

HEC MONTRÉAL

**La mesure du risque de liquidité dans les primes des
obligations**

par

Cassandra Anténor-Habazac

**Sciences de la gestion
(Finance)**

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

Décembre 2016

© Cassandra Anténor-Habazac, 2016

Résumé

La dernière crise financière a mis en évidence l'importance du risque de liquidité sur les marchés financiers. Le gouvernement américain a dû en effet injecter de la liquidité sur les marchés en achetant des actifs à risque qui ont particulièrement été touchés par cette crise, dont les produits dérivés de crédit. De cela, les rendements des obligations se sont vus également touchés par l'augmentation du risque de liquidité. Le risque de crédit et notamment le risque de défaut, a longtemps été mis de l'avant dans ces actifs financiers. Suite à la dernière crise, on s'est rendu compte que le risque de liquidité ne pouvait pas être négligé. Cela s'est traduit par son introduction dans la réglementation financière avec les accords de Bâle III publiés en 2010. Les institutions financières devront désormais démontrer qu'elles se protègent de ce risque et que du capital est mis de côté dans cette optique. En conséquence, la mesure du risque de liquidité s'est avérée fondamentale. Cependant, de par les différentes facettes du risque de liquidité, la mesure de ce risque présente quelques défis.

Dans notre étude, nous nous sommes donc concentrés sur la mesure du risque de liquidité présent dans les primes des obligations corporatives américaines. Avec notre échantillon s'étendant de juillet 2002 à mars 2015, nous avons pu dans un premier temps estimer une nouvelle mesure du risque de liquidité qui prend en compte ses différentes facettes à l'aide d'une analyse en composante principale. Avec cette nouvelle mesure, il nous a été par la suite possible d'identifier deux régimes de liquidité dans notre échantillon à l'aide d'un modèle de changement de régime markovien, mettant en évidence quelques caractéristiques de ce risque dans les rendements des obligations et son rôle joué lors de la dernière crise financière.

Mots clés : risque de liquidité, obligations, crise financière, changement de régime, Markov, analyse en composante principale

Table des matières

Résumé	i
Table des matières	ii
Table des figures	iv
Liste des tableaux	v
Remerciements	vi
Chapitre 1. Introduction	1
Chapitre 2. Revue de littérature.....	5
2.1. Mise en contexte.....	5
2.1.1. Rôle joué par la dernière crise financière	5
2.1.2. Enjeux de la réglementation financière	5
2.1.3. Caractéristiques propres aux obligations.....	6
2.2. Importance du risque de liquidité dans les primes des obligations	7
2.2.1. Le « credit spread puzzle »	7
2.2.2. Le risque de liquidité dans les primes des obligations	13
2.3. Différentes mesures du risque de liquidité des primes des obligations	18
2.3.1. Mesures liées aux coûts de transactions	18
2.3.2. Mesures liées à l'impact des transactions sur les prix	19
2.3.3. Mesures liées à la fréquence des transactions.....	20
2.3.4. Mesures liées aux caractéristiques des obligations.....	21
Chapitre 3. Données	23
Chapitre 4. Construction de l'indice du risque de liquidité.....	25
4.1. Introduction	25
4.2. Présentation théorique de l'analyse en composante principale (ACP).....	25
4.3. Méthodologie.....	28

4.3.1. Mesures utilisées	28
4.3.2. Indice de risque de liquidité	32
Chapitre 5. Identification de régimes de liquidité	34
5.1. Introduction	34
5.2. Modèle de changement de régime Markov	34
5.2.1. Chaînes de Markov.....	34
5.2.2. La structure du modèle d'Hamilton (1994)	38
5.3. Méthodologie.....	43
Chapitre 6. Analyse des résultats	46
6.1. Introduction	46
6.2. Une nouvelle mesure du risque de liquidité	46
6.2.1. Huit mesures initiales	46
6.2.2. Nouvel indice du risque de liquidité.....	54
6.3. Identification des régimes de liquidité	62
6.3.1. Application du modèle d'Hamilton (1994)	62
6.3.2. Observation des régimes.....	65
Chapitre 7. Conclusion.....	72
7.1. Résumé	72
7.2. Apports, limites et extensions de la recherche	73
Annexe A. Reproduction du tableau 1 dans Dick-Nielsen <i>et al.</i> (2012)	76
Annexe B. Reproduction du tableau 5 dans Dionne et Maalaoui Chun (2013)	77
Références	78

