Dans certaines situations, les facteurs peuvent être indépendants des entreprises. C'est le cas des crises financières. Très souvent, plusieurs secteurs sont touchés, et cela en même temps. Les entreprises qui se trouvaient en bonne santé financière se retrouvent dans l'incapacité de rembourser leurs dettes, et donc en situation de défaut. A cela, peut s'ajouter l'arrivée d'une entreprise concurrente sur le marché, proposant des biens et services identiques ou substituts, ayant pour conséquence la baisse des revenus de l'entreprise.

c. Mécanismes pour réduire le risque de contrepartie

Afin de limiter tous ces risques, il est primordial pour les banques de mettre en place des garde-fous. De même, il est essentiel pour les régulateurs de protéger les banques en leur imposant un niveau de capital minimal.

A titre d'exemple, nous avons des mécanismes tels que l'analyse du dossier de l'emprunteur, ainsi que la surveillance de celui-ci en tout temps, la collecte de garantie à titre de collatéraux, le maintien d'un niveau de capital sécuritaire pour les contreparties en jeu. Ces mécanismes cités précédemment sont des moyens afin de détecter les risques de contrepartie, et de les annihiler.

▪ Analyse du dossier de l'emprunteur et surveillance de celui-ci

Comme mentionné plus haut, la phase de l'octroi de crédit est précédée par une phase d'analyse du dossier du client, en prenant en compte les moindres détails afin que la décision finale donnée ne soit pas biaisée. . Cette procédure constitue un moyen pour l'entreprise de sélectionner uniquement les profils avec un dossier de qualité ou un niveau de risque acceptable, et ainsi réduire le risque de contrepartie. Une fois le prêt octroyé, il est important de faire un suivi régulier afin de prendre les devants face à un changement dans la situation de l'emprunteur.

▪ Collecte de garanties à titre de collatéraux

Les garanties peuvent se diviser en deux principales classes de garanties, à savoir les garanties personnelles et les garanties réelles.

Les garanties personnelles font référence, à une situation où une tierce personne se porte garant pour une entreprise qui contracte un prêt.

Les garanties réelles font référence à la situation où les biens de l'emprunteur sont utilisés en situation de défaut afin de rembourser le prêt.

- **Diversification du portefeuille**

Afin de réduire les risques de défaut des contreparties, il est important pour les banques de diversifier leurs portefeuilles, une option serait d'augmenter le nombre d'entreprises auxquels elles octroient un prêt, ou alors en diversifiant les secteurs dans lesquels elles offrent des crédits s'il s'agit de clients institutionnels. En diversifiant son portefeuille, la banque évite de concentrer le risque sur de gros joueurs évoluant dans le même secteur d'activité, et réduit ainsi les risques de pertes en cas de défaut.

- **Le maintien d'un niveau de capital sécuritaire**

Comme nous l'avons précédemment mentionné, les régulateurs, par le biais d'accords tels que l'accord de Bâle exige aux banques de maintenir un certain niveau de capital, constitué de fonds propres représentant au minimum 8% des positions risquées prises par la banque. Ces accords signés représentent des mesures prudentielles qui visent à protéger non pas seulement les banques, mais plutôt le système bancaire dans son ensemble.

En plus du niveau de capital requis, il est désormais possible pour les banques d'utiliser une méthode interne pour déterminer le capital réglementaire. Et comme nous le savons cette méthode est plus optimale, lorsque nous sommes en présence d'un portefeuille diversifié.

Chapitre 1

Mesures du risque de Crédit

1. Identification du risque de crédit

Avant de procéder à la gestion du risque de crédit, il est important d'identifier d'où provient le risque de crédit. En effet, celui-ci peut provenir de l'emprunteur ou alors du prêteur (la banque). Lorsqu'il provient de l'emprunteur, il s'agit d'une situation de défaut, et les raisons peuvent être diverses. Cependant, si celui-ci provient de la banque, cela peut être dû à un mauvais octroi du crédit ou à une prise de risque trop élevé.

Le risque provenant de l'emprunteur peut survenir de manière subite. Celui-ci peut être lié à des facteurs externes, tels que la hausse du prix des matières premières, la survenue d'une concurrence, une crise financière, ou encore une baisse subite de la demande des produits et services de l'entreprise.

Cependant lorsque, le risque de crédit provient de l'interne, au sein même de la banque, il est beaucoup plus facile de le gérer en mettant en place des mécanismes pour limiter les pertes éventuelles. Qu'il s'agisse des méthodes internes ou alors des méthodes externes de gestion du risque de crédit, elles ont toutes pour but commun de protéger les banques contre les pertes suite à l'octroi de crédit.

L'utilisation d'outils de gestion du risque de crédit au sein des banques, s'accompagne de la mise en place de départements constitués d'experts entièrement dédiés à gérer le risque de crédit.

2. Évaluation du risque de crédit

En plus des méthodes externes d'évaluation du risque de crédit telles que la surveillance des régulateurs pour s'assurer qu'il y ait une concordance au sein du système bancaire, et les accords de Bâle 1, 2 et 3, d'autres méthodes sont disponibles. Ces méthodes d'évaluation du risque sont internes et sont généralement étudiées et utilisées par le département de gestion de risque au sein des banques.

Parmi ces méthodes, nous avons l'analyse financière. Cette méthode est l'une des plus anciennes, et elle se fait grâce à l'étude en profondeur des états financiers de l'entreprise. Les états financiers constituent le reflet de la santé financière de l'entreprise, et ils permettent de voir si l'entreprise fait face à des risques de détresse financière. De plus, ils permettent d'avoir une idée des flux monétaires futurs, mais aussi de détecter si l'entreprise dispose de fonds suffisants afin de couvrir ses dettes à court, moyen et long terme. Généralement, les états financiers qui attireront le plus l'attention de la banque dans ce processus d'analyse financière sont l'état des flux de trésorerie ainsi que l'état des résultats.

a) Les états financiers

L'état des flux de trésorerie donne une idée des rentrées d'argent de l'entreprise, qui généralement sont utilisées pour couvrir les dettes à court terme. Concernant l'état des résultats, il s'agit de l'état financier qui permet à la banque d'évaluer l'activité d'exploitation de l'entreprise sur une période donnée, et permet de voir si les revenus obtenus sont ceux escomptés par l'entreprise, et si l'activité d'exploitation de l'entreprise est porteuse.

b) Rating & scoring

▪ Le rating

Le rating constitue un moyen pour les banques de classer les entreprises contenu dans leur portefeuille grâce à un système de notation. Le système part généralement d'une note élevée qui témoigne d'un bon dossier de crédit de l'entreprise à une note moins élevée indiquant un dossier de crédit à risque. Les notations sont généralement effectuées par des institutions externes à la banque. A titre d'exemple, nous avons Moody's, Fitch ou Standards & Poors, qui toutes trois (3) constituent les principales agences de notations avec lesquelles travaillent les entreprises en général et les banques en particulier. La notation se fait à partir de l'étude de données qualitatives et quantitatives des entreprises. Malheureusement, celle-ci ne tient pas compte des migrations de la qualité de crédit qui peuvent survenir au cours du temps. En plus, il est important de rappeler que : « nous

constatons que les notations sont des mesures constituant des prédicteurs de défaillance et sont déterminés par un modèle simple basé sur des informations financières accessibles au public. Étant donné la nature multidimensionnelle du risque de crédit, il n'est pas possible qu'une seule mesure capture toutes les informations pertinentes » (Jens Hilscher and Mungo Wilson, 2014). De plus, le rating à lui seul ne peut constituer une mesure de risque de crédit, du fait même de la nature de ce risque. Ainsi si le choix est porté sur cette méthode, elle devra donc être combinée à une autre méthode qui prendra en compte les changements au sein de l'entreprise ainsi que les mises à jour des informations financières de celle-ci (Jens Hilscher and Mungo Wilson, 2014).

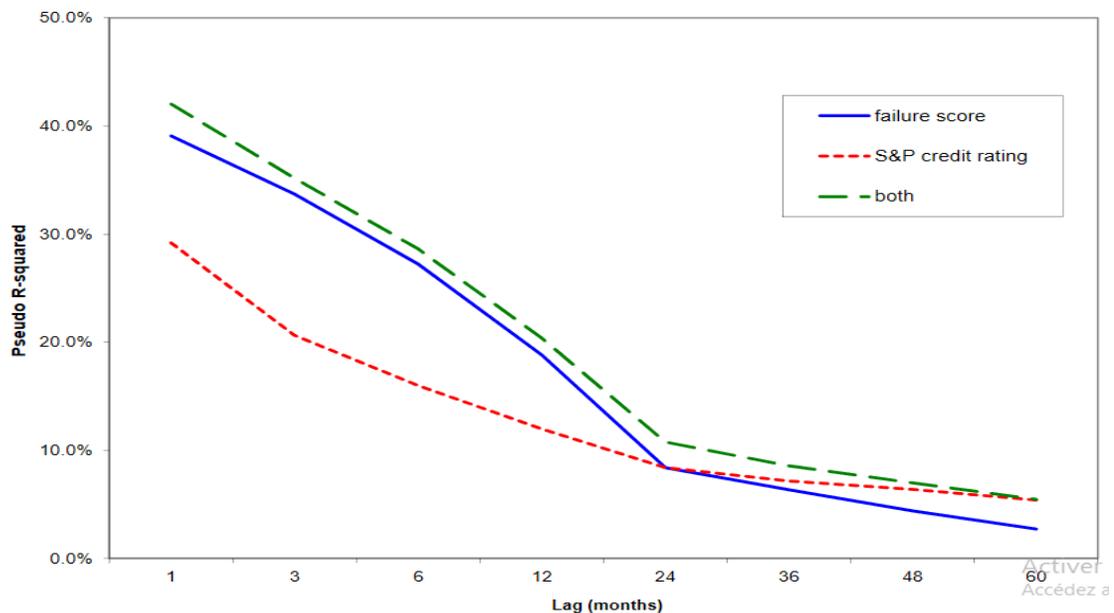


Fig1.1. Prédiction des défaillances d'entreprise à l'aide du score de défaillance et de la cote de crédit S&P

(Tiré de l'étude de "Credit ratings and credit risk: Is one measure enough" par Jens Hilscher and Mungo Wilson)

- Le scoring

Le scoring constitue une méthode privilégiée afin de définir si les clients institutionnels sont en bonne situation financière, ou alors si celles-ci font face à une probabilité de

défaillance financière. Cette méthode a été introduite par Altman et se fonde sur l'utilisation de ratios financiers. Altman, a ainsi à plusieurs reprises mis à jour le modèle afin d'obtenir une mesure idéale, permettant de prédire le risque de défaillance financière d'une entreprise deux (2) ans voire trois (3) avant la survenue de l'évènement.

Poston, Harmon et Gramlich, (1994) nous indiquent que plusieurs éléments peuvent entraîner une défaillance financière pour une entreprise, parmi lesquels les non-paiements des obligations à court ou long terme, un montant de passif supérieur à la valeur de l'actif, ou encore une accumulation de la dette. La méthode combine cinq (5) indicateurs, qui, une fois assemblés donne le Z-score, reconnu comme étant un bon indicateur de défaillance financière pour les entreprises. Grâce à cet indicateur, il est possible pour les banques de prendre des mesures lors de l'octroi de prêt à des clients institutionnels.

L'équation du Z-score est définie de la façon suivante :

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5$$

$$X_1 : \frac{\text{Fond de roulement}}{\text{Total actif}}$$

$$X_2 : \frac{\text{Résultat non distribué}}{\text{Total actif}}$$

$$X_3 : \frac{\text{EBIT}}{\text{Total actif}}$$

$$X_4 : \frac{\text{Valeur comptable}}{\text{Total Passif}}$$

$$X_5 : \frac{\text{Ventes}}{\text{Total actif}}$$

Le fonds de roulement/l'actif total (X_1) est une mesure des actifs liquides par rapport à la taille de l'entreprise. Le rapport des bénéfices non répartis sur le total des actifs (X_2) représentent une mesure de la rentabilité de l'entreprise au fil des années. (X_3) représente le ratio entre le *bénéfice avant intérêts et impôts et le total de l'actif* et estime l'offre de trésorerie disponible qui sera reversé aux parties prenantes telles que les créanciers pour le paiement des dettes et des intérêts, le gouvernement sous forme d'impôt et les actionnaires par le biais des dividendes. X_4 permet de comparer les actifs aux passifs de l'entreprise, et enfin X_5 nous donne des indications, concernant le chiffre d'affaire de

l'entreprise. Une fois les ratios calculés, ils sont alors pondérés, et le résultat final obtenu représente le Z-score. Le score ainsi obtenu « donnera un nombre compris entre -4 et +8. Pour un z-score inférieur à 1,81, une forte probabilité de faillite est attendue, tandis qu'un z-score supérieur à 2,67 représente une solidité financière. La zone grise ou zone d'ignorance existe lorsque les entreprises ont des z-scores compris entre 1,81 et 2,67» Eidleman (1995.). Quasiment 100% des échecs financiers prédits un an à l'avance par Altman se sont réalisés. Cependant, plus la durée entre la prédiction et la survenue de l'évènement est grande, plus la probabilité de survenue de l'évènement diminue. Ainsi lorsque les prédictions sont effectuées deux ans à l'avance la précision est d'environ 70% contre 50% lorsque la prédiction est effectuée 3 ans à l'avance (Altman, 1968).

Sanobar anjum, (2012), dans son article de recherche, a recensé l'ensemble des méthodes de credit scoring utilisées, qu'il s'agisse de modèles univariés ou de modèles multivariés. Il a procédé à l'étude en détail des mises à jour effectuées par Altman, lui permettant de mettre en place un modèle aujourd'hui applicable à l'économie moderne, et permettant de prédire les faillites jusqu' à trois (3) ans à l'avance.

A cette méthode de credit scoring, s'ajoute d'autres méthodes de credit scoring, que la banque peut elle-même mettre en place comme outil pour évaluer les risques d'un prêteur, notamment dans le cas des clients particuliers.

Variables	Modèle original (1968)	Modèle révisé (1983)	Modèle révisé avec 4 variables(1993)
X_1	1.21	0.717	6.56
X_2	1.41	0.847	3.26
X_3	3.30	3.107	6.62
X_4	0.6	0.42	1.05
X_5	0.999	0.998	N/A
Cut-off scores	<1.81	<1.23	<1.10
Compagnies en Faillite	>2.67	>2.90	>2.60
Zone d'ignorance	1.81- 2.67	1.23 - 2.90	1.10-2.60
Faillite réelle	94%	90.9%	90.9%
Fausse Faillite	6%	9.1%	9.1%

Tableau 1.2. Modèles Z-score d'Altman

▪ **Avantages et limites du scoring**

L'utilisation du scoring, permet aux banques de gagner du temps dans l'analyse des probabilités de défaut de leurs clients particuliers ou institutionnels, ce qui se traduit également par une économie de coût, mais aussi un gain de temps qui permettra aux départements en charge de la gestion du risque de crédit de se concentrer sur d'autres aspects du risque de crédit (Michel Dietsch et Joël Petey, 2003). Cependant, les méthodes de scoring ne captent pas de manière efficiente les changements dans les attitudes des emprunteurs, pouvant aboutir à une estimation biaisée de la probabilité de défaut. De plus, elles négligent aussi les éléments qualitatifs relatifs aux emprunteurs.

En plus des méthodes exposées plus haut et basées sur l'octroi d'une note et le classement par catégories, nous avons également des méthodes supplémentaires qu'utilisent les banques afin de se prémunir face à un potentiel risque de défaut de leurs clients. Il s'agit

des modèles d'intensité ou structurel, chacun présentant des avantages et des inconvénients, et leur utilisation dépendra des données dont disposent les banques.

c) La VAR ou Valeur à risque

La valeur à risque est un moyen pour la banque de calculer les pertes maximales éventuelles. Elle se base sur un degré de confiance, pour lequel l'évènement se réalisera et est limitée dans un horizon temporel T. La « Value-at-Risk mesure la perte maximale qu'une institution est susceptible d'encourir sur son portefeuille de négociation en raison de fluctuations défavorables des prix et taux du marché » Marjorie DEMAZY, (2001), Value at Risk et contrôle prudentiel des banques.

Composantes	Interprétation
Certitude à X %	X : Seuil de confiance
Perte maximale V	V : Valeur à risque
Dans les T jours à venir	T : Horizon temporel

Tableau 1.2 Principe de la Valeur à risque (VAR)

Il existe trois (3) méthodes qui permettent d'estimer la VAR : la VAR historique, la VAR Monte Carlo et la VAR paramétrique.

▪ La VAR historique

Elle se calcule à partir des données historiques des valeurs du portefeuille. Il faut alors reconstituer l'historique des prix de chaque actif contenu dans le portefeuille. Une fois celui-ci obtenu nous pouvons en déduire la valeur des pertes maximales. Cette méthode n'émet aucune hypothèse sur la distribution.

▪ La VAR Monte-Carlo

Il s'agit d'une méthode de calcul de la VAR qui se base sur des scénarios. En plus des hypothèses faites sur la distribution, il est parfois nécessaire d'y ajouter des probabilités

de survenue des évènements, notamment pour les valeurs extrêmes. Cette méthode est la plus précise mais la plus complexe de toutes les méthodes de calculs de la VAR. En effet, cette méthode est très couteuse en termes de temps, notamment pour ce qui a trait aux calculs associés à chaque scénario.