Table des figures

Figure 1 : Série temporelle de la mesure Amihud entre juillet 2002 et mars 2015	47
Figure 2 : Série temporelle de la mesure Risque Amihud entre juillet 2002 et mars 2015	48
Figure 3 : Série temporelle de la mesure IRC entre juillet 2002 et mars 2015.....	49
Figure 4 : Série temporelle de la mesure Risque IRC entre juillet 2002 et mars 2015.....	50
Figure 5 : Série temporelle de la mesure Roll entre juillet 2002 et mars 2015	51
Figure 6 : Série temporelle de la mesure Turnover entre juillet 2002 et mars 2015	52
Figure 7 : Série temporelle de la mesure Obligation Zéro entre juillet 2002 et mars 2015.....	53
Figure 8 : Série temporelle de la mesure Firme Zéro entre juillet 2002 et mars 2015	54
Figure 9 : Représentation graphique des valeurs propres et proportion de la variance expliquée par rapport aux analyses en composante principale	58
Figure 10 : Série temporelle de la mesure Rliq entre juillet 2002 et mars 2015	60
Figure 11 : Mesure Rliq observée par rapport à la dernière crise financière (juillet 2007 – mars 2009).....	61
Figure 12 : Mesure Rliq observée par rapport à la récession NBER (décembre 2007 - juin 2009)	61
Figure 14 : Détection des régimes à l'aide de Rliq.....	66
Figure 15 : Reproduction de la figure 7 dans Dionne et Maalaoui Chun (2013)	68
Figure 16 : Indice de liquidité pendant la crise financière (juillet 2007- mars 2009).....	69
Figure 17 : Indice de liquidité pendant la récession NBER (décembre 2007- juin 2009).....	70

Liste des tableaux

Tableau 1 : Moyennes et écarts-type des huit mesures normalisées de l'ACP	54
Tableau 2 : Matrice de corrélation des huit différentes mesures	55
Tableau 3 : Valeurs propres de la matrice de corrélation	56
Tableau 4 : Vecteurs propres	57
Tableau 5 : Résultats des données journalières	63
Tableau 6 : Résultats des données mensuelles	64
Tableau 7 : Résultats de l'analyse en composante principale dans Dick-Nielsen <i>et al.</i> (2012)	76
Tableau 8 : Résultats de l'analyse en composante principale dans Dionne et Maalaoui Chun (2013)	77

Remerciements

En guise de reconnaissance, je tiens à témoigner mes sincères remerciements à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'achèvement de ce mémoire.

Tout d'abord, je tiens à remercier mon directeur de recherche M. Georges Dionne pour sa patience, sa disponibilité et ses précieux conseils qui m'ont été utiles tout au long de ce travail. J'en profite pour remercier également la Chaire de Gestion des Risques du Canada pour son soutien financier.

De plus, je voudrais remercier Mohamed Jabir pour son aide notamment lors de l'élaboration de ma base de données, qui fut une étape cruciale de mon travail et Olfa Maalaoui Chun pour sa disponibilité.

En dernier lieu, je réserve mes remerciements les plus chaleureux à mes proches. Je tiens à remercier ma famille, plus particulièrement mes parents, pour leur soutien tout au long de mes études et qui m'ont transmis cette curiosité intellectuelle. Finalement, je tiens à remercier mes amis, qui pour certains forment ma petite famille à Montréal, sans oublier mon cher Axel, pour leur réconfort et leurs encouragements pendant l'élaboration de ce mémoire.

Chapitre 1.

Introduction

La dernière crise financière de 2007-2009 fut l'un des moments les plus marquants de cette dernière décennie dans le domaine financier. Elle commença avec la crise des hypothèques (encore appelée crise des « subprimes »), dont l'impact fut mondial.

Différents événements contribuèrent à l'évolution de cette crise. En effet, la fin de l'année 2007 fut marquée par la crise du papier commercial adossé à des actifs (ou « ABCP »), mais aussi par les obligations adossées par des actifs (encore appelées « CDO ») qui se sont vus rétrogradées. Par la suite, différentes grandes institutions financières ont été touchées de plein fouet en 2008 par cette crise avec notamment, la chute de Bear Stearns en mars, les problèmes connus par Indymac, Fannie et Freddie ainsi que la faillite de Lehman Brothers en septembre de cette même année. D'autres institutions financières telles que AIG ont dû être sauvées par le gouvernement américain par peur d'un effondrement du système financier mondial, dont on ne pouvait imaginer les conséquences. En effet, en octobre 2008, le gouvernement américain signa un programme de sauvetage des actifs à risque (encore appelé « TARP ») afin de sauver l'économie américaine. Ce programme consistait à acheter les actifs à risque tels que les CDO et ABCP d'institutions financières dans le but d'injecter de la liquidité dans l'économie.

Ainsi, il est courant de dire que cette dernière crise financière présente deux volets, avec non seulement une crise de défaut notamment sur le marché obligataire, mais aussi avec une crise de liquidité. Cette dernière prit en effet une ampleur telle qu'on ne l'avait rarement observée. Allen et Saunders (2010) identifie la crise de liquidité s'étendant de juillet 2007 à août 2008 et la crise de défaut de septembre 2008 à mars 2009. Dionne et Maalaoui Chun (2013), quant à eux identifient la crise de liquidité s'étendant de juillet 2007 à février 2012 et la crise de défaut s'étendant de juin 2008 à janvier 2009.

Le risque de défaut est un risque bien connu sur le marché des titres à revenus fixes et il a déjà été le sujet de la réglementation financière avec les accords de Bâle I et de Bâle II. Ces derniers accords qui ont été publiés en 2004, n'ont été mis en application qu'en 2008.

Cependant, si l'on s'en tient à la date de juillet 2007 fournie par Allen et Saunders (2010), la mise en place de ces accords est arrivée après que le mal soit fait. Les accords de Bâle II cherchaient en effet à contrôler davantage le risque de crédit des institutions financières en leur imposant de garder davantage de capital réglementaire afin de s'en protéger.

D'un autre côté, le risque de liquidité atteint des niveaux record rarement observés lors de cette dernière crise. L'obligation pour le gouvernement américain de mettre en place le TARP est un bel exemple de ce que fut la gravité des événements. Ainsi, la réglementation financière décida là encore de s'attarder sur ce risque dont on ne souciait peut-être pas suffisamment auparavant. Cela s'est traduit par la publication des accords de Bâle III en 2010. La mise en place de ces accords est étendue à 2019 et consiste en une meilleure gestion du risque de liquidité des institutions financières, notamment par l'engagement de capital réglementaire afin de se protéger de celui-ci.

Dans notre étude, nous nous intéressons plus particulièrement au risque de liquidité présent sur le marché obligataire américain. En effet, les titres à revenus fixes sont la classe d'actifs qui fut l'une des plus touchées lors de la dernière crise. Celle-ci a commencé par des produits structurés tels que les CDO et les ABCP. Le marché des obligations n'a pas été épargné et son étude est attrayante car il a été longtemps difficile de l'analyser à cause de sa structure. En effet, les obligations sont principalement transigées sur le marché de gré à gré, connu pour son manque de transparence. Dans notre cas, il nous a été possible d'effectuer notre recherche grâce aux données de TRACE (« Trade Reporting And Compliance Engine ») permettant d'obtenir des informations sur les transactions intra-journalières d'obligations effectuées sur le marché américain depuis le 1^{er} juillet 2002. Nous nous concentrons sur le marché des obligations corporatives américaines de type BBB. Grâce à ces données intra-journalières, il nous est alors possible d'obtenir plus de précision dans nos résultats.

Il faut dire que dans la littérature financière, un grand nombre d'études se sont attardées à analyser le risque de crédit des obligations. Différents types de modélisation du risque de crédit existent, que ce soit les modèles structurels, les modèles à forme réduite ou encore les modèles de portefeuille. Cependant, il faut remarquer que particulièrement dans le cas des obligations, la plupart de ces modèles ne cherchent qu'à modéliser le risque de défaut

présent dans les primes des obligations. En effet, on peut même remarquer que très souvent le terme risque de crédit est utilisé en voulant discuter du risque de défaut. Un phénomène appelé le « credit spread puzzle » dont on discutera plus amplement dans le prochain chapitre, met l'emphasis sur le fait qu'on s'est rendu compte progressivement, qu'il ne pouvait pas y avoir que du risque de défaut dans les primes des obligations.

On s'est donc concentré sur le risque de liquidité, dont la dernière crise financière nous a démontré l'importance sur le marché obligataire. Face à cela, on doit braver différents défis. Le risque de liquidité est assurément un risque qu'il reste encore difficile à quantifier de par sa nature. Il faut savoir qu'il présente différentes facettes et il peut être difficile à capturer à travers une seule mesure. Pour ce qui est du risque de liquidité présent dans les primes des obligations, il existe une multitude de mesures, toutes essayant de le quantifier à travers l'une de ses définitions. Par exemple, on peut trouver des mesures qui vont tenter de capturer l'impact d'une transaction sur le prix d'une obligation, en ayant pour logique que le plus gros est cet impact, le moins liquide est l'obligation. On peut trouver encore des mesures qui vont tenter de mesurer l'écart entre le cours acheteur et le cours vendeur d'une obligation, en ayant pour logique que le plus grand est cet écart, le moins liquide est l'obligation. On pourrait encore nommer d'autres aspects du risque de liquidité dans les obligations qui expliquent pourquoi on peut trouver tant de mesures différentes pour cet actif financier.

Le but de notre étude est donc dans un premier temps de chercher à trouver une mesure qui est capable de capturer les différentes facettes du risque de liquidité et qui serait on l'espère une mesure plus efficace. Pour cela, on applique une méthodologie qui a été utilisée dans Dick-Nielsen *et al.* (2012) et Dionne et Maalaoui Chun (2013), c'est-à-dire une analyse en composante principale sur huit mesures prédéterminées. Dans un deuxième temps, on cherche à identifier des propriétés du risque de liquidité présent dans les obligations en analysant son comportement à travers notre échantillon, à l'aide d'un modèle de changement de régime markovien. En effet, notre principale motivation à l'utilisation d'un modèle markovien est l'analyse des cycles. Si les cycles du risque de liquidité sont importants, leur présence peut modifier le calcul du capital moyen des institutions sur une

période ayant plusieurs cycles comme cela a été démontré pour le risque de crédit et le risque opérationnel, notamment dans Bâle III.