Les scénarios peuvent se présenter sous la forme suivante :

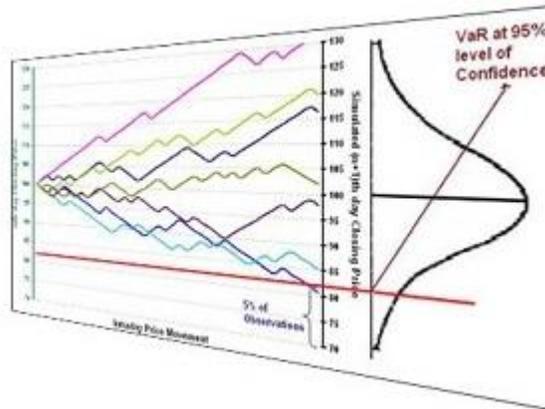


Schéma d'interprétation de VAR Monte Carlo : un exemple

Tiré de transrisk.net

- La VAR paramétrique

La VAR paramétrique émet des hypothèses quant à la distribution des rendements, ces derniers suivent une loi normale en plus d'utiliser le degré de confiance et l'horizon temporel. Pour la calculer, nous avons besoin de la variance de chaque actif qui indique la volatilité, mais également des covariances qui permettront d'obtenir la matrice de Var-Covariance du portefeuille.

- d) Modèle d'intensité : CreditRisk+

Il s'agit d'un modèle développé par Credit Suisse en 1997 et qui utilise une loi de Poisson pour modéliser le risque de défaut. La méthode CR+, répartit les possible pertes en tranches et n'émet aucune hypothèse quant aux causes de le la défaillance. Dans ce modèle, les défauts (variable aléatoire désignant le nombre de défauts espérés sur un

intervalle de temps T) sont distribués identiquement et indépendamment suivant une loi de Bernoulli et les migrations de crédit ne sont pas prises en compte.

Nous avons les quatre (4) hypothèses suivantes qui sont émises dans le cadre du modèle CreditRisk+ :

- *Chaque crédit n'a que deux (2) états possibles : défaillances ou absence de défaut*
- *La probabilité de ce défaut est faible.*
- *La probabilité de défaut pour un groupe constitué de plusieurs emprunteurs est très faible.*
- *Le nombre de défaut est indépendant d'une période à l'autre*

Sur la base de ces hypothèses, la distribution de probabilité de X nombre de défauts sur une période donnée peut être représentée en utilisant la loi de poisson de moyenne μ et d'écart-type σ .

$$\text{Ainsi nous avons : } P(X = n) = \frac{\mu^n e^{-\mu}}{n!}$$

Et $\mu = \sum P_X$ avec P_X la probabilité de défaut de l'obligation X.

Cette méthodologie est peu coûteuse en termes de données. Malheureusement, dans cette méthodologie les corrélations entre les différents secteurs ne sont pas prises en compte, de même que les primes, ce qui peut entraîner une surestimation des pertes éventuelles. Enfin, le modèle reste très peu flexible.

e) Modèle de CreditMetrics

« CreditMetrics est un modèle d'analyse de risque de crédit d'un portefeuille d'obligations basé sur la valeur à risque. Il permet de calculer le capital requis à des fins de réglementation pour les banques [...] ou pour des décisions de protection du portefeuille contre les risques de défaut trop élevés » G. DIONNE(2017).

Ce modèle a été développé en 1994 par la banque JPMorgan, et se base sur les valeurs de marché, la probabilité de défaut, et enfin les migrations de crédits des émetteurs. Afin d'utiliser ce modèle il faut passer par trois (3) étapes majeures qui sont :

- Donner à chaque obligation une probabilité de défaut, un taux de recouvrement, et une probabilité de migration de crédit,
- Calculer la valeur de chaque obligation,
- Et enfin l'écart type et l'espérance de l'obligation, ce qui nous permettra de déterminer le risque de cette obligation.

Pour utiliser de façon optimale la méthode de Credit Metrics de JP Morgan, il nous faut au préalable attribuer une notation à chaque crédit suivant la solvabilité attendue, les notations peuvent provenir d'agences de notations telles que Standard & Poors, ou alors Moody's. A titre d'exemple, nous avons le tableau suivant dans lequel sont recensées les différentes notations de crédit de ces deux principales agences, ainsi que l'interprétation de chacune de ces notations en termes de qualité de crédit.

En plus d'attribuer une notation de crédit, il faut également, mettre en place une matrice de transition qui donnera pour chaque niveau de crédit la probabilité de migration vers les autres notations de crédit. Ensuite, il nous faut accorder à chaque notation une courbe de taux zéro coupon. Enfin, à chaque crédit sera attribué un taux pour le recouvrement en cas de faillite qui se fera en fonction de la séniorité de la dette.

A ce modèle structurel de CreditMetrics de JP Morgan, s'ajoute le modèle KMV que nous développerons dans la section qui suit.

3. Les dérivés de crédit-transfert du risque

Les instruments de transfert du risque de crédit permettent aux banques de pouvoir diversifier leur risque et favorisent également l'efficacité des systèmes financiers C.Lubochinsky (2008). De plus, ces instruments financiers « permettent de transférer le risque de crédit, sans transfert du sous-jacent [...] et permettent de faire de la gestion active de portefeuille à moindre coût » C.Lubochinsky(2008). Aussi, ils permettent aux

banques de se refinancer et de se couvrir face à la défaillance d'une entreprise qui est leur client ou face aux faillites dans un secteur. Nous distinguons les instruments dérivés en nom unique portant sur un seul sous-jacent (Credit Default Swap- CDS ou Credits Linked Notes-CLN) ainsi que des instruments sous forme de portefeuille tels que la titrisation qui comprend les MBS : Mortgage Backed Securities, les CBO : Collateralized Bond obligation.)

- Les Credit Default Swap- CDS

Le CDS est également appelé swap de défaut, et se comporte comme une assurance pour l'acheteur du swap. Elle met en relation un acheteur (A) et un vendeur (V) du swap pour un crédit qu'un tiers (T) a contracté. Cette tierce personne est appelée entité de référence. L'acheteur (A) acquiert la protection moyennant des versements de prime dont le montant est stipulé lors de la signature du contrat. Le versement de la prime se fait jusqu'à ce qu'il y ait défaut de l'entité de référence, ou alors jusqu'à échéance du swap en l'absence de défaut. Lors de la signature du contrat, le montant que l'acheteur du swap verse est fixe, cependant il ne connaît pas encore le nombre de versements qu'il fera, car celui-ci est fonction de la survenue de défaut ou non de l'entité de référence indiquée dans le contrat. La durée du swap est également fixée dans le contrat, cependant celui-ci prend fin si l'entité de référence fait défaut, en d'autres termes si elle ne procède pas aux paiements ou qu'elle fasse faillite. De plus, si le défaut survient, le vendeur du swap (V) verse à l'acheteur (A) un montant à la date de défaut. Le versement peut également se faire à l'échéance du swap.

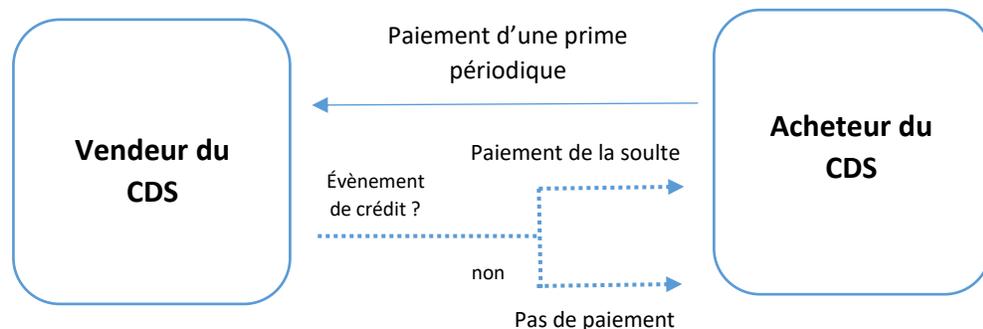


Fig1.2 Schéma d'un CDS (Credit Default Swap)

La titrisation

Il s'agit d'une technique qui vise à échanger des produits sur le marché des obligations à partir de créances. Cette opération se fait par le biais d'une société ad hoc particulière qui se chargera de racheter les créances. Cette opération permet aux institutions financières d'éliminer ces créances de leur bilan d'actifs, et de les transférer à cette société nouvellement créée dans le cadre de la titrisation. L'opération se fait comme suit :

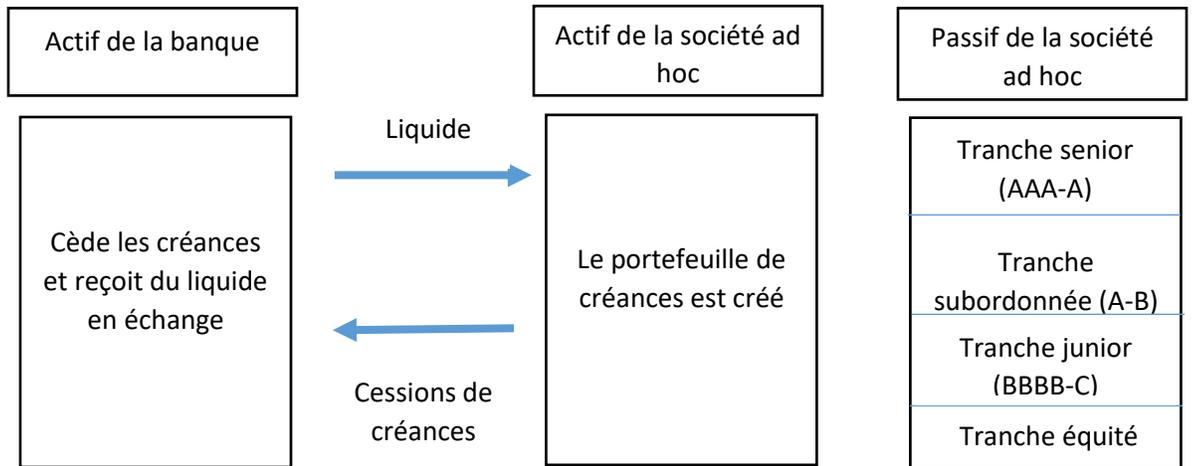


Fig1.3.Schéma simple de représentation de titrisation

Chapitre 2

Modèle de KMV

A. Modèle de Merton

Le modèle de Merton est un modèle qui vise à évaluer les titres des entreprises. Dans ce modèle, nous considérons une entreprise dont les actifs sont risqués et sont évalués à l'instant t_0 en date d'aujourd'hui. La valeur à cet instant t_0 est désignée par A_0 .

Dans le futur à l'instant t , la valeur de ces actifs passera de A_0 à A_t bien que cette valeur A_t n'est pas certaine au temps t car nous serons en présence d'incertitudes liées aux fluctuations économiques, aux changements dans les marchés, ainsi qu'à la présence de risques opérationnels.

De plus le modèle de Merton suppose que les rendements des actifs de l'entreprise évaluée sont distribués suivant une loi normale et que ceux-ci suivent un mouvement brownien.

Nous savons que la dynamique des actifs A_t sous une probabilité risque neutre P^* et un taux risque neutre r (absence d'opportunité d'arbitrage) est donnée par :

$$dA_t = r A_t + \sigma A_t dW_t^{P^*}$$

Dans notre situation, nous sommes en présence de probabilité réelle, r équivaut alors à μ , on obtient donc la valeur des actifs A_t qui est tel que :

$$dA_t = \mu A_t + \sigma A_t dW_t^P$$

Avec μ : la dérive et σ la volatilité des rendements de A_t

On suppose qu'à $t=0$, la valeur des actifs est égale à A_0 , la solution de l'équation différentielle à l'instant t est donnée par :

$$A_t = A_0 e^{(\mu - 0.5\sigma^2)t + \sigma W_t^P}$$

a. Hypothèses du modèle de Merton :

Le modèle de Merton dégage les deux (2) hypothèses suivantes :

- À $t = 0$ la firme émet une dette qui représente une obligation zéro coupon avec une valeur faciale D et une maturité T ainsi que des fonds propres (FP)
- L'évènement de crédit a lieu à l'échéance

➤ A l'échéance T

Les deux hypothèses ci-haut sont telles qu'à l'échéance, deux (2) évènements sont envisageables :

- $A_t \geq D \Rightarrow$ Nous ne sommes pas en situation de défaut, par conséquent les actifs de la firme permettent de rembourser la dette D aux créanciers et le reste revient naturellement aux actionnaires. La part des actionnaires est égale à $Max(A_t - D; 0) = A_t - D$
- $A_t < D \Rightarrow$ Nous sommes en situation de défaut et dans ce cas les actifs de la firme à la date d'échéance T ne permettent pas de rembourser la dette. Dans ce cas les créanciers reçoivent le montant A_t et prennent possession de la firme. La valeur revenant aux actionnaires est $Max(A_t - D; 0) = 0$.

La part des créanciers est alors définie par :

$$Min(D; A_t) = Min(D; A_t) + D - D$$

$$Min(D; A_t) = (0; A_t - D) + D = D - Max(D - A_t; 0)$$

➤ Aux dates t=0 et t=T

Dans la section plus haut nous avons déterminé les payoffs qui revenaient aux actionnaires ainsi qu'aux créanciers à la date d'échéance $t = T$. Cependant, dans cette section nous déterminons la valeur de ces payoffs à une date t quelconque située entre $t = 0$ et $t = T$.

Nous savons que le payoff des actionnaires représente une option call de prix d'exercice D et que le payoff des créanciers, quant à lui est modélisé par la différence de la valeur de l'obligation D et d'une option de vente put dont le prix d'exercice est D . Nous pouvons utiliser l'équation de Black-Scholes (1973) (BS) pour pricer ces options.

Soit $\mathbb{1}$ une fonction indicatrice

$$\text{On pose que } S_T = E[A_t - D]$$

$$\Rightarrow S_T = E[S_t]e^{-r(T-t)} \text{ Avec } (T - t): \text{ la durée de vie restante de l'obligation}$$

$$\Rightarrow S_T = E[\text{Max}(A_t - D); 0]e^{-r(T-t)}$$

$$\Rightarrow S_T = E[(A_T - D) \mathbb{1}_{\{A_T \geq D\}}] e^{-r(T-t)} - \underbrace{De^{-r(T-t)} * P(A_T < D)}$$

Probabilité que les actifs soient inférieurs à la dette

$$\Rightarrow S_T = E[(A_T | A_T \geq D) * P(A_T \geq D)] e^{-r(T-t)} - De^{-r(T-t)} * P(A_T < D)$$

Or nous savons que le terme $(A_T | A_T \geq D)$

$* P(A_T$

$\geq D)$ est égal à $N(d_1)$ et représente la probabilité que l'option soit « in the money »

dans le modèle de Black – Scholes de tarification des options et $P(A_T \geq D)$

représente la probabilité que l'option soit out of the money et est égale à $N(d_2)$.

$$\Rightarrow S_t = (A_t) * N(d_1) - De^{-r(T-t)} * N(d_2)$$

De la même manière la valeur de l'option de vente est donnée par

$$\text{Valeur de l'option de vente} = B_t = E[D - \max(D - A_T)] e^{-r(T-t)}$$

$$\Rightarrow \text{valeur de l'option de vente} = D e^{-r(T-t)} - E^Q[\max(D - A_T)] e^{-r(T-t)}$$

$$\Rightarrow \text{valeur de l'option de vente} = D e^{-r(T-t)} - E^Q[\max(D - A_T)] e^{-r(T-t)}$$

$$\Rightarrow B_T = D e^{-r(T-t)} - [D e^{-r(T-t)} * N(-d_2) - V_T * N(d_1)]$$

B. Modèle de KMV

a. Présentation du modèle de KMV et hypothèses du modèle

Il était nécessaire de présenter le modèle de Merton (1974) dans la section précédente, car, en effet, il s'agit du modèle sur lequel s'appuie le modèle de KMV. En d'autres termes, le modèle de KMV est une application commerciale du modèle de Merton (1974) qui a été développé par Moody's et permet de déterminer les probabilités de défauts dans le cadre de la gestion du risque de crédit. Le modèle KMV, est un modèle structurel, qui est utilisé par les banques, leur permettant de déterminer les risques de défaut auxquels ils peuvent faire face.

Le modèle KMV est également connu sous le nom de modèle de valorisation de la firme. Ce modèle utilise le pricing d'options de Black and Sholes (1973). En effet, selon ce modèle une entreprise est en situation de défaut, lorsque la valeur de ses actifs que l'on désignera **A** devient inférieure à la valeur de défaut que l'on désignera **DPT**.

Dans le modèle de Merton que nous avons vu précédemment, une valeur nominale de l'obligation de l'entreprise était considérée comme une valeur terminale pour les actifs de l'entreprise. Cependant, en se basant sur une observation effectuée sur un échantillon de plusieurs entreprises, le modèle KMV suppose que les entreprises soient généralement plus à même de faire défaut lorsque la valeur de leurs actifs atteint un certain seuil critique quelque part entre la valeur du passif total et la dette à court terme. Par conséquent, en pratique, l'utilisation de la valeur de l'obligation de l'entreprise ou de la dette seule comme seuil dans la distribution terminale ne permet pas de déterminer avec précision la

probabilité réelle de défaut. Pour le modèle KMV, le point de défaut (**DPT**) est approximativement égal à la somme de toute la dette à court terme (**DCT**) et de la moitié de la dette à long terme (**DLT**)

On obtient ainsi $DPT = DCT + \frac{1}{2} DLT$ On remplace **DPT** par **D'**

La valeur des actifs est obtenue en actualisant les flux monétaires futurs **F** générés par l'activité d'exploitation de la firme. On suppose alors que nous avons un call ou option d'achat sur les actifs de la firme avec comme prix d'exercice **D'**. Ainsi, si l'entreprise fait défaut, les actionnaires vont rembourser la dette lorsque $A > D'$ et procéder à la liquidation des actifs. Par contre, si la dette $D' > A$ alors les actionnaires ne pourront pas rembourser la totalité de la dette aux créanciers et on obtient un payoff ou flux monétaire nul pour les actionnaires.