Notre travail s'organise alors comme suit. Tout d'abord, nous ferons un tour de la littérature sur le risque de liquidité dans les primes des obligations et des sujets connexes afin de mettre en contexte notre travail. On pourra alors délivrer des détails sur les données utilisées afin d'effectuer nos recherches. Nous aborderons ensuite l'aspect théorique et la méthodologie derrière lesquels on a pu dans un premier temps obtenir notre nouvelle mesure à l'aide de l'analyse en composante principale. Notons que cette nouvelle mesure pourra être alternativement appelée indice de par sa nature. Dans un deuxième temps, on abordera l'aspect théorique et la méthodologie du modèle de changement de régime qui nous aura permis d'identifier les régimes de liquidité présents dans notre échantillon. Enfin, on pourra analyser les résultats trouvés, grâce auxquels il nous sera possible de conclure.

Chapitre 2.

Revue de littérature

2.1. Mise en contexte

2.1.1. Rôle joué par la dernière crise financière

Le risque de liquidité a pris toute son importance lors de la dernière crise financière. Les marchés financiers ont connu un important manque de liquidité suite à la crise des « subprimes » aux États-Unis, qui a eu des répercussions sur les prix de différentes classes d'actifs. Face à ces perturbations et aux difficultés que connurent de grandes institutions financières sur la place mondiale, le gouvernement américain a dû, entre autres, émettre de la liquidité sur les marchés afin d'éviter les conséquences que la crise aurait pu avoir sur l'économie américaine et même mondiale. Ainsi, ces événements n'ont fait que souligner l'importance du risque de liquidité dans les marchés, chose dont on se souciait peu auparavant.

Il est important de souligner que ce risque reste encore difficile à comprendre de par ses différentes facettes. Il est évident que le risque de liquidité n'est pas simplement présent dans les primes des obligations, mais son étude et sa mesure peuvent être très différentes dépendamment de l'actif financier que l'on considère. En effet, la mesure de ce risque ne serait pas la même pour les obligations que pour les actions ou encore pour les swaps sur défaillance de crédit (CDS). Cela rend son étude complexe et il en découle de nombreux enjeux.

2.1.2. Enjeux de la réglementation financière

Le rôle joué par la dernière crise financière a démontré l'importance de bien comprendre ce risque. Cela s'est reflété dans la réglementation financière où l'accent a été mis sur le risque de liquidité dans les accords de Bâle III. En effet, il est maintenant requis des institutions financières dont les banques, de prendre plus en considération ce risque et de prouver qu'elles sont capables de s'en protéger. Ainsi, il est désormais demandé aux

institutions financières de calculer deux ratios afin de prouver leur protection contre le risque de liquidité :

- Le ratio de couverture de la liquidité ou encore Liquidity Coverage Ratio (LCR)
- Le ratio de financement net et stable ou encore le Net Stable Funding Ratio (NSFR)

L'objectif du LCR est de permettre aux institutions financières de prouver leur résistance à court-terme contre le risque de liquidité. Il s'agit d'un moyen pour les régulateurs de s'assurer que celles-ci ont suffisamment d'actifs très liquides pouvant faire face à un scénario de stress durant un mois. Pour ce qui est du NSFR, celui-ci permet aux institutions de prouver leur résistance à long-terme en les encourageant à utiliser des sources de financement plus stables pour leurs activités (Gomes et Khan (2011)).

Certains points peuvent aussi être relevés concernant l'accent mis sur le risque de liquidité dans les accords de Bâle III. Désormais, il est non seulement demandé aux banques de mettre plus de capital de côté, mais surtout un capital de meilleure qualité. Par ailleurs, les standards de capital sont plus flexibles et des exigences sont également faites au niveau de l'effet de levier des banques (Gauthier et Tomura (2011)).

Ainsi, il semble évident que de nombreux défis restent à être relevés par les institutions financières pour ce qui est de la mesure du risque de liquidité afin de respecter les exigences de la réglementation.

2.1.3. Caractéristiques propres aux obligations

Nous avons décidé de nous concentrer sur le risque de liquidité dans les primes des obligations. Nous observons une plus grande accessibilité des données sur cette classe d'actifs et une importance relative plus grande de ce risque dans cet actif financier lors de la dernière crise financière. En effet, il faut savoir que les obligations n'étant pas un produit financier se transigeant à la Bourse mais sur le marché de gré à gré, les renseignements sur ces différentes transactions restent encore très opaques. Cependant, depuis janvier 2001, il a été requis des membres de la *Financial Industry Regulatory Authority* (FINRA) de reporter leurs transactions secondaires sur les obligations faites sur le marché de gré à gré

à travers la base de données TRACE (*Trade Reporting and Compliance Engine*). Ainsi, une plus grande transparence est possible sur le marché des obligations depuis son lancement le 1^{er} juillet 2002, permettant alors une meilleure compréhension de cet actif financier connu pour être illiquide. D'autre part, Loon et Zhong (2014) ont démontré à l'aide d'une étude sur l'impact de l'instauration d'une chambre de compensation pour le marché des CDS, que dès lors que ceux-ci étaient moins transigés sur le marché de gré à gré, une amélioration de leur liquidité pouvait être observée. Ainsi, pour des obligations partageant des caractéristiques similaires, cela pourrait témoigner la nature illiquide de cet actif financier dans le marché de gré à gré. Mais ces résultats sont préliminaires. Nous devons mentionner que la participation à une chambre de compensation est volontaire et ne représente donc pas tout le marché. Par ailleurs, le marché des changes qui est extrêmement liquide en est un contre-exemple.

2.2. Importance du risque de liquidité dans les primes des obligations

2.2.1. Le « credit spread puzzle »

Avant d'aborder le sujet du risque de liquidité dans les primes des obligations, il est important d'identifier les éléments qui ont amené les chercheurs à s'intéresser à la présence de ce risque dans cet actif financier que l'on croyait auparavant uniquement composé du risque de défaut. Le « credit spread puzzle » nous permet d'introduire ce sujet. En effet, le « credit spread puzzle » est associé au fait que le risque de défaut des obligations corporatives n'explique pas la totalité des différences de rendements entre ces obligations et les obligations gouvernementales sans risque de défaut (prime de crédit).

Estimation du risque de défaut à l'aide de modèles structurels

Les obligations constituent l'un des produits financiers les plus transigés sur les marchés et leur composition est idéale pour étudier le risque de crédit. Ainsi, avec l'accès croissant aux données des obligations, il est désormais plus facile de vérifier certaines théories concernant le risque de crédit. Au début des années 2000, plusieurs chercheurs ont tenté de

résoudre le « credit spread puzzle ». Les modèles structurels permettent de modéliser le risque de défaut. Cependant, on s'est rendu compte que ceux-ci n'expliquaient qu'une partie de l'écart de rendement et qu'il devait y avoir donc d'autres éléments dans celle-ci. Notons que Fisher (1959) fut l'un des premiers à proposer une décomposition de la prime des obligations comprenant risque de défaut, risque de liquidité, effets fiscaux et autres. Dans un premier temps, tâchons d'en apprendre un peu plus sur le risque de défaut.

Le risque de défaut qui compose les primes des obligations fait référence à la perte espérée due au défaut pour laquelle les investisseurs veulent être récompensés. Différentes méthodes peuvent être utilisées pour mesurer ce risque de défaut. Merton (1974) est l'un des premiers chercheurs à relever le défi. Son modèle est encore utilisé et on y fait souvent référence. En effet, il est l'un des piliers de la recherche en finance ayant contribué au développement des modèles structurels. À l'aide de l'utilisation de modèles structurels, Huang et Huang (2012) ont voulu résoudre le « credit spread puzzle ». Ils ont cherché à savoir quel pourcentage des primes des obligations était dû au risque de défaut et ont testé différents modèles structurels pour le vérifier. À travers l'utilisation de ces différents modèles, les auteurs ont pu dans un premier temps observer que pour les obligations de première qualité de différentes maturités, le risque de crédit (ou encore risque de défaut) ne représente qu'une faible fraction de leurs primes. En effet, cette fraction est plus petite que 20% sauf pour les obligations Baa avec une maturité de dix ans. Par ailleurs, ils observent que le risque de défaut représente une fraction plus importante pour les obligations spéculatives que pour les obligations de première qualité. Finalement, ils constatent que pour les obligations de première qualité, plus la maturité de celle-ci est courte, plus petite est la fraction de leur prime représentant le risque de défaut. L'étude faite par Huang et Huang (2012) démontre donc bien l'origine du « credit spread puzzle », à savoir que les modèles structurels de défaut n'arrivent à expliquer qu'une faible portion des primes des obligations. Celles-ci ne sont donc pas seulement composées du risque de défaut. Dans leur cas, la portion trouvée est d'environ 20% pour les obligations de première qualité mais d'autres auteurs ont aussi cherché à déterminer cette portion et ont trouvé des résultats similaires ou des portions plus importantes.

Elton *et al.* (2001) ont également cherché à expliquer la composition des primes des obligations. Ils ont fait leur recherche en se basant sur le fait que les primes des obligations étaient dues à une perte espérée due au défaut, une prime pour les taxes et une prime du risque de marché. Ils montrent que la prime du risque de marché observée est due au fait que les écarts des rendements varient selon les mêmes facteurs qui affectent les rendements des actions. Afin de déterminer la portion de l'écart qui est due au risque de défaut, les auteurs utilisent un modèle où les probabilités marginales de défaut sont déterminées à l'aide d'une matrice de transition. C'est ainsi qu'avec un échantillon s'étendant de 1987 à 1996, les auteurs trouvent que le risque de défaut n'explique qu'environ 25% des écarts de rendement des obligations, résultat similaire à l'étude de Huang et Huang (2012). De plus, ils expliquent une partie du reste de ces écarts par une prime sur les taxes qui serait plus importante que le risque de défaut. Finalement, environ 85% des écarts qui ne sont pas expliqués par le risque de défaut et l'effet des taxes, serait dû à un risque systématique de marché.