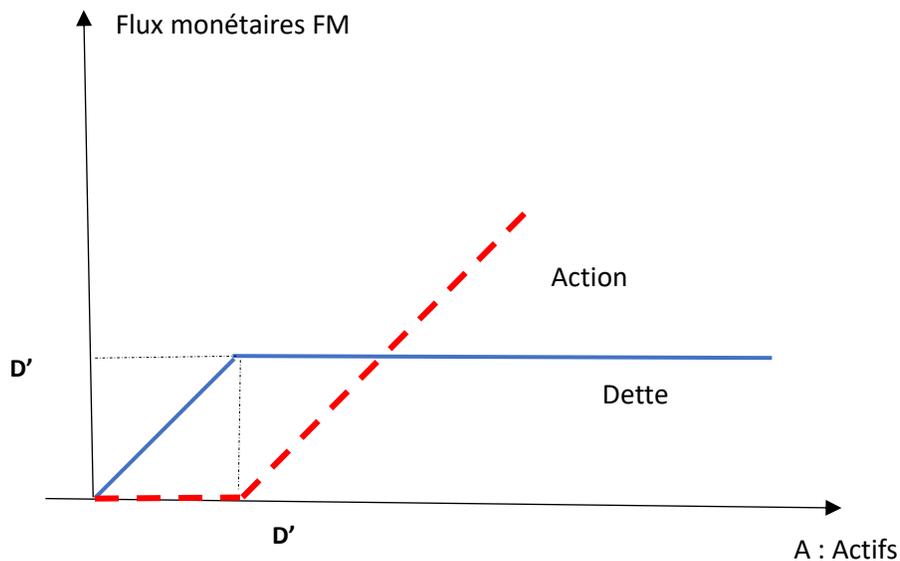


Fig2.1 Schéma de représentation du modèle de KMV-similitude avec un call ou option d'achat avec prix d'exercice D'

Le payoff des actionnaires que nous appelons **S** est alors défini par

$$S = \text{Max}(0; A - D')$$

$$S_0 = E[S]e^{-r*T} = E[\max(A - D'; 0)]e^{-r*T}$$

or, lorsque Z suit une loi normale de moyenne μ et d'écart type σ , alors nous avons

$$E[e^X] = e^{E[Z] + \frac{1}{2}V[Z]} = e^{\mu + \frac{1}{2}\sigma^2}$$

De surcroît, la probabilité de défaut (que l'actif soit inférieur à la dette nominale) que nous désignons \hat{d}_2 est telle que :

$$\hat{d}_2 = P\left(Ae^{(\mu - (\sigma^2/2))*t + \sigma\sqrt{T}*Z} < \ln D'\right)$$

en appliquant le logarithme népérien l'on obtient:

$$\hat{d}_2 = P\left(\sigma\sqrt{T} * Z < \ln\left(\frac{D'}{A}\right) - \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right) * t\right)$$

$$\hat{d}_2 = P\left(Z < [\ln\left(\frac{D'}{A}\right) - \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right) * t] / \sigma\sqrt{T}\right)$$

$$\hat{d}_2 = [\ln\left(\frac{D'}{A}\right) + \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right) * t] / \sigma\sqrt{T}$$

Le modèle de KMV s'appuie sur trois (3) étapes qui sont :

- L'estimation de la valeur marchande des actifs et de la volatilité des actifs σ_a de l'entreprise : dans notre cas, nous procéderons à l'estimation de ces paramètres grâce à la maximisation d'une fonction de vraisemblance.
- Le calcul de la distance au défaut (DD) une fois les paramètres estimés.
- La détermination des probabilités de défaut à l'aide de la distance au défaut.

b. Détermination de la distance au défaut grâce au modèle de KMV

Nous désignons la distance au défaut : DD. Au point de défaut, elle est tel que

$$DD = \frac{A-K}{\sigma_A V_A}$$

avec σ_A l'écart – type des actifs et A la valeur des actifs

Une fois la distance au défaut (DD) obtenue nous pouvons calculer la probabilité de défaut.

Nous avons vu dans la section plus haut du modèle de Merton que nous sommes en présence d'une fonction différentielle. Ici, également; cela s'applique.

De plus, nous savons que $\ln V_T$ a pour moyenne $\ln V + \left(\mu_A - \frac{1}{2}\sigma_A^2\right)T$ et pour écart – type $\sigma_A\sqrt{T}$. Ainsi, si le point de défaut est atteint à un certain niveau DPT dont la valeur est à mi-chemin entre la dette long terme et la dette court terme, alors :

$$DD = \frac{\ln(V_0) + \left(\mu_A - \frac{1}{2}\sigma_A^2\right)T - \ln(DPT)}{\sigma_A\sqrt{T}}$$

$$\Rightarrow DD = \frac{\ln\left(\frac{V_0}{DPT}\right) + \left(\mu_A - \frac{1}{2}\sigma_A^2\right)T}{\sigma_A\sqrt{T}}$$

c. Détermination de la probabilité de défaut

La probabilité de défaut est donnée par $P_r(V_T < DPT)$

$$\Rightarrow P_{\text{défaut}} = P_r(V_0 e^{(\mu_A - \frac{1}{2}\sigma_A^2)T + \sigma_A W_T} < DPT)$$

$$\Rightarrow P_{\text{défaut}} = P_r(\ln V_0 + \left(\mu_A - \frac{1}{2}\sigma_A^2\right)T + \sigma_A W_T < \ln DPT)$$

$$\Rightarrow P_{\text{défaut}} = P_r(W_T < \frac{\ln DPT - \ln V_0 - \left(\mu_A - \frac{1}{2}\sigma_A^2\right)T}{\sigma_A})$$

$$\Rightarrow P_{\text{défaut}} = P_r(Z < \frac{\ln DPT - \ln V_0 - \left(\mu_A - \frac{1}{2}\sigma_A^2\right)T}{\sigma_A\sqrt{T}})$$

Or $DD = -Z$

$$\Rightarrow P_{\text{défaut}} = P_r(\mathbf{DD} < \frac{-\ln DPT + \ln V_0 + (\mu_A - \frac{1}{2} \sigma_A^2) T}{\sigma_A \sqrt{T}})$$

$$\Rightarrow P_{\text{défaut}} = P_r(\mathbf{DD} < \frac{\ln \frac{V_0}{DPT} + (\mu_A - \frac{1}{2} \sigma_A^2) T}{\sigma_A \sqrt{T}})$$

Chapitre 3

Étude à l'aide de la méthode de KMV

Dans cette section, nous allons mettre en pratique le modèle de KMV, appliqué à un ensemble d'entreprises sélectionnées parmi les entreprises publiques cotées au TSX. Ce procédé nous indiquera comment les institutions bancaires, peuvent prévoir les probabilités de défaut des entreprises et se parer à toute éventualité lorsque le défaut survient. Les entreprises sélectionnées, évoluent toutes dans des secteurs différents, et les secteurs d'activités sont au nombre de neuf (9). L'intervalle de temps correspond à la période durant laquelle est survenue la crise sanitaire de Covid-19. L'étude nous indiquera aussi comment les probabilités de défaut de ces entreprises ont évolué durant cette crise.

1. Présentation des données

- Les données ont été obtenues par le biais de Compustat qui constitue une base de données sur WRDS. Dans un premier temps, nous avons extrait les données relatives à la capitalisation boursière (cours de l'action et nombre d'actions en circulation.). Par la suite, nous avons déterminé les valeurs de la dette court terme et long terme de chacune des entreprises sélectionnées. Les entreprises sont réparties en neuf (9) secteurs d'activité qui sont : la consommation cyclique, la consommation de base, l'énergie, le secteur industriel, les matériaux, la santé, les télécommunications, le secteur des technologies de l'information, et enfin le secteur des transports. Les données s'étendent sur un intervalle de temps allant de janvier 2019 à août 2021. Les données ont pu être obtenues en utilisant le ticker de chaque entreprise.
- Concernant les valeurs de la capitalisation boursière, elles ont été obtenues en multipliant le cours de l'action et le nombre d'actions en circulation pour chaque journée.
- Pour ce qui a trait à la valeur de la dette, nous avons dans un premier temps extrait la valeur de la dette court terme et celle de la dette long terme. A la suite de cela, nous avons calculé la valeur de notre dette cible qui est définie par $DPT = \text{Dette court terme}$

+ 0.5* Dette long terme. Sachant que les données obtenues ne correspondaient qu'aux valeurs trimestrielles, nous avons procédé à une interpolation linéaire pour obtenir les valeurs intermédiaires.

- Nous avons ainsi obtenu la base de données constituée de toutes nos entreprises regroupées en différents secteurs d'activité, leurs capitalisations boursières, et la valeur de la dette DPT correspondante pour chaque journée.
- Cette base de données sera plus tard utilisée pour le calcul de la probabilité de défaut mais aussi, nous procéderons à une extraction des données sur 250 jours afin de procéder à l'estimation des paramètres sigma et mu par la méthode de KMV.

Secteurs
Consommation cyclique
Consommation de base
Energie
Industriel
Matériaux
Santé
Télécommunication
T.I
Transport

Tableau 1.3.1 Secteurs retenus pour l'étude

2. Détermination des paramètres par la méthode itérative

Pour déterminer les paramètres inconnus que sont : V_A et σ_A , qui représentent respectivement la valeur des actifs de l'entreprise et l'écart-type des actifs de l'entreprise, nous avons procédé à une méthode itérative. Pour se faire, nous avons utilisé les données de nos entreprises sur un intervalle de 250 jours soit 1 an. A la suite de cela, nous avons utilisé la formule suivante de Black-Scholes:

$$f(v, \sigma) = v N(z_1) - M e^{-rT} N(z_2)$$

N = fonction de répartition de la loi normale

$$M = K = \text{strike}$$

$r = \text{taux d'inérêt}$

$$T = 1$$

z_1 et z_2 même chose que pour la formule de Black & Scholes

$$\forall j \in [1; 250]$$

$$S_j^{obs} = v_j N(z_1) - M e^{-rT} N(z_2)$$

S_j^{obs} représente la valeur de la capitalisation boursière à l'instant j .

Nous avons procédé à plusieurs itérations jusqu'à ce que les valeurs obtenues de σ convergent. Nous avons défini au préalable pour chaque entreprise la première valeur

$\sigma = \widehat{\sigma}_0$. $\widehat{\sigma}_0$ est obtenu en calculant l'écart-type des log-rendements des capitalisations boursières pour les 250 premiers jours.

Une fois $\sigma = \widehat{\sigma}_0$ obtenu, nous commençons les itérations pour déterminer les valeurs de V_j^{obs} pour la première itération.

$N = \text{fonction de répartition de la loi normale}$

$$M = K = \text{strike}$$

$r = \text{taux d'inérêt}$

$$T = 1$$

z_1 et z_2 même chose que pour la formule de Black & Scholes

$$\forall j \in [1; 250]$$

$$S_j^{obs} = v_j N(z_1) - M e^{-rT} N(z_2)$$

$$S_j^{obs} = v_j N\left(-\frac{\ln\left(\frac{V_j}{M}\right) - (r - 0.5 * \sigma^2)T}{\sigma\sqrt{T}}\right) - M e^{-rT} N\left(-\frac{\ln\left(\frac{V_j}{M}\right) - (r - 0.5 * \sigma^2)T}{\sigma\sqrt{T}} + \sigma\sqrt{T}\right)$$

On obtient ainsi pour la première itération :

$$S_{j1}^{obs(1)} = v_j^{(1)} N(z_1) - M e^{-rT} N(z_2) \quad \text{et } z_1 = \left(-\frac{\ln\left(\frac{v_j^{(1)}}{M}\right) - (r - 0.5 * \sigma_1^2)T}{\sigma_1\sqrt{T}}\right)$$

$$\Rightarrow S_j^{obs(1)} = v_j^{(1)} N\left(\frac{\ln\left(\frac{v_j^{(1)}}{M}\right) + (r + 0.5 * \sigma_1^2)T}{\sigma_1 \sqrt{T}}\right) - M e^{-rT} N\left(\frac{\ln\left(\frac{v_j^{(1)}}{M}\right) - (r - 0.5 * \sigma_1^2)T}{\sigma_1 \sqrt{T}} + \sigma_1 \sqrt{T}\right)$$

À l'aide d'une fonction inverse on obtient : $v_j^{(1)} = f^{-1}(S_j^{obs(1)}; \sigma_1)$. Cependant, pour le code, nous avons utilisé une méthode équivalente : il s'agit de la méthode par dichotomie pour trouver les valeurs v_j qui annulent la fonction $f(v_j; \sigma) - S_j^{obs}$.

Nous rappelons que σ_0 est égal à l'écart – type des log – rendements des capitalisations boursières de toutes les 250 journées.

- Une fois que nous avons la valeur : $v_j^{(1)}$ nous utilisons le même procédé pour $v_{j+1}^{(1)}$... jusqu'au jour 250

On définit ensuite une série temporelle $\ln\left(\frac{v_{j+1}^{(1)}}{v_j^{(1)}}\right)$ et on procède au calcul de la volatilité de cette série $\widehat{\sigma}_1$ qui sera ensuite utilisée pour la deuxième itération.

Pour la deuxième itération:

Il s'agit du même procédé. Nous utilisons $\widehat{\sigma}_1$ que nous avons trouvé à la première itération et nous calculons $v_j^{(2)}$ et $v_{j+1}^{(2)}$ qui correspondent aux valeurs à la deuxième itération pour les jours $j ; j+1$ jusqu'au dernier jour 250.

On procède ensuite au calcul de $\ln\left(\frac{v_{j+1}^{(2)}}{v_j^{(2)}}\right)$ et nous calculons la volatilité de cette série $\widehat{\sigma}_2$ qui sera utilisée pour l'itération 3.

Nous procédons ensuite à l'itération 3 jusqu'à ce que l'on obtienne une convergence.

Une fois la convergence obtenue, nous calculons:

- $v_{250}^{(n)} = f^{-1}(S_{250}^{obs}; \widehat{\sigma}_n)$;
 $\widehat{\sigma}_n$ qui représente la volatilité de la série temporelle précédente.
- $mu = \frac{v_{250}^{(n)} - v_1^{(n)}}{v_1^{(n)}}$

- Et la valeur de $\hat{\sigma}_n$ est celle que nous retiendrons comme étant celle de σ

Les résultats des cinq (5) premières itérations pour le secteur de la consommation cyclique sont les suivantes :

	Canadian Tire	Magna International	CCL Industries	Gildan active wear	Restaurant Brands
sigma_0	25,94%	24,78%	21,73%	35,39%	22,53%
sigma_1	14,41%	21,01%	19,13%	32,67%	16,36%
sigma_2	14,40%	21,01%	19,13%	32,67%	16,36%
sigma_3	14,40%	21,01%	19,13%	32,67%	16,36%
sigma_4	14,40%	21,01%	19,13%	32,67%	16,36%
sigma_5	14,40%	21,01%	19,13%	32,67%	16,36%
Moment de convergence	itération 4	itération 2	itération 1	itération 2	itération 2

Tableau 3.2. Tableau de l'estimation des sigmas par convergence pour le secteur de consommation cyclique

De manière générale, la convergence est obtenue au bout de deux (2) itérations. A titre d'exemple, nous avons les itérations effectuées pour les compagnies suivantes : Magna International, Gildan active wear et Restaurant Brands. Cependant, la convergence peut arriver plus tôt comme c'est le cas pour CCI Industries ou alors plus tard comme nous l'observons avec Canadian Tire.

Nous avons appliqué le procédé à l'ensemble de notre échantillon d'entreprises et donc à tous les secteurs. Les données ainsi obtenues nous permettent alors de calculer les distances au défaut pour tout l'intervalle de temps et non pas seulement pour les 250 premiers jours.

Nous rappelons que l'échantillon des 250 jours a uniquement été utilisé pour l'estimation des paramètres.

3. Calcul des distances au défaut

Les distances au défaut sont calculées grâce à la formule plus haut, en utilisant les paramètres estimés.

4. Statistiques descriptives et tests statistiques

a. Statistiques descriptives

- Statistiques descriptives de la capitalisation boursière

Les statistiques descriptives pour toutes les firmes sont présentées en annexe (Annexe B).

Dans la section un peu plus bas, nous avons présenté les statistiques descriptives par secteur ainsi que pour l'échantillon total.

Les résultats nous montrent que pour les secteurs de consommation, à savoir la consommation cyclique et la consommation de base, nous sommes en présence de secteurs homogènes, contrairement aux secteurs de l'énergie, des matériaux, et industriel, pour lesquels nous avons des entreprises qui détiennent le monopole avec des niveaux de capitalisation boursière largement au-dessus de leurs concurrents. Il s'agit de TC Energy Corp pour le secteur de l'énergie, Canadian National Railway pour le secteur industriel avec en moyenne un niveau de capitalisation boursière de 68 milliards de dollars, contre seulement 27,68 milliards de dollars en moyenne pour l'ensemble du secteur industriel; et enfin Barrick Gold Corp pour le secteur des matériaux.

Concernant le secteur des télécommunications, en dehors de Bce qui détient la plus grande capitalisation boursière, le secteur reste homogène avec des valeurs oscillant autour de 15 milliards de dollars.

Le secteur des technologies de l'information, lui également, est très homogène à l'exception de Shopify qui a une capitalisation boursière avoisinant les 80 milliards de dollars.

Les secteurs de la santé et du transport regroupent les entreprises qui ont les capitalisations boursières les plus faibles.



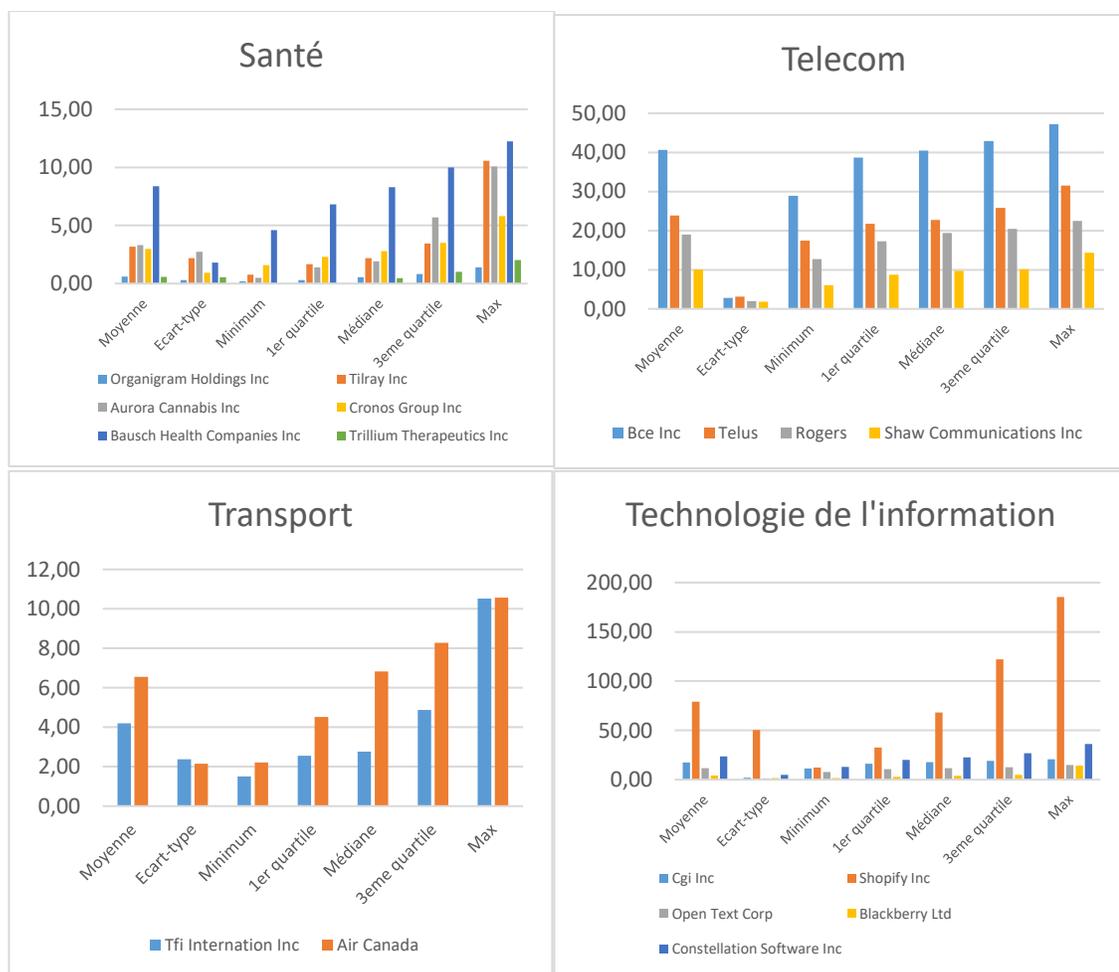


Fig4.1.1 Histogrammes de la capitalisation boursière pour toutes les firmes

	Moments		Quartiles				
	Moyenne (10 ^{e.9})	Ecart- type (10 ^{e.9})	Min (10 ^{e.9})	1er quartile (10 ^{e.9})	Médiane (10 ^{e.9})	3eme quartile (10 ^{e.9})	Max (10 ^{e.9})
Echantillon total	17,75	7,36	0,01	4,50	12,01	26,60	185,33
Consommation cyclique	11,65	1,47	2,02	4,49	9,48	19,70	31,28
Consommation base	12,44	0,42	5,60	10,17	11,65	14,10	23,93
Energie	26,86	3,44	1,97	14,82	26,92	44,32	54,79
Industriel	27,68	3,46	0,44	2,93	25,35	46,02	84,36
Matériaux	17,15	2,40	2,18	6,77	15,55	28,08	54,16
Santé	3,17	0,97	0,01	0,59	2,06	5,14	12,23
Télécommunication	23,39	0,63	0,01	15,13	21,05	30,07	47,21
T.I	27,23	21,45	1,60	10,70	17,88	26,92	185,33
Transport	5,37	0,15	1,51	3,05	4,80	7,43	10,57

Tableau 4.1.2. Tableau des statistiques descriptives de tous les secteurs et de l'échantillon total pour la capitalisation boursière

Les valeurs sont exprimées en milliards de dollars (10^{E9})

- Statistiques descriptives de l'effet de levier du marché

Les statistiques descriptives pour toutes les firmes sont présentées en annexe (Annexe B). Dans cette section, nous avons présenté les statistiques descriptives par secteur ainsi que pour l'échantillon total.

- Statistiques descriptives pour l'ensemble de l'échantillon et des neuf (9) secteurs

	Moments		Min	Quartiles			Max
	Moyenne	Ecart-type		1er quartile	Médiane	3eme quartile	
Echantillon total	0,22	0,03	0,00	0,07	0,14	0,35	2,13
Consommation cyclique	0,21	0,02	0,03	0,10	0,15	0,29	0,33
Consommation base	0,27	0,02	0,03	0,13	0,26	0,43	0,54
Energie	0,31	0,03	0,10	0,20	0,32	0,40	0,25
Industriel	0,28	0,06	0,07	0,09	0,12	0,42	0,32
Matériaux	0,12	0,02	0,00	0,04	0,09	0,18	0,57
Santé	0,12	0,03	0,00	0,00	0,04	0,17	1,16
Télécommunication	0,30	0,01	0,18	0,26	0,29	0,33	0,21
T.I	0,08	0,02	0,00	0,02	0,10	0,17	2,13
Transport	0,37	0,03	0,10	0,21	0,38	0,55	0,75

Tableau 4.1.4 Tableau des statistiques descriptives de tous les secteurs et de l'échantillon total (effet de levier)

De manière générale, l'effet de levier est relativement faible pour l'ensemble des firmes à l'exception de quelques entreprises, pour lesquelles l'endettement est supérieur à 50%. Il s'agit de Weston pour le secteur de la consommation de base avec un effet de levier de 54%, de Bombardier dans le secteur industriel avec un endettement de 72,6 %, et enfin de Bausch Health Companies Inc avec un effet de levier de 59,8% très élevé comparé au niveau d'endettement des autres firmes du secteur de la santé pour lesquelles le niveau

moyen est de 12%. Le secteur des technologies de l'information est celui le moins endetté avec un niveau d'endettement moyen de 8%.

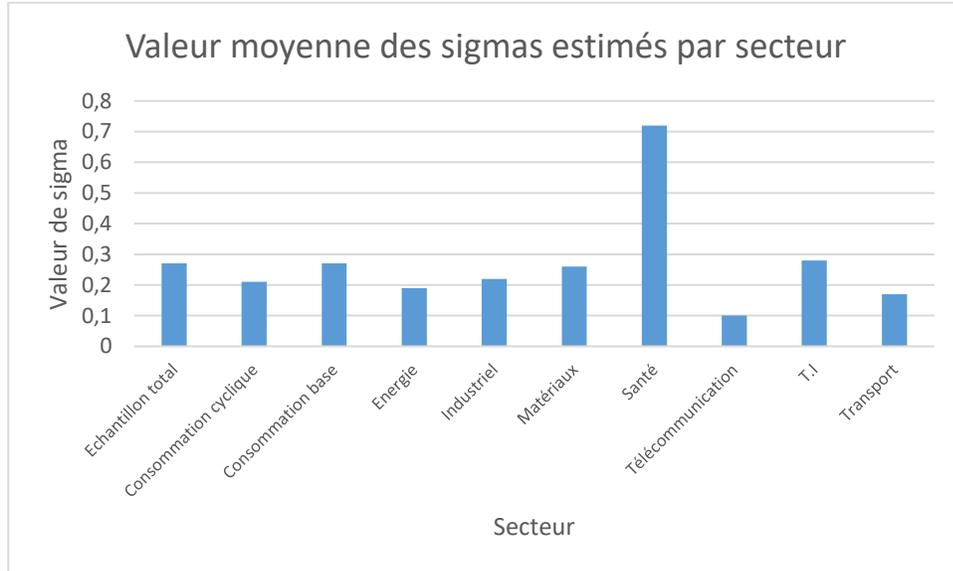


Fig 4.1.2 : Sigma estimé pour chaque secteur et pour l'échantillon total

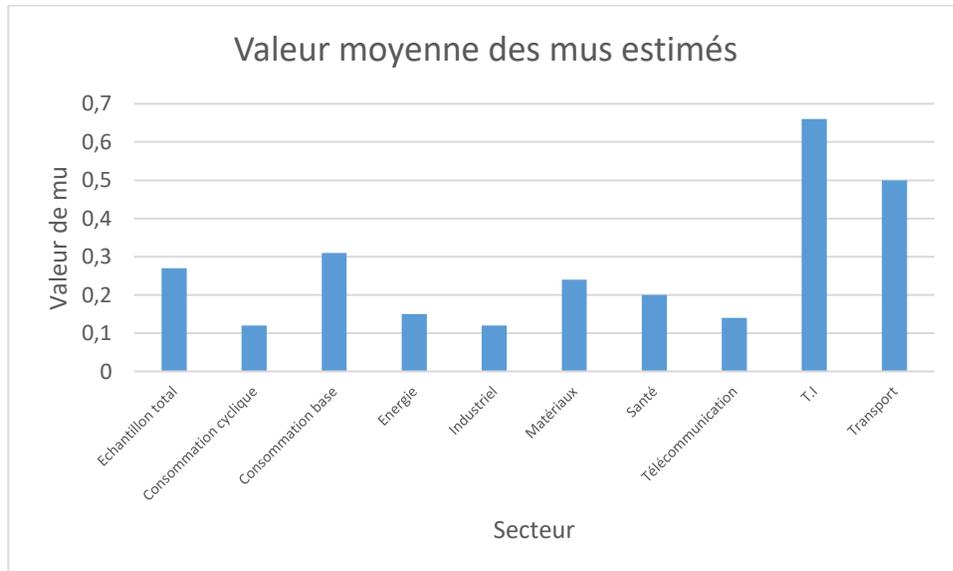


Fig 4.1.3 : Mu estimé pour chaque secteur et pour l'échantillon total

b. Représentation de la distance au défaut

▪ Représentation de la distance au défaut pour l'échantillon total

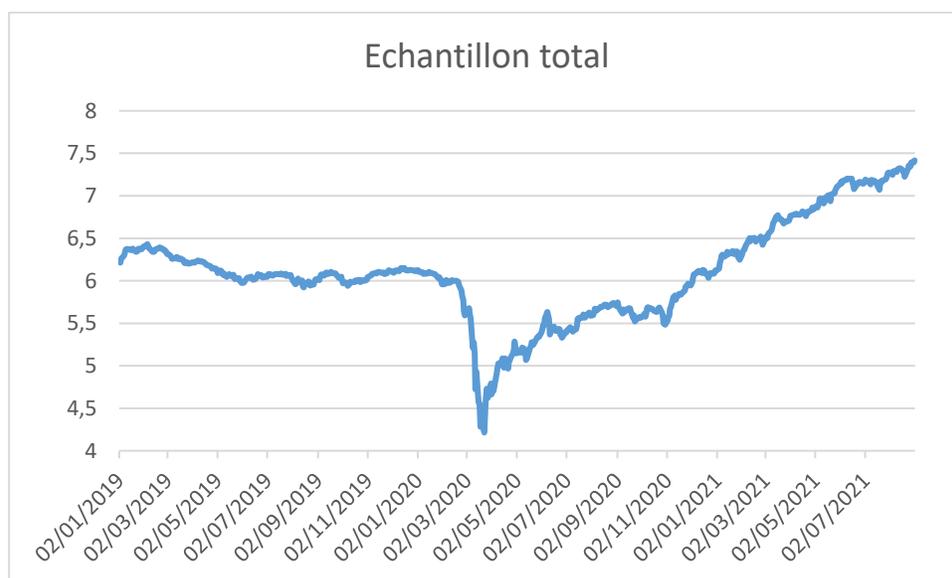


Fig 4.1.2. Evolution de la distance au défaut pour l'échantillon complet

La représentation de l'échantillon total, nous permet de constater que la distance au défaut semble chuter vers la fin du mois de février 2020, plus précisément le 24 février 2020. Cette constatation nous emmène à scinder notre horizon temporel en deux (2) périodes. A savoir, une période pré-crise dans laquelle la distance au défaut chute considérablement et une période post-crise débutant le 23 mars marquée par une hausse générale de la distance au défaut dans tous les secteurs. Entre les deux dates, nous avons le cœur de la crise, qui coïncide avec l'état d'urgence, le début du confinement, ainsi que la période durant laquelle la crise a gelé l'économie mondiale.

Etant donné que nous sommes en présence de neuf (9) secteurs d'activité, nous les avons scindés en trois (3) catégories afin de représenter en détail la distance au défaut (DD). Dans un premier graphe, nous avons la représentation de la distance au défaut pour les trois (3) secteurs les plus solides. Dans cette catégorie, nous retrouvons les secteurs des technologies de l'information (T.I), le secteur industriel et enfin le secteur de la consommation de base. Nous avons ensuite une deuxième catégorie, dans laquelle sont

regroupés les secteurs du transport, des matériaux, et des télécommunications, pour lesquels la distance au défaut connaît des variations, qui ne sont cependant pas extrêmes. Enfin, nous avons la troisième catégorie dans laquelle nous retrouvons les secteurs pour lesquelles la distance au défaut connaît de très grandes fluctuations : il s'agit des secteurs les moins solides à savoir la consommation cyclique, l'énergie et la santé.

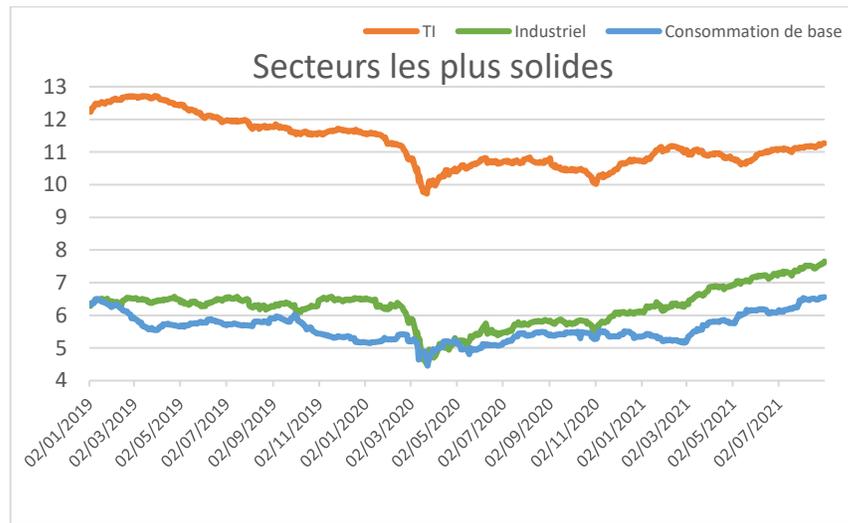


Fig4.1.3: Représentation de la distance au défaut des secteurs les plus solides

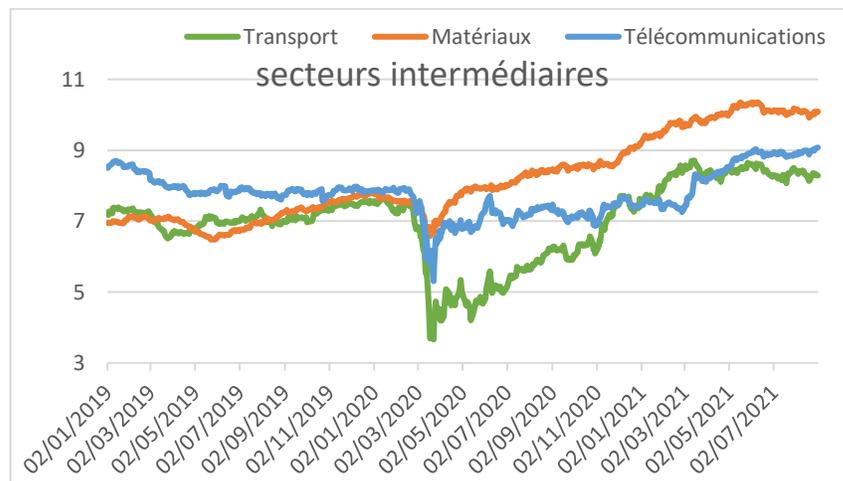


Fig 4.1.4 : Représentation de la distance au défaut des secteurs intermédiaires

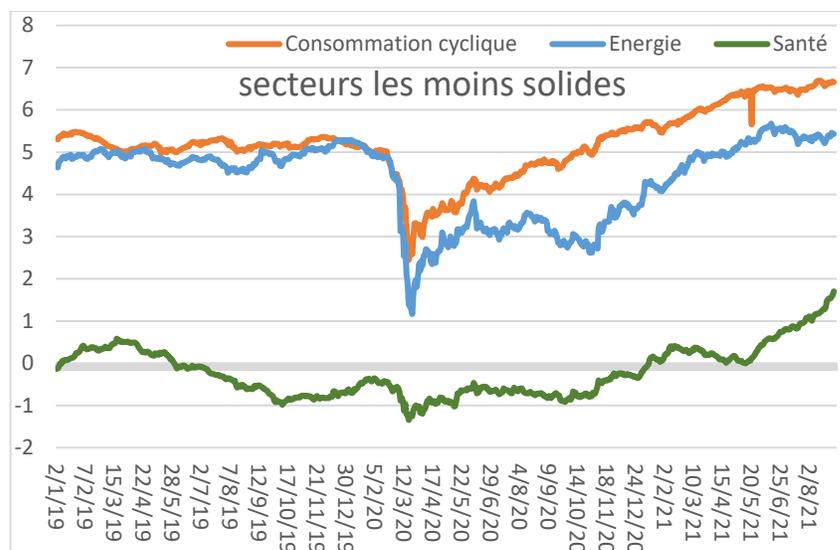


Fig4.1.5: Représentation de la distance au défaut des secteurs les moins solides

Pour l'ensemble des secteurs, nous voyons que la baisse brutale de la distance au défaut coïncide avec le début de la crise, soit le 24 février 2020. A ce moment, la distance au défaut qui au paravent était plutôt stable connaît une chute brutale. Cependant, la baisse de la distance au défaut n'est pas identique pour tous les secteurs. En effet, nous avons des secteurs plus solides, qui connaissent une légère baisse d'environ 1,5 points en moyenne entre le 24 février et le 23 mars 2020. Dans la période post-crise, la distance au défaut augmente à nouveau pour atteindre son niveau initial vers le mois de juillet 2020. Il aura donc fallu à ces secteurs environ quatre (4) mois pour retrouver le niveau de distance au défaut de la période pré-crise.