Delianedis et Geske (2001) ont fait une analyse similaire. Dans leur cas, ils ont estimé le risque de défaut à l'aide de la version modifiée du modèle d'évaluation de Black-Scholes-Merton avec un processus de diffusion. Ils ont donc fait le choix d'un modèle structurel auquel des changements ont été apportés avec l'introduction de paiements de l'obligation, d'un taux de recouvrement différent de Merton (1974) et d'un processus de diffusion par saut. En effet, dans le modèle de Merton (1974), les frais de gestion du défaut (coûts d'audit) ne sont pas pris en compte. Ainsi, les auteurs introduisent un coût additionnel au modèle de Merton associé au recouvrement. Leur étude a été faite sur un échantillon s'étendant de novembre 1991 à décembre 1998, incluant ainsi la crise asiatique et celle de Long Term Capital Management (LTCM). Ils se sont concentrés sur les obligations de première qualité. Ainsi, en testant tout d'abord leur modèle, ils se sont rendus compte que celui-ci ne pouvait expliquer qu'une faible partie des écarts de rendements des obligations même en y introduisant le coût associé au recouvrement. En effet, ils ont trouvé que le risque de défaut représentait environ 5% des écarts des rendements des obligations AAA et environ 22% des rendements des obligations BBB. Par la suite, ils ont cherché à expliquer cet écart résiduel. Premièrement, ils ont pu constater que même en incorporant l'effet des taxes, celui-ci ne pouvait pas expliquer totalement l'écart résiduel. Ils ont alors

testé leur processus de diffusion par saut en observant quelles seraient les caractéristiques nécessaires afin d'expliquer le total de l'écart résiduel. Cependant, les caractéristiques nécessaires n'étaient pas réalistes : il y aurait fallu des sauts annuels pouvant faire diminuer la valeur de la firme d'environ 20% et augmenter le risque des actions de celle-ci d'environ 100%. D'autres facteurs avaient donc besoin d'être introduits. Par conséquent, ils ont réalisé une régression linéaire sur cet écart résiduel en y incorporant des facteurs macroéconomiques et de liquidité qui ont été partiellement révélateurs. Finalement, les auteurs en ont conclu que les écarts de rendements des obligations n'étaient pas attribuables uniquement au risque de défaut mais qu'ils incluaient également des facteurs de recouvrement, taxes, liquidité et risque de marché.

L'importance des modèles structurels dans la modélisation du risque de crédit peut aussi être démontrée par l'étude d'Eom, Helwege et Huang (2004). Dans cette étude, les auteurs testent cinq modèles structurels et arrivent eux aussi à la conclusion que les modèles structurels n'arrivent pas à expliquer les écarts de taux des obligations. Ils effectuent certains ajustements afin de rendre les modèles testés comparables. Ils trouvent que les cinq modèles sous-estiment les écarts de taux des obligations les plus sûres, c'est-à-dire celles dont les entreprises ont peu de levier et de volatilité des actifs, et ils observent une surestimation des écarts de taux des obligations des entreprises les plus risquées.

Cette dernière étude conclut bien l'échec des modèles structurels à expliquer les écarts des obligations. Maintenant, passons à d'autres recherches liées au « credit spread puzzle » mais qui tentent de répondre à la question à travers d'autres méthodes.

Estimation du risque de défaut à l'aide de CDS

Face aux différentes interrogations causées par le « credit spread puzzle », de nouvelles techniques ont été développées afin d'estimer le risque de défaut présent dans les primes des obligations. Longstaff, Mithal et Neis (2005) ont cherché à expliquer la composition de ces primes mais ont utilisé une méthode différente de nos précédents auteurs. Au lieu d'utiliser un modèle structurel comme cela c'était souvent le cas dans les débuts de la modélisation du risque de crédit, ils ont utilisé l'information des CDS afin de mesurer le