D'autre part, nous avons les secteurs intermédiaires avec une baisse en moyenne de 2 points entre le 24 février 2020 et le 23 mars 2020. Il s'agit des secteurs des matériaux, des télécommunications, et du transport. A partir de cette date, la distance au défaut augmente et reprend son niveau de la période pré-crise au début du mois de décembre 2020 soit cinq (5) mois après que les secteurs les plus solides aient retrouvé leur niveau de distance au défaut initial.

Enfin, nous avons les secteurs les moins solides, à savoir les secteurs de la santé, de l'énergie et de la consommation cyclique. Le secteur de la santé retient notre attention car

nous remarquons que depuis le 11 juillet 2019, la distance au défaut pour ce secteur est négative. Ce qui correspond à un niveau de capitalisation boursière inférieur à la dette. Ceci peut être lié à la présence de compagnies endettées dans ce secteur. Cette situation est notamment accentuée par la survenue de la crise, avec un niveau de distance au défaut qui atteint -1.26 le 23 mars 2020. La valeur de la distance au défaut continue d'être négative malgré une légère hausse de celle-ci, et atteint sa première valeur positive le 20 janvier 2021 avec un niveau à 0.12. Cette hausse de la distance au défaut du secteur de la santé peut être attribuable à l'effet de la crise. Durant cette période, le secteur de la santé est devenu le secteur clé. Enfin, les deux (2) autres secteurs, à savoir le secteur de l'énergie et de la consommation cyclique, ont connu une très grande baisse du niveau de la distance au défaut, soit une baisse d'environ trois (3) points entre le 24 février 2020 et le 23 mars 2020, et il leur a fallu une année entière pour retrouver le niveau de distance au défaut de la période pré-crise.

c. Tests de différences de moyenne de la distance au défaut pour les périodes pré et post crises

Notre horizon temporel est scindé en deux (2) périodes. A savoir, une *periode pré-crise* démarrant le 24 février 2020 durant laquelle la distance au défaut connaît une baisse et une *periode post-crise* débutant le 23 mars 2020 qui est marquée par une hausse générale de la distance au défaut.

Afin de voir en détail l'impact de la crise sur chaque secteur, nous avons calculé les moyennes pré-crise et post-crise. Dans un premier tableau, nous avons déterminé les moyennes pré-crise et post-crise, chacune pondérée par la capitalisation boursière. Et dans un second tableau, nous avons fourni les moyennes équipondérées pré-crise et post-crise pour chaque secteur ainsi que pour l'échantillon total.

- Tableau des moyennes pondérées par capitalisation boursière pour la distance au défaut

	Pré-crise	Post-crise	Période totale
Echantillon total	6,15	5,88	6,00
Consommation cyclique	5,21	6,02	5,67
Consommation de base	4,74	4,64	4,68
Energie	2,97	2,53	2,72
Industriel	6,44	6,43	6,43
Matériaux	7,23	9,05	8,27
Santé	0,24	0,24	0,24
Télécom	7,96	7,79	7,86
IT	11,92	10,81	11,28
Transport	16,85	7,43	11,45

Tableau 2.1.1 : Tableau des moyennes pondérées par capitalisation pour la distance au défaut

- Tableau des moyennes équipondérées pour la distance au défaut

	Pré-crise	Post-crise	Période totale
Echantillon total	6,11	6,09	6,10
Consommation cyclique	5,18	5,21	5,20
Consommation de base	5,69	5,52	5,59
Energie	5,12	4,12	4,55
Industrie	6,39	6,16	6,26
Matériaux	7,16	8,92	8,17
Santé	-0,02	-0,07	-0,051
Télécommunications	7,94	7,67	7,79
IT	11,35	10,72	10,99
Transport	7,15	6,91	7,012

Tableau 2.1.2 : Tableau des moyennes équipondérées pour la distance au défaut

Nous allons procéder aux tests de la différence des moyennes sur les données obtenues précédemment.

Pour le test de la différence des moyennes, nous avons choisi un niveau de confiance de 95%. Les hypothèses nulle et alternative sont les suivantes :

$$\begin{cases} H_0: \text{les moyennes sont égales} \\ H_1: \text{les moyennes ne sont pas égales} \end{cases}$$

Lorsque la p-value obtenue grâce au test de différence des moyennes effectué sur R (code en annexe) est inférieur à 0.05, on rejette l'hypothèse nulle H_0 d'égalité des moyennes. Cependant, lorsque celle-ci est supérieure à 0.05 on ne peut rejeter l'hypothèse nulle H_0 d'égalité des moyennes.

	Pré-crise	Post-crise	P-value
Echantillon total	6,12	6,09	4,85.10e-6
Consommation cyclique	5,19	5,21	3,87.10e-8
Consommation de base	5,70	5,52	0,39
Energie	5,12	4,12	7,13.10e-55
Industrie	6,40	6,16	2,79.10e-9
Matériaux	7,17	8,92	1,49.10e-6
Santé	-0,03	-0,07	0,029
Télécommunications	7,95	7,67	0
IT	11,35	10,72	6,5.10e-122
Transport	7,15	6,91	4,85.10e-60

Tableau2.1.3 : Test de différence des moyennes (moyenne équipondérée) de la distance au défaut pour les neuf (9) secteurs et pour l'échantillon total

	Pré-crise	Post-crise	P-value
Echantillon total	6,15	5,88	8,13.10e-38
Consommation cyclique	5,21	6,02	1,63.10e-13
Consommation de base	4,74	4,64	0,018
Energie	2,97	2,53	2,44.10e-288
Industriel	6,44	6,43	9,99.10e-79
Matériaux	7,23	9,05	5,29.10e-226
Santé	0,24	0,24	4,56.10e-8
Télécom	7,96	7,79	0
IT	11,92	10,81	7,13.10e-5
Transport	16,85	7,43	8,13.10e-5

Tableau2.1.4 : Test de différence des moyennes (moyenne pondérée par la capitalisation boursière) de la distance au défaut pour les neuf (9) secteurs et pour l'échantillon total

Les tests de la différence des moyennes effectués sur les moyennes équiponderées ainsi que sur les moyennes pondérées par la capitalisation boursière nous montrent que la crise a affecté l'ensemble des secteurs, à l'exception du secteur de la consommation de base. En effet, la p-value obtenue pour les tests sur la moyenne équipondérée est inférieure à 0.05. Cependant, celle obtenue en utilisant la moyenne pondérée par la capitalisation boursière est supérieure à 0.05. Sachant que les moyennes pondérées par la capitalisation boursière sont plus éloquentes car prenant en compte la taille de l'entreprise, nous avons décidé de retenir les résultats du test effectué sur la moyenne pondérée par la capitalisation boursière.

d. Régression

Nous procédons dans cette section à la régression de la hausse de la distance au défaut post-crise sur certaines variables indépendantes. Les observations sont au nombre de 56 et correspondent au nombre d'entreprises étudiées.

Nous délimitons notre intervalle de temps en deux(2) périodes : la période pré-crise délimitée par T_0 date de début de l'échantillon et T_1 date à laquelle survient la crise. Vers la fin de cette période soit le 24 février 2020, nous avons pu constater une baisse de la distance au défaut. La deuxième période est délimitée par T_1 et T_2 qui représente la date de fin de notre intervalle de temps soit le 31 août 2021. Durant cette deuxième période, nous notons une hausse de la distance au défaut.

Dans le tableau ci-dessous, nous avons calculé dans un premier temps

- **la dégradation de la distance au défaut** durant la **première période délimitée par T_1 et T_2** pour chaque secteur ainsi que pour l'échantillon total.
- Ensuite, nous avons calculé **la hausse de la distance au défaut** dans la **deuxième période délimitée par T_1 et T_2**, et cela pour chaque secteur et pour l'échantillon total.

Nous remarquons que la dégradation de la distance au défaut tourne autour de -1 point dans la première période. Cependant, nous avons une hausse de la distance au défaut dans la deuxième période de 1,5 point pour la majorité des secteurs.

	Dégradation de la DD	Amélioration de la DD
Echantillon total	-1,60	1,58
Consommation cyclique	-0,62	1,81
Consommation de base	-0,95	0,83
Energie	-0,05	0,74
Industrie	-0,31	1,71
Matériaux	0,51	2,84
Santé	-0,37	2,17
Telecom	-0,90	0,67
IT	-1,40	1,29
Transport	-0,11	-0,78

Tableau 3.1.1: Dégradation et amélioration de la distance au défaut

Nous allons procéder à une régression, afin de déterminer l'impact de la dégradation de la distance au défaut dans la phase pré-crise allant du 01^{er} janvier 2019 au 23 février 2020, sur l'évolution de la distance au défaut dans la phase post-crise. La régression effectuée inclue également le niveau de distance au défaut comme variable explicative de même que les ratios que sont : l'effet de levier du marché, la rentabilité opérationnelle, le ratio de liquidité et la tangibilité des actifs. Ces variables seront respectivement nommées X1, X2, X3 et X4.

Pour les besoins de la régression, les variables X1, X2; X3 et X4 sont calculées dans la période post crise. Cependant, la variable : « dégradation de la distance au défaut » et « niveau de distance au défaut » sont calculés dans la phase pré-crise.

X1 : Effet de levier du marché

X2 : Rentabilité opérationnelle

X3 : Ratio de liquidité

X4 : Tangibilité des actifs

Le tableau utilisé pour procéder à la régression (toutes les firmes) est le suivant :

		Niveau DD-post crise	Amélioration DD	Dégradation DD	Effet de levier du marché	Rentabilité opérationnelle	ratio de liquidité	Tangibilité des actifs
Cons cyclique	Canadian Tire	2,56	2,50	-1,60	0,41	0,05	4,95	0,35
	Magna international	5,25	0,92	-0,04	0,15	0,34	3,88	0,38
	CCL Industries	7,19	3,05	-0,43	0,11	0,05	4,95	0,35
	Gildan active wear	4,03	2,98	-1,84	0,12	0,12	69,55	0,29
	Restaurant Brands	6,97	0,34	0,79	0,29	0,05	4,95	0,13
Cons de base	Loblaws	8,65	1,80	-2,53	0,34	0,33	19,22	0,35
	Weston (Georges)	4,42	1,80	0,25	0,54	0,26	20,66	0,33
	Metro	9,88	0,67	-1,91	0,19	0,31	61,94	0,30
	Alimentation Couche tard	0,27	0,68	-0,05	0,38	0,26	2,69	0,29
	Dollarama	4,75	0,81	-0,55	0,13	0,20	84,03	0,47
Energie	Imperial Oil	5,34	0,20	-0,74	0,13	1,33	7,27	1,68
	PPL Corp	6,64	3,38	1,03	0,17	0,19	2,69	0,04
	CANADIAN NATURAL RESOURCES	3,89	1,17	-0,34	0,34	0,37	17,82	0,20
	Suncor Energy	4,48	-1,82	-0,51	0,40	0,15	27,50	0,03
	Cenovus Energy	2,41	-0,06	0,26	0,32	0,55	4,52	0,02
	CANADIAN NATIONAL RAILWAY CO	11,29	1,04	-0,41	0,31	0,31	61,94	0,30
	Canadian Pacific RAILWAY LTD	10,73	2,08	0,82	0,44	0,34	3,88	0,38
Industriel	Bombardier	-2,78	2,55	-1,74	0,10	0,05	0,77	0,56
	SNC Lavalin	-0,59	1,34	-0,63	0,11	0,04	8,83	0,23
	WASTE CONNECTIONS INC	12,66	1,25	0,39	0,82	1,33	1,68	7,27
	AGNICO EAGLE MINES LTD	10,00	1,37	-0,66	0,32	0,07	23,59	0,72
Matériaux	BARRICK GOLD CORP	7,59	-0,06	1,26	0,08	0,06	1,69	0,93
	KINROSS GOLD CORP	5,02	1,40	0,41	0,06	0,06	1,69	0,93
	TECK RESSOURCES LTD	0,83	0,81	-2,00	0,06	1,33	1,68	7,27
	NUTRIEN LTD	4,47	2,84	-2,50	0,11	0,05	14,75	0,49
	CAMECO CORP	2,97	1,85	0,99	0,35	0,03	10,95	0,93
	WHEATON PRECIOUS METALS CORP	13,67	12,12	2,35	0,21	0,05	2,27	0,04
	FRANCO-NEVADA CORP	20,82	0,66	4,24	0,09	0,10	1,46	0,03
	ORGANIGRAM HOLDINGS INC	0,76	3,11	-0,13	0,01	0,10	1,46	0,03
	TILRAY INC	1,97	8,72	-2,19	0,00	0,10	2,27	0,41
	AURORA CANNABIS INC	0,01	0,09	-1,87	0,13	0,12	69,55	0,29
Santé	CRONOS GROUP INC	3,47	0,33	0,82	0,09	0,49	4,26	0,27
	BAUSCH HEALTH COMPANIES INC	-7,81	1,04	0,81	0,19	0,20	84,03	0,47
	TRILLIUM THERAPEUTICS INC	1,30	1,12	0,29	0,00	0,51	0,09	1,77
	BCE INC	9,30	1,74	0,34	0,60	0,11	1,28	0,37
	TELUS	10,01	1,64	-1,00	0,00	0,08	95,16	0,90
	ROGERS	2,86	0,71	-1,64	0,28	0,11	2,10	0,03
	SHAW COMMUNICATIONS INC	2,86	1,85	-1,33	0,30	0,89	0,00	8,76
Technologie inf	CGI INC	14,25	-1,52	-1,05	0,40	0,69	0,26	2,85
	SHOPIFY INC	16,90	-0,99	-3,63	0,24	0,12	36,00	0,88
	OPEN TEXT CORP	9,68	1,21	-0,71	0,12	0,77	10,81	0,03
	BLACKBERRY LTD	2,61	1,74	-1,21	0,00	8,78	8,37	-0,09
	CONSTELLATION SOFTWARE INC	12,89	1,38	-0,43	0,16	0,49	0,04	0,78
Transport	TFI INTERNATIONAL INC	6,81	3,12	0,17	0,14	0,05	21,53	0,89
	AIR CANADA	6,81	-0,78	-0,40	0,02	0,51	0,09	1,77

Tableau3.1.2 : Données utilisées pour la régression de l'amélioration de la distance au défaut (DD)

	Estimate	P-value
Niveau de la distance au défaut	-0,002	0,0097
Dégradation de la DD	0,14	0,0061
Effet de levier du marché	2,06	0,035
Rentabilité opérationnelle	0,14	0,0063
Ratio de liquidité	-0,012	0,37
Tangibilité des actifs	-0,1	0,61

Tableau3.1.3 : Régression portant sur l'amélioration de la distance au défaut post-crise

Nombre d'observations = 56

R² ajusté = 0.06749

Les résultats de la régression nous indiquent qu'une augmentation de l'effet de levier du marché des entreprises a tendance à entraîner une meilleure amélioration de la distance au défaut. En effet une hausse de l'effet de levier du marché se traduit généralement par une augmentation de la dette. Or, comme nous avons pu le constater, les firmes ont pour la plupart un levier financier faible. Recourir à plus de dette est un moyen pour bon nombre d'entre elles d'atteindre un levier optimal et de pouvoir faire face aux difficultés en investissant pour accroître leurs rendements. De plus, les emprunts qui leurs ont été octroyés ont également permis de faire face aux coûts inattendus survenus durant la pandémie.

De plus, nous avons pu constater, qu'une augmentation du ratio de liquidité entraîne une légère baisse dans l'amélioration de la distance au défaut. En effet, lorsque le ratio de liquidité est trop élevé, l'entreprise n'utilise pas son actif court terme de façon optimale. En effet, l'excédent pourrait être utilisé pour procéder à des investissements; afin d'augmenter la rentabilité, et par la même occasion les revenus.

Nous remarquons également, qu'une augmentation de la rentabilité opérationnelle, s'accompagne d'une meilleure amélioration de la distance au défaut. En effet, plus une entreprise est performante sur le plan économique, plus ses revenus sont susceptibles de s'accroître, ce qui réduit par la même occasion le risque de défaut.