risque de défaut. La principale hypothèse qui repose sur cette méthode est que les primes des CDS ne sont composées que du risque de défaut des obligations sur lesquelles le contrat est écrit. En effet, lorsqu'un acheteur de CDS accède à un contrat, c'est dans le but de se protéger d'un éventuel défaut de l'entreprise qui a émis l'obligation. Ainsi, en échange de paiements fixes ou variables à la partie vendeuse du CDS, l'acheteur obtiendrait la valeur faciale de l'obligation si celle-ci devait faire défaut avant l'expiration du contrat. C'est donc en utilisant cette méthode que les auteurs ont analysé le risque de défaut dans les écarts des obligations. Avec leur échantillon s'étendant de 2001 à 2002, leurs résultats ont montré que le risque de défaut représente environ 53% des primes des obligations de qualité supérieure et que plus la cote de crédit des obligations diminue, plus le risque de défaut prend de l'importance dans les écarts. Dans leur cas, le risque de défaut représente la majorité des écarts des obligations pour les différentes cotes de crédit contrairement à nos études précédentes. Cependant, notons que leur échantillon ne s'étend que sur une courte durée avec peu d'observations. Par ailleurs, ils ont étudié la composante non défaut des écarts de taux. Ils ont ainsi trouvé peu de preuves que celle-ci était influencée par les taxes contrairement à l'étude d'Elton et al (2001). De plus, ils ont trouvé que cette partie non-défaut était reliée à des mesures d'illiquidité spécifiques aux obligations et à des mesures macroéconomiques de la liquidité du marché des obligations. Des caractéristiques de retour à la moyenne ont été trouvées dans ce composant non-défaut et les auteurs rejettent l'hypothèse que celle-ci soit due au risque de contrepartie ou l'illiquidité dans le marché des CDS.

La base CDS-obligation

Récemment est apparue une autre méthode utilisée pour analyser les caractéristiques des écarts des obligations qui ne sont pas assimilées au risque de défaut, il s'agit de l'étude de la base CDS-obligation. Afin d'explorer cette technique, analysons l'étude de Bai et Collin-Dufresne (2013). Tout d'abord, il est important de définir ce qu'est la base CDS-obligation. Il s'agit de la différence entre la prime d'un CDS d'une compagnie spécifique et l'écart de taux d'une obligation de cette même compagnie. Ainsi dans la littérature financière, il est généralement approuvé que cette base CDS-obligation devrait être nulle ou légèrement

positive. En effet, si le prix du CDS est bien calculé, il devrait correspondre à l'espérance de perte d'une obligation, qui n'a pas de problème de liquidité. Cependant, lors de la dernière crise financière cette base est devenue négative. Les auteurs cherchent donc à déterminer quelles ont pu être les raisons. Il faut premièrement mentionner qu'il existe une relation d'arbitrage entre les écarts des CDS et les écarts de taux des obligations d'une même compagnie lorsque la base n'est pas nulle. En effet, dans le cas où la base est positive, un investisseur pourrait vendre à découvert l'obligation et vendre la protection du CDS afin de récolter la base. Alors que dans le cas où la base est négative, en achetant l'obligation et la protection du CDS, un investisseur pourrait s'assurer un revenu sans risque correspondant à la valeur absolue de la base. C'est donc pour cela que dans un monde sans possibilité d'arbitrage, la base devrait être nulle. Les auteurs décident donc de tester sur un échantillon s'étendant de 2006 à 2011 les facteurs expliquant cette base négative lors de la dernière crise. Plus particulièrement, ils vont s'intéresser à différents facteurs dont notamment le risque de contrepartie, le risque du coût de financement et le risque de liquidité de l'obligation. De plus, ils vont diviser leur échantillon en quatre différentes périodes : avant la crise (janvier 2006 à juin 2007), crise I (juillet 2007 à août 2008), crise II (septembre 2008 à septembre 2009) et après la crise (octobre 2009 à décembre 2011). Dans un premier temps, ils effectuent des régressions univariées Fama-MacBeth sur chacun des facteurs de risques. Leurs résultats montrent que le risque de contrepartie était un important facteur après la faillite de Lehman, à son maximum en 2009 et redevient non-significatif au troisième trimestre de 2009. Le risque de marché devient significatif au milieu de l'année 2010 et à la fin de 2011, marquant les interrogations du marché concernant la crise de la dette souveraine européenne. Quant au risque du coût de financement, celui-ci joua un rôle important dans la base négative durant la première phase de la crise et cela pris fin après la crise. Finalement, le risque de liquidité de l'obligation fut le plus important facteur économique pendant la période crise II qui a eu lieu après la faillite de Lehman. Suite aux régressions uni-variées, ils effectuent des régressions multivariées avec l'ensemble des facteurs. Leurs résultats montrent que le risque de liquidité et de contrepartie sont les facteurs dominants, surtout au sommet de la crise. Pour conclure, les auteurs ont trouvé que les différents facteurs testés étaient pertinents pendant

la crise. Cependant, malgré le fait qu'ils ont perdu de leur importance après la fin de celle-ci, la base est tout de même restée négative, un résultat qu'ils ne pouvaient pas expliquer.

Par ailleurs, Nashikkar, Subrahmanyam et Mahanti (2011) ont également étudié le risque de liquidité avec l'utilisation de la base CDS-obligation. Ils ont pu démontrer l'importance du risque de liquidité des obligations dans la base mais également le risque de liquidité des CDS. Ils démontrent l'influence de la liquidité des CDS dans la tarification des obligations en expliquant que les CDS permettent de protéger les positions des détenteurs d'obligations et de ce fait leur liquidité est prise en considération. Les auteurs argumentent donc que plus le marché des CDS deviendrait liquide, plus la base CDS-obligation devrait diminuer à travers le temps. Finalement, ils ont également trouvé que même si la base CDS-obligation est une méthode permettant de contrôler le risque de défaut présent dans les primes des obligations, celui-ci se retrouvait tout de même dans la base. Cela indique que les primes des CDS ne capturent pas totalement le risque de défaut de l'obligation associée.