Enfin, nous pouvons observer qu'une hausse du ratio de tangibilité des actifs, entraîne une légère baisse de l'amélioration de la distance au défaut. En effet, si nous prenons l'exemple des secteurs de consommation de base, d'énergie et de technologie de l'information (secteurs avec les plus grandes capitalisations boursières), nous constatons qu'il s'agit de secteurs dans lesquels les investissements en actifs tangibles génèrent des revenus moindres.

Chapitre 4

Résultats et analyses

L'étude menée nous a permis d'analyser l'évolution de la distance au défaut pour chacun des secteurs durant la période de crise sanitaire de covid 19. En effet, celle-ci connaît une baisse générale pour tous les secteurs dans la période débutant du 24 février 2020. Cette baisse se poursuit jusqu'au 23 mars 2020. Néanmoins, cette variation de la distance au défaut comme nous l'avons vu n'est pas la même pour tous les secteurs. En effet, certains secteurs plus solides, connaissent une baisse plutôt faible de la distance au défaut, et parviennent à se redresser en quelques mois. Tandis que d'autres secteurs, moins solides, connaissent une baisse de la distance au défaut plus grande. A ces secteurs, il aura fallu plus de temps, parfois une année entière pour retrouver leur niveau de distance au défaut de la période d'avant crise.

De plus, nous avons pu scinder notre horizon temporel en deux (2) périodes clés. Une première période clé allant du 1^{er} janvier 2019 au 24 février 2020 et une seconde période qui s'étend du 23 mars 2020 au 31 août 2021. Entre les deux (2) nous avons le cœur de la crise (24 février 2020-23 mars 2020), période durant laquelle tous les voyants étaient au rouge pour l'ensemble de l'économie canadienne, tous secteurs confondus.

Les tests de différence de moyennes effectués sur les moyennes pondérées par la capitalisation boursière ainsi que sur les moyennes équipondérées, nous ont également renseigné sur la présence ou non d'impact de la crise sanitaire de covid 19 sur les différents secteurs de l'économie canadienne. On en a déduit que la crise n'a pas eu un gros impact sur le secteur de la consommation de base sachant que pour le test de différence de moyennes (moyennes pondérées par la capitalisation boursière) la p-value est supérieur à 0,05. Cela est prévisible, dû au fait que les habitudes des consommateurs n'ont pas changé malgré la crise. Bien vrai que nous ayons pu constater une ruée des consommateurs vers les entreprises proposant des produits destinés à la consommation de base, les achats des consommateurs sont restés identiques à ceux de la période pré-crise.

Les résultats pour les autres secteurs étaient prévisibles. En effet, la dynamique d'avant crise est différente de la dynamique d'après crise sachant que la pandémie a entraîné de nombreuses conséquences pour l'ensemble de l'économie canadienne avec une perte approximative d'un million d'emplois entre le 1^{er} avril 2020 et le 01^{er} mai 2020 soit 1 mois après que la crise est survenue. A cela, s'est ajoutée une contraction de l'économie de près de 9% durant cette même période.

La crise de covid 19 a été la raison de nombreux licenciements au sein des entreprises canadiennes entraînant une baisse de la productivité. Aussi, de nombreuses compagnies ont dû recourir à des prêts bancaires pour pouvoir faire face à la pandémie, et accroître les liquidités leur permettant de payer les salaires de leurs employés. Malheureusement, les prêts qui leur ont été octroyés ont parallèlement contribué à une hausse de l'endettement de certaines entreprises, aboutissant parfois à un risque d'insolvabilité.

Nous remarquons que les secteurs fortement touchés par la crise, sont ceux caractérisés par un effet de levier du marché plus élevé, et un ratio de liquidité faible.

Prenons l'exemple de l'industrie du transport, celle-ci a été fortement impactée par la crise, sachant que les déplacements ont été réduits sur toute l'étendue du territoire. Les compagnies aériennes ont également sévèrement été touchées avec la suppression de nombreuses lignes aériennes, ainsi que la mise en place des restrictions portant sur les voyages non essentiels. Suite à ces changements drastiques et inattendus Air Canada a subi une perte de 4,647 milliards de dollars durant l'exercice de 2020. Ces changements ont abouti au licenciement de milliers de travailleurs dans le secteur du transport, car cela constituait un moyen de réduire la masse salariale, et donc les coûts en général. Heureusement pour les compagnies assurant le transport de marchandises, celles-ci ont pu profiter de la crise, car les livraisons de marchandises ont durant cette période été considérées comme étant un service essentiel. En ce qui concerne le secteur de la santé, il reste le secteur le plus impacté. Ce secteur a surperformé grâce à la mise sur pied d'innovations en termes de produits et de procédés.

Les secteurs des télécommunications et des technologies de l'information, ont quant à eux, subi un impact, plutôt positif. Cela a été rendu possible grâce au télétravail, à l'éducation en ligne, ainsi qu'à l'usage du numérique comme nouvelle alternative, face à

la crise sanitaire de covid 19. Le secteur des télécommunications, est devenu un secteur clé, voire essentiel au même titre que le secteur de la santé sachant qu'il a permis aux populations de rester en communication, aux entreprises de poursuivre leurs activités par le biais du télétravail, aux écoles et aux entreprises de dispenser les cours en ligne, mais surtout d'éviter l'arrêt net de l'économie.

Les conséquences sur le secteur de l'énergie sont terribles. En effet, le confinement survenu durant la pandémie, a entraîné une réduction de la consommation en énergie (électricité) car plusieurs usines ont dû cesser leurs activités, et de nombreux commerces détenant un local ont été forcés de fermer durant cette période. Dans ce même secteur, nous notons une baisse de la consommation de pétrole et de gaz notamment avec la réduction des déplacements non essentiels, l'immobilisation au sol des avions durant la période de crise et du télétravail. En effet, de plus en plus de ménages ont réduit leurs déplacements et ont par la même occasion réduit leur consommation en carburant. De plus, nous ne sommes pas sans savoir que le prix du pétrole a connu une énorme chute dès l'entame de la crise, avec une baisse de la demande mondiale journalière de 26 millions de barils se traduisant par une baisse de près de 65% du prix du baril du pétrole dans la période allant de février 2020 à avril 2020. Cette baisse de la demande combinée à un gros stock de pétrole détenu par le Canada a eu de lourdes conséquences sur le secteur à l'échelle nationale.

A cela s'est ajoutée la guerre du prix du pétrole entre l'Arabie saoudite et la Russie. Ce qui a plongé le secteur dans une crise historique sans précédent sachant qu'à cette même période les coûts de stockage et de transport du pétrole ont excédé le prix de vente du pétrole brute. Les marges obtenues par les compagnies canadiennes sont devenues négatives. Pour faire face à cette nouvelle donne, les acteurs du secteur de l'énergie ont dû réduire les coûts par le biais de mises à pieds.

Concernant le secteur industriel, l'impact que la crise a eu sur ce secteur est disparate. En effet, pendant que certaines entreprises industrielles comme celles dont la production est destinée à fournir aux hôpitaux des produits médicaux ont connu une hausse de leurs revenus, d'autres compagnies par contre dont les produits fabriqués servent les industries hôtelières ou de la restauration ont subi une baisse de leurs revenus. L'impact qu'a eu la

crise sur ce secteur dépend grandement du type de biens produit par l'entreprise, ainsi que de l'industrie pour laquelle le bien produit est destiné.

Le secteur de consommation de base bien vrai que n'ayant pas été grandement impacté par la crise a néanmoins vu certains produits proposés par les firmes gagner l'intérêt des consommateurs. Nous avons à titre d'exemple les produits antiseptiques, les produits d'hygiène ainsi que les masques, ce qui a permis une hausse de leurs revenus.

Conclusion

L'objectif principal de ce mémoire était de déterminer et d'étudier à l'aide du modèle structurel de KMV la distance au défaut, de l'appliquer à notre échantillon d'entreprises sélectionnées, mais aussi d'analyser l'évolution de celle-ci durant l'intervalle de temps correspondant à la pandémie de covid 19.

Pour se faire, nous avons eu à recenser les données financières des entreprises scindées en neuf (9) secteurs clés à savoir : la consommation cyclique, la consommation de base, l'énergie, le secteur industriel, les matériaux, la santé, les télécommunications, les technologies de l'information, et enfin le secteur du transport. Nous avons à l'aide du modèle structurel de KMV estimé les distances au défaut de ces entreprises. Nous avons alors pu constater que dans une phase pré-crise, allant du 1^{er} janvier 2019 (début de notre intervalle de temps) au 23 février 2020, la distance au défaut a été pour l'ensemble de l'économie plus ou moins constante avec une baisse relativement faible pour certains secteurs et parfois quasi inexistante pour d'autres. Par la suite, la distance au défaut connaît une chute brutale pour l'ensemble de l'économie, tous secteurs confondus en date du 24 février. Cette date coïncide avec la survenue de la pandémie qui aura une répercussion sur l'économie mondiale en général, et l'économie canadienne en particulier.

Nous avons également pu constater que la chute de la distance au défaut n'est pas la même pour tous les secteurs car certains secteurs, plus solides ont connu une baisse moins important d'environ 1.5 points, tandis que les secteurs les moins solides ont quant à eux enregistré une baisse avoisinant les 3 points. Cette baisse drastique de la distance au défaut a duré 30 jours (24 février 2020 - 23 mars 2020), période la plus fatidique depuis l'annonce de la crise sanitaire. A partir du 23 Mars 2020, la distance au défaut semble connaître une hausse pour l'ensemble des secteurs, même si pour certains secteurs comme la santé, l'énergie et la consommation cyclique, il aura fallu plus de temps soit une année entière pour retrouver le niveau de la période pré-crise.

D'autres secteurs, comme le secteur de la santé, ont pu profiter de la crise pour accroître leurs rendements et réduire leurs risques de défaut.

Certains secteurs par contre, n'ont pas su tirer leur épingle du jeu. Nous avons l'exemple du secteur de l'énergie, qui, en plus d'avoir été frappé de plein fouet par la crise a pris presque une année entière pour retrouver un niveau de distance au défaut similaire à celui de la période pré-crise.

De plus, nous avons également pu constater que l'amélioration de la distance au défaut qui est survenue au cours de la période post crise débutant le 23 mars 2020, a été rendue possible par une hausse de certains indicateurs clés tels que la rentabilité opérationnelle, mais aussi l'effet de levier. En effet, comme nous avons pu le voir plusieurs firmes détenaient dans la période pré-crise un effet de levier faible pour la plupart inférieur à 50%. Ainsi, en augmentant le niveau d'endettement jusqu'au point optimal, cela permet aux entreprises de pouvoir accroître parallèlement leurs rendements et de réduire les risques de défaut.

Notre étude nous a permis de déterminer l'évolution des distances au défaut calculés à l'aide de modèle structurel de KMV, mais aussi de pouvoir étudier l'évolution de celles-ci durant la crise sanitaire. Cependant, bien vrai qu'il existe plusieurs modèles pour prédire le risque de défaut, il est important de souligner que : quelle que soit la robustesse du modèle utilisé, il faudrait en plus tenir compte de l'ensemble des informations disponibles dans le marché afin d'avoir une capture complète du risque. Il s'agit d'une alternative, qui permettra aux banques de réévaluer leurs scénarios de stress test. Cet ajustement leur permettra de pouvoir contrecarrer d'autres crises identiques à la crise sanitaire.

Bibliographie

- Bharath, S. T., & Shumway, T. (2008). Forecasting default with the Merton distance to default model. *The Review of Financial Studies*, 21(3), 1339-1369.
- . Milne, A. (2014). Distance to default and the financial crisis. *Journal of financial stability*, 12, 26-36.
- . Jessen, C., & Lando, D. (2015). Robustness of distance-to-default. *Journal of Banking & Finance*, 50, 493-505.

- Patrick Van Roy. (2003). The impact of the 1988 Basel Accord on banks' capital ratios and credit risk-taking: an international study. Department of Economics and Finance Working Papers, 34, 1991-2006.

- Heid & al. (2004). Does Capital Regulation Matter for Bank Behavior? Evidence for German Savings Banks, Kiel Working Paper No. 1192

- Altman Edward I. & Saunders.A. (1998). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years, *Journal of banking and Finance*, 21, 1721-1742.

- Kwan & Eisenbeis. (1995). Bank Risk, Capitalization and Inefficiency. *Journak of Financial Services Research*, 12, 117-131.

- Christophe Godlewski. (2004). Le Rôle de l'Environnement Réglementaire, Légal et Institutionnel dans la Défaillance des Banques : Le Cas des Pays Emergents. Finance 0409021, University Library of Munich, Germany.

- Altunbas & al. (2004). Relationships between Capital, Risk and Efficiency in European Banking. *European financial management* 13.1 (2007): 49-70.

- Hilscher.J & Wilson.M. (2013). Credit ratings and credit risk: "Is one measure enough, *Management science*, 63, 3414-3437.

- Kashyap et al. (2002). Banks as Liquidity Providers: An Explanation for the Coexistence of Lending and Deposit-taking. *Journal of Finance*, 57, 33-73
- Sanobar anjum, (2012). Business bankruptcy prediction models: A significant study of the Altman's Z-score model. *SRN Electronic Journal*. 10.2139/ssrn.2128475.
- Poston, K.W., Harmon, W.K. & Gramlich, J.D. (1994), A test of financial ratios as predictors of turnaround versus failure among financially distressed firms. *Journal of Applied Business Research*, 10, 41-51.
- Alaa Guidara, Van Son Lai, Issouf Soumaré & Fulbert Tchana (2013). Banks' capital buffer, risk and performance in the Canadian banking system: Impact of business cycles and regulatory changes. *Journal of Banking & Finance*, 37, issue 9, 3373-3387.
- Sanobar Anjum (2012), Business Bankruptcy Prediction Models: A Significant Study of the Altman's Z-Score Model. *SSRN Electronic Journal*. 10.2139/ssrn.2128475.
- Eidleman, G. (1995). Z-scores- a guide to failure prediction. *The CPA Journal*, 12(9), 49-52.
- Altman, E. (1968), Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of finance*, 23(4), pp 595-610.
- Marjorie DEMAZY. (2001). Value at Risk et contrôle prudentiel des banques, *Bruylant*, 88-112.
- Catherine Lubochinsky. (2008). Transfert du risque crédit : de l'ingéniosité bancaire à l'instabilité financière. *Revue d'économie financière*, 7, 101-105.

- Michel Dietsch & Joël Petey. (2003). Mesure et gestion du risque de crédit dans les institutions financières, *Revue Banque*, 232-246.
- J.P. Morgan (1997) *CreditMetrics Technical Document*, New York: J.P. Morgan & Co.
- Cebenoyan .A.S & Strahan.P.E. (2004). Risk management, capital structure and lending at banks. *Journal of Banking & Finance*, 28, (1), 19-43
- Dilek Bülbül, Hendrik Hakenes, Claudia Lambert & al. (2014), “What influences banks’ choice of credit risk management practices? Theory and evidence. *Journal of Financial Stability*. 40, 1-14.
- Siekelova Anna (2015). Impact of Credit Risk Management. *Procedia Economics and Finance*, 26, 325 – 331.
- Fernando Garcia, Vicente Giménez, & Francisco Guijarro. (2013). Credit risk management: A multicriteria approach to assess creditworthiness. *Mathematical and Computer Modelling* ,57, 2009–2015
- Jean-Paul Laurent (2000). Les dérivés de crédit. *Revue d'économie financière*, 59, 115-134.
- Christian de Boissieu (2000). La titrisation : une mise en perspective. *Revue d'économie financière*, 59, 15-22.
- Jean-Paul Goulvestre. (1980). Rationnement du crédit et risque de défaut. *Revue économique*, 31, 465-504.

Annexes

Annexe A

Option Explicit

'Définition de la fonction f qui prend en argument

'r=taux d'intérêt

'T=échéance en année

'x=V_j est l'inconnue que l'on cherche pour tous les jours j et pour chaque compagnie (Valeur des actifs provenant du modèle)

'sigma_i est la volatilité des log rendements

'S_j représente la capitalisation boursière au jour j

'M_j représente la valeur de la dette DPT = Dette court terme +0.5*Dette long terme

```
Public Function f(x As Variant, S_j As Variant, M_j As Variant, sigma_i As Variant, r As Variant, T As Variant) As Variant
```

```
Dim z1, z_1, z2 As Variant
```

```
z_1 = Log(x) - Log(M_j) + (r + 0.5 * sigma_i * sigma_i) * T
```

```
z1 = z_1 / (sigma_i * Sqr(T))
```

```
z2 = z1 - (sigma_i * Sqr(T))
```

```
f = (x * WorksheetFunction.NormDist(z1, 0, 1, True)) - (M_j * Exp(-r * T) * WorksheetFunction.NormDist(z2, 0, 1, True))
```

```
End Function
```

```
Sub external()
```

```
Dim i, j, k As Integer
```

```
Dim r, T As Variant
```

```
Dim namesheet As String
```

```
Dim number_stock As Integer
```

```
Dim S_j, M_j, sigma_i, z1 As Variant
```

```
Dim a, b As Double
```

```
Dim m, epsilon As Variant
```

'namesheet= nom de l'onglet (exemple: itération 1; itération 2...)

'number_stock représente le nombre de capitalisation boursière (compagnie) pour le secteur concerné

'epsilon représente la tolérance d'erreur = 10e-5

```
Sheets("Data").Activate
```

```
With Sheets("Data")
```

```
r = .Cells(2, 4).Value
```

```
T = .Cells(1, 4).Value
```

```
For i = 1 To 10
```

'On se place à l'itération i, nous choisissons de procéder à 10 itérations pour ce secteur

```
    Select Case i
```

```
    Case 1
```

```
        namesheet = "iteration 1"
```

```
    Case 2
```

```
        namesheet = "iteration 2"
```

```
    Case 3
```

```
        namesheet = "iteration 3"
```

```
    Case 4
```

```
        namesheet = "iteration 4"
```

```
    Case 5
```

```
        namesheet = "iteration 5"
```

```
    Case 6
```

```
        namesheet = "iteration 6"
```

```
    Case 7
```

```
        namesheet = "iteration 7"
```

```
    Case 8
```

```
        namesheet = "iteration 8"
```

```
    Case 9
```

```
        namesheet = "iteration 9"
```

```
    Case 10
```

```
        namesheet = "iteration 10"
```

```
End Select
```

```

number_stock = 1

For k = 2 To 14 Step 3
    'on utilise le sigma_i de l'itération précédente, sachant que
    l'itération initiale est sigma_0
    sigma_i = .Cells(259 + i, k + 2).Value

    'Nous utilisons la méthode de dichotomie pour trouver le V_j qui annule
    f(V_j;sigma_i)-S_j

    For j = 1 To 251
        epsilon = 0.00001
        a = 0.1
        b = 100000000000#
        S_j = .Cells(6 + j, k).Value
        M_j = .Cells(6 + j, k + 1).Value
        Do While (b - a) > epsilon
            m = (a + b) / 2
            If f(m, S_j, M_j, sigma_i, r, T) - S_j = 0 Then Exit Do
            If (((f(a, S_j, M_j, sigma_i, r, T) - S_j) * (f(m, S_j, M_j,
            sigma_i, r, T) - S_j)) > 0) Then
                a = m
            Else
                b = m
            End If
        Loop
        Sheets(namesheet).Cells(1 + j, number_stock).Value = m
    Next j

    'On passe à la compagnie suivante tout en étant dans la même
    itération

    number_stock = number_stock + 2

Next k

```

```
'On passe à l'itération suivante
```

```
Next i
```

```
End With
```

```
End Sub
```

Annexe A : Code implémenté pour l'estimation des paramètres du modèle de KMV
pour le secteur consommation cyclique

Annexe B (statistiques descriptives pour toutes les firmes)

- Statistiques descriptives de la capitalisation boursière pour toutes les firmes

Firmes	Moments			Quartiles				
	Moyenne	Ecart-type	Minimum	1er quartile	Médiane	3eme quartile	Max	
Cons cyclique	Canadian Tire	6,644	3,041	2,723	0,000	4,563	5,908	9,991
	Magna international	18,124	5,268	7,309	14,919	16,619	21,259	31,279
	CCL Industries	9,718	1,853	5,836	8,641	9,478	10,790	15,534
	Gildan active wear	5,826	1,661	2,016	4,487	6,016	7,256	8,309
	Restaurant Brands	17,916	2,279	7,141	16,559	18,105	19,699	21,638
Cons de base	Loblaws	18,957	1,386	15,677	18,008	18,776	19,402	23,929
	Weston (Georges)	12,119	1,332	9,350	11,313	11,646	12,564	16,149
	Metro	10,760	0,900	8,836	10,171	10,770	11,502	13,107
	Couche tard	8,209	1,063	5,596	7,690	8,129	8,676	15,738
	Dollarama	12,166	1,995	7,580	10,653	12,375	14,097	14,551
Energie	Imperial Oil	17,180	4,563	5,825	12,655	18,692	20,993	25,348
	PPL Corp	22,093	1,722	14,274	21,311	22,049	22,661	26,966
	TC Energy corp	44,398	4,000	31,493	41,435	44,825	47,374	53,917
	Canadian Natural Res.	30,185	7,326	9,144	24,060	31,783	35,149	44,965
	Suncor Energy	36,935	11,593	15,955	26,202	34,875	48,837	54,794
	Cenovus Energy	10,348	4,275	1,966	6,120	10,776	12,435	21,002
Industriel	Canadian NRailway Co	68,911	7,673	48,184	63,710	67,127	75,832	84,362
	Canadian Pacific R.LTD	37,984	8,034	24,732	31,243	35,058	46,023	55,095
	Bombardier	2,060	1,237	0,442	0,764	1,938	3,116	4,665
	SNC Lavalin	3,568	0,871	2,091	2,931	3,331	4,292	6,438
	Waste Connections Inc	25,857	3,136	18,846	23,841	25,346	27,006	33,662
Matériaux	Agnico Eagle Mines	14,325	2,960	8,713	12,281	14,429	16,396	20,891
	Barricke Gold Corp	36,029	8,972	20,568	29,958	35,852	42,588	54,159
	Kinross Gold Corp	7,351	2,318	3,819	5,352	7,603	9,151	12,581
	Teck Resources Ltd	9,402	2,796	3,302	7,236	9,557	11,902	14,113
	Nutrien Ltd	27,721	5,139	14,325	23,244	28,516	31,726	37,086
	Cameco Corp	4,713	1,379	2,177	3,742	4,176	5,245	8,601
	Wheaton Precious	15,789	4,655	8,369	11,868	16,667	19,751	25,202
	Franco-Nevada Corp	21,863	5,394	12,768	17,380	22,662	26,867	31,037
Santé	Organigram Holdings	0,594	0,292	0,196	0,315	0,556	0,828	1,393
	Tilray Inc	3,185	2,201	0,766	1,683	2,203	3,446	10,570
	Aurora Cannabis Inc	3,319	2,730	0,489	1,402	1,916	5,684	10,077
	Cronos Group Inc	2,995	0,943	1,577	2,290	2,790	3,512	5,810
	Bausch Health Comp	8,375	1,808	4,587	6,807	8,301	9,991	12,226
	Trillium therapeutics	0,563	0,553	0,006	0,013	0,478	1,016	2,027
	Bce Inc	40,636	2,831	28,902	38,669	40,472	42,915	47,207
Télécom	Telus	23,893	3,139	17,413	21,762	22,711	25,789	31,477
	Rogers	19,023	1,974	12,762	17,269	19,385	20,485	22,492
	Shaw Communications	10,010	1,872	6,040	8,723	9,717	10,090	14,327
	Cgi Inc	17,550	1,971	11,263	16,100	17,878	19,145	20,830
T.I	Shopify Inc	79,219	50,298	12,383	32,716	68,125	121,926	185,327
	Open Text Corp	11,636	1,308	7,912	10,702	11,560	12,543	14,900
	Blackberry Ltd	4,111	1,537	1,601	2,838	3,891	4,968	14,122
	Constellation Soft Inc	23,631	4,979	13,044	20,132	22,689	26,918	36,256
	Tfi Internation Inc	4,199	2,370	1,508	2,561	2,768	4,881	10,525
Transport	Air Canada	6,550	2,154	2,209	4,520	6,826	8,284	10,569

Tableau 4.1.1 des statistiques descriptives de toutes les entreprises pour la capitalisation boursière

Les valeurs sont exprimées en milliards de dollars (10^{E.9})

▪ Statistiques descriptives de l'effet de levier du marché pour toutes les entreprises

Firmes		Moments			Quartiles			
		Moyenne	Ecart-type	Minimum	1er quartile	Médiane	3eme quartile	Max
Cons cyclique	Canadian Tire	0,428	0,075	0,297	0,465	0,448	0,465	0,674
	Magna international	0,149	0,033	0,091	0,130	0,147	0,166	0,270
	CCL Industries	0,116	0,025	0,063	0,099	0,118	0,129	0,185
	Gildan active wear	0,099	0,053	0,031	0,066	0,082	0,118	0,298
	Restaurant Brands	0,284	0,029	0,248	0,264	0,280	0,293	0,500
Cons de base	Loblaws	0,336	0,023	0,258	0,330	0,342	0,349	0,394
	Weston (Georges)	0,538	0,023	0,474	0,529	0,543	0,551	0,602
	Metro	0,168	0,029	0,119	0,127	0,179	0,190	0,213
	Alimentation Couche tard	0,414	0,056	0,296	0,366	0,428	0,458	0,566
Energie	Dollarama	0,143	0,021	0,098	0,131	0,141	0,156	0,208
	Imperial Oil	0,153	0,042	0,102	0,122	0,134	0,184	0,332
	PPL Corp	0,344	0,051	0,214	0,331	0,353	0,381	0,481
	TC Energy corp	0,396	0,021	0,364	0,379	0,393	0,409	0,505
	Canadian Natural Resources	0,306	0,070	0,197	0,258	0,296	0,343	0,600
	Suncor Energy	0,256	0,078	0,163	0,177	0,258	0,323	0,435
	Cenovus Energy	0,382	0,098	0,263	0,309	0,345	0,456	0,725
Industriel	Canadian National Railway Co	0,105	0,015	0,079	0,092	0,107	0,113	0,158
	Canadian Pacific RAILWAY LTD	0,120	0,021	0,074	0,110	0,123	0,135	0,171
	Bombardier	0,726	0,137	0,504	0,599	0,696	0,882	0,931
	SNC Lavalin	0,352	0,090	0,199	0,292	0,350	0,420	0,528
	Waste Connections Inc	0,085	0,008	0,068	0,081	0,085	0,089	0,123
Matériaux	Agnico Eagle Mines Ltd	0,069	0,020	0,039	0,052	0,068	0,082	0,150
	Barricke Gold Corp	0,076	0,023	0,046	0,058	0,067	0,089	0,129
	Kinross Gold Corp	0,134	0,036	0,068	0,105	0,134	0,157	0,227
	Teck Resources Ltd	0,295	0,078	0,177	0,240	0,285	0,353	0,510
	Nutrien Ltd	0,204	0,053	0,139	0,161	0,194	0,234	0,413
	Cameco Corp	0,120	0,041	0,055	0,087	0,116	0,158	0,201
	Wheaton Precious Metals Corp	0,024	0,022	0,000	0,001	0,018	0,040	0,069
	Franco-Nevada Corp	0,004	0,004	0,001	0,002	0,002	0,006	0,018
	Organigram Holdings Inc	0,098	0,067	0,003	0,046	0,068	0,171	0,265
Santé	Tilray Inc	0,077	0,058	0,000	0,017	0,071	0,125	0,251
	Aurora Cannabis Inc	0,144	0,087	0,017	0,070	0,144	0,187	0,404
	Cronos Group Inc	0,002	0,001	0,000	0,001	0,002	0,003	0,010
	Bausch Health	0,598	0,054	0,492	0,561	0,596	0,642	0,727
	Companies Inc							
	TRILLIUM THERAPEUTICS INC	0,023	0,038	0,000	0,001	0,001	0,020	0,126
Télécom	Bce Inc	0,278	0,018	0,233	0,269	0,281	0,288	0,366
	Telus	0,296	0,018	0,257	0,289	0,296	0,305	0,369
	Rogers	0,378	0,035	0,311	0,354	0,371	0,409	0,496
	Shaw Communications Inc	0,243	0,030	0,181	0,234	0,252	0,264	0,323
T.I	Cgi Inc	0,097	0,030	0,057	0,064	0,109	0,125	0,149
	Shopify Inc	0,002	0,001	0,000	0,001	0,002	0,003	0,005
	Open Text Corp	0,141	0,032	0,100	0,113	0,128	0,174	0,234
	Blackberry Ltd	0,121	0,063	0,027	0,068	0,096	0,187	0,306
	Constellation Software Inc	0,019	0,004	0,013	0,016	0,019	0,022	0,033
Transport	Tfi Internation Inc	0,241	0,080	0,104	0,152	0,274	0,309	0,414
	Air Canada	0,502	0,122	0,340	0,398	0,480	0,629	0,747

Tableau 4.1.3. Tableau des statistiques descriptives pour l'effet de levier du marché de toutes les entreprises

Annexe C

Test de stationnarité pour l'ensemble des entreprises pré et post crises pour plus de détails

1. Tests de stationnarité pour la période pré crise

```
> #tests de stationnarite  
> adf.test(my_data$`Canadian Tire`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Canadian Tire`  
Dickey-Fuller = -1.1429, Lag order = 7, p-value = 0.9148  
alternative hypothesis: stationary
```

```
> #tests de stationnarite  
> adf.test(my_data$`Magna international`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Magna international`  
Dickey-Fuller = -0.22483, Lag order = 7, p-value = 0.99  
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$`Magna international`) :  
  p-value greater than printed p-value
```

```
>  
> adf.test(my_data$`CCL Industies`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`CCL Industies`  
Dickey-Fuller = -2.7727, Lag order = 7, p-value = 0.2508  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`Gildan active wear`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Gildan active wear`  
Dickey-Fuller = -2.0712, Lag order = 7, p-value = 0.5469  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`Restaurant Brands`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Restaurant Brands`  
Dickey-Fuller = -4.269, Lag order = 7, p-value = 0.01  
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$`Restaurant Brands`) :  
  p-value smaller than printed p-value
```

```

>
> adf.test(my_data$Loblaws`)
      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$Loblaws
Dickey-Fuller = -1.7928, Lag order = 7, p-value = 0.6645
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`weston (Georges)``)
      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$`weston (Georges)``
Dickey-Fuller = -1.8204, Lag order = 7, p-value = 0.6528
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`Metro``)
      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$Metro
Dickey-Fuller = -2.0865, Lag order = 7, p-value = 0.5405
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`Alimentation Couche tard``)
      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$`Alimentation Couche tard``
Dickey-Fuller = -2.7892, Lag order = 7, p-value = 0.2439
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`Dollarama``)
      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$Dollarama
Dickey-Fuller = -2.0742, Lag order = 7, p-value = 0.5457
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`Imperial Oil``)
      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$`Imperial Oil``
Dickey-Fuller = -2.2793, Lag order = 7, p-value = 0.4591
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`PPL Corp``)
      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$`PPL Corp``
Dickey-Fuller = -1.112, Lag order = 7, p-value = 0.9198
alternative hypothesis: stationary

>

```

```
> adf.test(my_data$`CANADIAN NATURAL RESOURCES`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`CANADIAN NATURAL RESOURCES`  
Dickey-Fuller = -3.8912, Lag order = 7, p-value = 0.0147  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`Suncor Energy`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Suncor Energy`  
Dickey-Fuller = -2.0193, Lag order = 7, p-value = 0.5688  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`Cenovus Energy`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Cenovus Energy`  
Dickey-Fuller = -3.3115, Lag order = 7, p-value = 0.06927  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`CANADIAN NATIONAL RAILWAY CO`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`CANADIAN NATIONAL RAILWAY CO`  
Dickey-Fuller = -1.8712, Lag order = 7, p-value = 0.6313  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`Canadian Pacific RAILWAY LTD`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Canadian Pacific RAILWAY LTD`  
Dickey-Fuller = -2.4326, Lag order = 7, p-value = 0.3944  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`Bombardier`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Bombardier`  
Dickey-Fuller = -1.2656, Lag order = 7, p-value = 0.887  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`SNC Lavalin`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`SNC Lavalin`  
Dickey-Fuller = -2.8607, Lag order = 7, p-value = 0.2137  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`WASTE CONNECTIONS INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`WASTE CONNECTIONS INC`  
Dickey-Fuller = -4.0012, Lag order = 7, p-value = 0.01  
alternative hypothesis: stationary
```

Warning message:

```
In adf.test(my_data$`WASTE CONNECTIONS INC`) :  
  p-value smaller than printed p-value  
>  
> adf.test(my_data$`AGNICO EAGLE MINES LTD`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`AGNICO EAGLE MINES LTD`  
Dickey-Fuller = -4.0519, Lag order = 7, p-value = 0.01  
alternative hypothesis: stationary
```

Warning message:

```
In adf.test(my_data$`AGNICO EAGLE MINES LTD`) :  
  p-value smaller than printed p-value  
>  
> adf.test(my_data$`BARRICK GOLD CORP`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`BARRICK GOLD CORP`  
Dickey-Fuller = -3.6222, Lag order = 7, p-value = 0.03106  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`KINROSS GOLD CORP`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`KINROSS GOLD CORP`  
Dickey-Fuller = -2.2307, Lag order = 7, p-value = 0.4796  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`TECK RESSOURCES LTD`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`TECK RESSOURCES LTD`  
Dickey-Fuller = -2.2417, Lag order = 7, p-value = 0.475  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`NUTRIEN LTD`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`NUTRIEN LTD`  
Dickey-Fuller = -2.5423, Lag order = 7, p-value = 0.3481  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`CAMECO CORP`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`CAMECO CORP`
```

Dickey-Fuller = -3.1304, Lag order = 7, p-value = 0.09993
alternative hypothesis: stationary

```
>  
> adf.test(my_data$`WHEATON PRECIOUS METALS CORP`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`WHEATON PRECIOUS METALS CORP`
Dickey-Fuller = -1.6888, Lag order = 7, p-value = 0.7083
alternative hypothesis: stationary

```
>  
> adf.test(my_data$`FRANCO-NEVADA CORP`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`FRANCO-NEVADA CORP`
Dickey-Fuller = -2.4514, Lag order = 7, p-value = 0.3864
alternative hypothesis: stationary

```
>  
> adf.test(my_data$`ORGANIGRAM HOLDINGS INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`ORGANIGRAM HOLDINGS INC`
Dickey-Fuller = 0.47426, Lag order = 7, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$`ORGANIGRAM HOLDINGS INC`) :  
  p-value greater than printed p-value
```

```
>  
> adf.test(my_data$`TILRAY INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`TILRAY INC`
Dickey-Fuller = 2.705, Lag order = 7, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$`TILRAY INC`) : p-value greater than printed p-value
```

```
>  
> adf.test(my_data$`AURORA CANNABIS INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`AURORA CANNABIS INC`
Dickey-Fuller = -1.9843, Lag order = 7, p-value = 0.5836
alternative hypothesis: stationary

```
>  
> adf.test(my_data$`CRONOS GROUP INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`CRONOS GROUP INC`
Dickey-Fuller = -1.995, Lag order = 7, p-value = 0.5791
alternative hypothesis: stationary

```
>  
> adf.test(my_data$`BAUSCH HEALTH COMPANIES INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`BAUSCH HEALTH COMPANIES INC`  
Dickey-Fuller = -1.5235, Lag order = 7, p-value = 0.7781  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`TRILLIUM THERAPEUTICS INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`TRILLIUM THERAPEUTICS INC`  
Dickey-Fuller = -2.2785, Lag order = 7, p-value = 0.4594  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`BCE INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`BCE INC`  
Dickey-Fuller = -2.5258, Lag order = 7, p-value = 0.355  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`TELUS`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$TELUS  
Dickey-Fuller = -2.8283, Lag order = 7, p-value = 0.2274  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`ROGERS`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$ROGERS  
Dickey-Fuller = -2.7557, Lag order = 7, p-value = 0.258  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`SHAW COMMUNICATIONS INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`SHAW COMMUNICATIONS INC`  
Dickey-Fuller = -1.8342, Lag order = 7, p-value = 0.647  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`CGI INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`CGI INC`  
Dickey-Fuller = -1.9441, Lag order = 7, p-value = 0.6006  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`SHOPIFY INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`SHOPIFY INC`  
Dickey-Fuller = -1.4689, Lag order = 7, p-value = 0.8012  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`OPEN TEXT CORP`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`OPEN TEXT CORP`  
Dickey-Fuller = -1.8608, Lag order = 7, p-value = 0.6358  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`BLACKBERRY LTD`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`BLACKBERRY LTD`  
Dickey-Fuller = -1.8721, Lag order = 7, p-value = 0.631  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`CONSTELLATION SOFTWARE INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`CONSTELLATION SOFTWARE INC`  
Dickey-Fuller = -2.6053, Lag order = 7, p-value = 0.3215  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`TFI INTERNATIONAL INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`TFI INTERNATIONAL INC`  
Dickey-Fuller = -1.2842, Lag order = 7, p-value = 0.8792  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`AIR CANADA`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`AIR CANADA`  
Dickey-Fuller = -2.5695, Lag order = 7, p-value = 0.3366  
alternative hypothesis: stationary
```

2. Tests de stationnarité pour la période post-crise

```
#tests de stationnarite
> adf.test(my_data$`Canadian Tire`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$`Canadian Tire`
Dickey-Fuller = -0.97485, Lag order = 6, p-value = 0.9415
alternative hypothesis: stationary

> #tests de stationnarite
> adf.test(my_data$`Magna international`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$`Magna international`
Dickey-Fuller = -1.0792, Lag order = 6, p-value = 0.9247
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`CCL Industies`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$`CCL Industies`
Dickey-Fuller = -0.51427, Lag order = 6, p-value = 0.9808
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`Gildan active wear`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$`Gildan active wear`
Dickey-Fuller = 3.1216, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary

Warning message:
In adf.test(my_data$`Gildan active wear`) :
  p-value greater than printed p-value
>
> adf.test(my_data$`Restaurant Brands`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$`Restaurant Brands`
Dickey-Fuller = 2.0051, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary

Warning message:
In adf.test(my_data$`Restaurant Brands`) :
  p-value greater than printed p-value
>
> adf.test(my_data$`Loblaws`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data$Loblaws
Dickey-Fuller = -3.2682, Lag order = 6, p-value = 0.07681
```

```

alternative hypothesis: stationary
>
> adf.test(my_data$`weston (Georges)` )
      Augmented Dickey-Fuller Test
data:  my_data$`weston (Georges)`
Dickey-Fuller = -1.7386, Lag order = 6, p-value = 0.6865
alternative hypothesis: stationary
>
> adf.test(my_data$`Metro` )
      Augmented Dickey-Fuller Test
data:  my_data$Metro
Dickey-Fuller = -1.6438, Lag order = 6, p-value = 0.7264
alternative hypothesis: stationary
>
> adf.test(my_data$`Alimentation Couche tard` )
      Augmented Dickey-Fuller Test
data:  my_data$`Alimentation Couche tard`
Dickey-Fuller = -3.7956, Lag order = 6, p-value = 0.01962
alternative hypothesis: stationary
>
> adf.test(my_data$`Dollarama` )
      Augmented Dickey-Fuller Test
data:  my_data$Dollarama
Dickey-Fuller = -2.4092, Lag order = 6, p-value = 0.4038
alternative hypothesis: stationary
>
> adf.test(my_data$`Imperial Oil` )
      Augmented Dickey-Fuller Test
data:  my_data$`Imperial Oil`
Dickey-Fuller = 0.36752, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary
Warning message:
In adf.test(my_data$`Imperial Oil`) : p-value greater than printed p-value
>
> adf.test(my_data$`PPL Corp` )
      Augmented Dickey-Fuller Test
data:  my_data$`PPL Corp`
Dickey-Fuller = 0.079711, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary
Warning message:
In adf.test(my_data$`PPL Corp`) : p-value greater than printed p-value
>
> adf.test(my_data$`CANADIAN NATURAL RESOURCES` )
      Augmented Dickey-Fuller Test

```

```
data: my_data$`CANADIAN NATURAL RESOURCES`  
Dickey-Fuller = -0.65236, Lag order = 6, p-value = 0.9741  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`Suncor Energy`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Suncor Energy`  
Dickey-Fuller = 3.5471, Lag order = 6, p-value = 0.99  
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$`Suncor Energy`) : p-value greater than printed p-value
```

```
>  
> adf.test(my_data$`Cenovus Energy`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Cenovus Energy`  
Dickey-Fuller = 2.6672, Lag order = 6, p-value = 0.99  
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$`Cenovus Energy`) :  
p-value greater than printed p-value
```

```
>  
> adf.test(my_data$`CANADIAN NATIONAL RAILWAY CO`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`CANADIAN NATIONAL RAILWAY CO`  
Dickey-Fuller = 1.4539, Lag order = 6, p-value = 0.99  
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$`CANADIAN NATIONAL RAILWAY CO`) :  
p-value greater than printed p-value
```

```
>  
> adf.test(my_data$`Canadian Pacific RAILWAY LTD`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Canadian Pacific RAILWAY LTD`  
Dickey-Fuller = -0.71163, Lag order = 6, p-value = 0.9688  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`Bombardier`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$Bombardier  
Dickey-Fuller = -1.1355, Lag order = 6, p-value = 0.9156  
alternative hypothesis: stationary
```

```
>  
> adf.test(my_data$`SNC Lavalin`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`SNC Lavalin`
```

Dickey-Fuller = -2.0575, Lag order = 6, p-value = 0.5521
alternative hypothesis: stationary

```
>  
> adf.test(my_data$`WASTE CONNECTIONS INC`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`WASTE CONNECTIONS INC`
Dickey-Fuller = -0.3134, Lag order = 6, p-value = 0.9899
alternative hypothesis: stationary

```
>  
> adf.test(my_data$`AGNICO EAGLE MINES LTD`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`AGNICO EAGLE MINES LTD`
Dickey-Fuller = 2.4435, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary

Warning message:
In adf.test(my_data\$`AGNICO EAGLE MINES LTD`) :
p-value greater than printed p-value

```
>  
> adf.test(my_data$`BARRICK GOLD CORP`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`BARRICK GOLD CORP`
Dickey-Fuller = -2.0979, Lag order = 6, p-value = 0.535
alternative hypothesis: stationary

```
>  
> adf.test(my_data$`KINROSS GOLD CORP`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`KINROSS GOLD CORP`
Dickey-Fuller = 0.054317, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary

Warning message:
In adf.test(my_data\$`KINROSS GOLD CORP`) :
p-value greater than printed p-value

```
>  
> adf.test(my_data$`TECK RESSOURCES LTD`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`TECK RESSOURCES LTD`
Dickey-Fuller = -0.30153, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary

Warning message:
In adf.test(my_data\$`TECK RESSOURCES LTD`) :
p-value greater than printed p-value

```
>  
> adf.test(my_data$`NUTRIEN LTD`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: my_data\$`NUTRIEN LTD`
Dickey-Fuller = 2.0257, Lag order = 6, p-value = 0.99

alternative hypothesis: stationary

Warning message:

In `adf.test(my_data$`NUTRIEN LTD`)` : p-value greater than printed p-value

>

> `adf.test(my_data$`CAMECO CORP`)`

Augmented Dickey-Fuller Test

data: `my_data$`CAMECO CORP``

Dickey-Fuller = -0.72487, Lag order = 6, p-value = 0.9676

alternative hypothesis: stationary

>

> `adf.test(my_data$`WHEATON PRECIOUS METALS CORP`)`

Augmented Dickey-Fuller Test

data: `my_data$`WHEATON PRECIOUS METALS CORP``

Dickey-Fuller = -3.1647, Lag order = 6, p-value = 0.09417

alternative hypothesis: stationary

>

> `adf.test(my_data$`FRANCO-NEVADA CORP`)`

Augmented Dickey-Fuller Test

data: `my_data$`FRANCO-NEVADA CORP``

Dickey-Fuller = -1.6347, Lag order = 6, p-value = 0.7303

alternative hypothesis: stationary

>

> `adf.test(my_data$`ORGANIGRAM HOLDINGS INC`)`

Augmented Dickey-Fuller Test

data: `my_data$`ORGANIGRAM HOLDINGS INC``

Dickey-Fuller = -0.47871, Lag order = 6, p-value = 0.9824

alternative hypothesis: stationary

>

> `adf.test(my_data$`TILRAY INC`)`

Augmented Dickey-Fuller Test

data: `my_data$`TILRAY INC``

Dickey-Fuller = -2.1285, Lag order = 6, p-value = 0.5222

alternative hypothesis: stationary

>

> `adf.test(my_data$`AURORA CANNABIS INC`)`

Augmented Dickey-Fuller Test

data: `my_data$`AURORA CANNABIS INC``

Dickey-Fuller = -3.0563, Lag order = 6, p-value = 0.131

alternative hypothesis: stationary

>

> `adf.test(my_data$`CRONOS GROUP INC`)`

Augmented Dickey-Fuller Test

data: `my_data$`CRONOS GROUP INC``

```
Dickey-Fuller = -4.8924, Lag order = 6, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:
```

```
In adf.test(my_data$`CRONOS GROUP INC`) :
  p-value smaller than printed p-value
```

```
>
> adf.test(my_data$`BAUSCH HEALTH COMPANIES INC`)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
```

```
data: my_data$`BAUSCH HEALTH COMPANIES INC`
Dickey-Fuller = -2.1624, Lag order = 6, p-value = 0.5078
alternative hypothesis: stationary
```

```
>
> adf.test(my_data$`TRILLIUM THERAPEUTICS INC`)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
```

```
data: my_data$`TRILLIUM THERAPEUTICS INC`
Dickey-Fuller = -0.052147, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:
```

```
In adf.test(my_data$`TRILLIUM THERAPEUTICS INC`) :
  p-value greater than printed p-value
```

```
>
> adf.test(my_data$`BCE INC`)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
```

```
data: my_data$`BCE INC`
Dickey-Fuller = 1.8914, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:
```

```
In adf.test(my_data$`BCE INC`) : p-value greater than printed p-value
```

```
>
> adf.test(my_data$`TELUS`)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
```

```
data: my_data$TELUS
Dickey-Fuller = -1.5606, Lag order = 6, p-value = 0.7615
alternative hypothesis: stationary
```

```
>
> adf.test(my_data$`ROGERS`)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
```

```
data: my_data$ROGERS
Dickey-Fuller = -0.74867, Lag order = 6, p-value = 0.9655
alternative hypothesis: stationary
```

```
>
> adf.test(my_data$`SHAW COMMUNICATIONS INC`)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
```

```
data: my_data$`SHAW COMMUNICATIONS INC`
Dickey-Fuller = -2.2887, Lag order = 6, p-value = 0.4546
alternative hypothesis: stationary
```

```

>
> adf.test(my_data$`CGI INC`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data:  my_data$`CGI INC`
Dickey-Fuller = 3.4721, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary

Warning message:
In adf.test(my_data$`CGI INC`) : p-value greater than printed p-value
>
> adf.test(my_data$`SHOPIFY INC`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data:  my_data$`SHOPIFY INC`
Dickey-Fuller = -1.0709, Lag order = 6, p-value = 0.926
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`OPEN TEXT CORP`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data:  my_data$`OPEN TEXT CORP`
Dickey-Fuller = 3.2896, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary

Warning message:
In adf.test(my_data$`OPEN TEXT CORP`) :
  p-value greater than printed p-value
>
> adf.test(my_data$`BLACKBERRY LTD`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data:  my_data$`BLACKBERRY LTD`
Dickey-Fuller = -1.7843, Lag order = 6, p-value = 0.6672
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`CONSTELLATION SOFTWARE INC`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data:  my_data$`CONSTELLATION SOFTWARE INC`
Dickey-Fuller = -3.0001, Lag order = 6, p-value = 0.1547
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`TFI INTERNATIONAL INC`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data:  my_data$`TFI INTERNATIONAL INC`
Dickey-Fuller = -2.7317, Lag order = 6, p-value = 0.2679
alternative hypothesis: stationary

>
> adf.test(my_data$`AIR CANADA`)

      Augmented Dickey-Fuller Test

```

```
data: my_data$`AIR CANADA`  
Dickey-Fuller = 2.3387, Lag order = 6, p-value = 0.99  
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$`AIR CANADA`) : p-value greater than printed p-value
```

e. Etude de la stationnarité : Test de Dickey-Fuller

▪ Consommation cyclique

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Consommation cyclique`  
Dickey-Fuller = 2.7314, Lag order = 6, p-value = 0.99  
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$`Consommation cyclique`) :  
p-value greater than printed p-value
```

▪ Consommation de base

```
> adf.test(my_data$`Consommation de base`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$`Consommation de base`  
Dickey-Fuller = -1.8767, Lag order = 6, p-value = 0.6283  
alternative hypothesis: stationary
```

▪ Energie

```
> adf.test(my_data$`Energie`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$Energie  
Dickey-Fuller = 1.6446, Lag order = 6, p-value = 0.99  
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$Energie) : p-value greater than printed p-value
```

▪ Industriel

```
> adf.test(my_data$`Industriel`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$Industriel  
Dickey-Fuller = 1.2264, Lag order = 6, p-value = 0.99  
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:  
In adf.test(my_data$Industriel) : p-value greater than printed p-value
```

▪ Matériaux

```
> adf.test(my_data$`Matériaux`)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: my_data$Matériaux
Dickey-Fuller = 0.10966, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:
In adf.test(my_data$Matériaux) : p-value greater than printed p-value
```

- Santé

```
> adf.test(my_data$`Santé`)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
```

```
data: my_data$Santé
Dickey-Fuller = -2.0148, Lag order = 6, p-value = 0.5701
alternative hypothesis: stationary
```

- Télécommunications

```
> adf.test(my_data$`Télécommunications`)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
```

```
data: my_data$Télécommunications
Dickey-Fuller = -0.47466, Lag order = 6, p-value = 0.9826
alternative hypothesis: stationary
```

- IT

```
> adf.test(my_data$`IT`)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
```

```
data: my_data$IT
Dickey-Fuller = 0.73293, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:
In adf.test(my_data$IT) : p-value greater than printed p-value
```

- Transport

```
> adf.test(my_data$`Transport`)
```

```
Augmented Dickey-Fuller Test
```

```
data: my_data$Transport
Dickey-Fuller = 0.13412, Lag order = 6, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:
In adf.test(my_data$Transport) : p-value greater than printed p-value
```

Les tests effectués nous permettent de confirmer que les séries de la distance au défaut ne sont pas stationnaires.

f. Calcul de l'indice d'Herfindal

Cet indice nous permet de mesurer la concentration du marché, il est obtenu en calculant la somme des carrés des parts de marché des entreprises pour chacun de nos secteurs. On obtient le résultat suivant :

Pour les secteurs de consommation de base, d'Énergie, de Matériaux, de Transport, le marché est moyennement concentré et présente ainsi peu de risques. Cependant pour le secteur de consommation cyclique, Industriel, la Santé, les télécommunications, IT et le transport les secteurs sont fortement concentrés, ce qui pourrait présenter des désavantages.

	HH
Cons cyclique	26,17%
Cons de base	21,64%
Energie	19,78%
Industrie	35,91%
Matériaux	16,81%
Santé	27,87%
Télécom	30,66%
IT	39,35%
Transport	52,39%

Tableau : Calcul de l'indice de Herfindal pour chaque secteur

Annexe D

Standard & Poors	Moody's	Interprétation
AAA+	Aaa1	▪ Absence de risques
AAA	Aaa2	
AAA-	Aaa3	
AA+	Aa1	
AA	Aa2	
AA-	Aa3	
A+	A1	
A	A2	
A-	A3	
BBB+		▪ En mesure de remplir les obligations
BBB		
BBB-		
BB+	Ba1	▪ Incertitude présente
BB	Ba2	
	Ba3	
B+	B1	▪ Obligations à haut risque
B	B2	
B-	B3	
CCC+	Caa1	▪ Susceptibles de faire défaut
CCC	Caa2	
CCC-	Caa3	
CC		
C	Ca	▪ En situation de défaut, de faillite ou de banqueroute
D		

Equivalence des notations de crédit des firmes de notations