Ainsi, dépendamment de quels sont les modèles ou les méthodes utilisés pour analyser les écarts des obligations, divers résultats sont trouvés mais il reste tout de même des facteurs qui reviennent dans plusieurs études, dont notamment le risque de liquidité.

2.2.2. Le risque de liquidité dans les primes des obligations

Lors de la dernière crise financière de 2007-2009, le risque de liquidité s'est révélé être un facteur important car différentes classes d'actifs ont été touchées voyant leur prix diminuer dû à un manque de liquidité sur les marchés. Pour ce qui est du risque de liquidité des obligations, de nombreuses études ont abordé le sujet. Nous pouvons citer Lin, Wang et Wu (2011) qui ont démontré la présence non négligeable du risque de liquidité dans les primes des obligations. D'autre part, Chen, Lesmond et Wei (2007) ont souligné l'importance du risque de liquidité dans les primes des obligations, remettant ainsi en question les études attestant que ces primes ne sont composées que de déterminants du risque de défaut. Comme il a été mentionné précédemment, les obligations, de par leur nature, s'avèrent être l'un des produits financiers les plus pertinents pour mesurer le risque de crédit. Ainsi, lorsque, lors de la dernière crise financière, on s'est aperçu à quel point

les obligations ont pu être touchées par le risque de liquidité, l'analyse de ce risque dans les primes des obligations a pris toute son importance. Dans les différentes études qui ont pu être faites sur ce sujet, différentes interrogations ont pu être soulevées et différents résultats ont été trouvés.

Dans un premier temps, il est intéressant de discuter de différents types de modélisation qui ont pu être développés en réponse au « credit spread puzzle » discuté plus tôt et faisant un lien avec le risque de liquidité. Puis il faut déterminer quelles sont les facteurs qui peuvent déclencher l'importance de ce risque. Ainsi dans certaines études il est mentionné que les différences trouvées entre les obligations de meilleure qualité versus celles de moins bonne qualité pouvaient être expliquées par des facteurs macroéconomiques. Finalement, une caractéristique de fuite vers la qualité (« flight to quality ») a pu être observée.

Modélisation du risque de liquidité

Nous avons pu voir précédemment que le risque de liquidité fut l'une des réponses apportées au « credit spread puzzle ». Ainsi, quelques chercheurs ont développé des modèles intégrant ce risque, n'étant pas l'un des moins importants. Acharya et Pedersen (2005) font partie des premiers à s'intéresser à cette démarche et développent un Modèle d'évaluation des actifs financiers (MÉDAF) incluant le risque de liquidité. Dans leur définition du risque de liquidité, ils incorporent l'interaction entre la liquidité de l'actif et la liquidité du marché, la sensibilité des rendements à la liquidité des marchés et finalement, la sensibilité de la liquidité aux rendements du marché. Avec cette nouvelle approche, ils trouvent de meilleurs résultats que le MÉDAF standard en se basant sur les mêmes critères. Cependant, la simplicité du modèle encourage de nouvelles recherches concernant ce risque.

Ericsson et Renault (2006) quant à eux, ont su développer un modèle (pseudo) structurel d'évaluation des obligations incorporant à la fois le risque de liquidité et le risque de défaut. Ainsi avec leur approche, ils réussissent à résoudre certains problèmes rencontrés par de précédents modèles structurels. En effet, ils parviennent à prédire les primes des

obligations, même avec de courtes maturités. De plus, leurs résultats démontrent une corrélation positive entre les niveaux de liquidité et le risque de crédit. Par ailleurs, les niveaux de liquidité seraient décroissants en fonction du temps jusqu'à la maturité de l'obligation.

Ces études démontrent donc bien l'apport de l'intégration du risque de liquidité dans la modélisation des actifs financiers.

Obligations de première qualité versus obligations spéculatives

Han et Zhou (2008) ont effectué une analyse de l'effet de la liquidité sur la composante non défaut des écarts de rendements des obligations. Cette étude rappelle donc le travail effectué par Longstaff, Mithal et Neis (2005), à la différence que l'importance du risque de liquidité y est précisément testée. Les auteurs veulent donc vérifier l'hypothèse de la présence du risque de liquidité dans les écarts de rendements des obligations et ne sont pas limités à la recherche d'une présence potentielle comme c'était le cas dans Longstaff, Mithal et Neis (2005). Afin de mesurer la composante défaut, ils utilisent les primes des CDS. Ils font appel à différentes mesures du risque de liquidité pour compléter l'analyse. Ainsi, suite à des régressions effectuées sur l'ensemble de ces mesures et en contrôlant pour certains facteurs, les auteurs trouvent un lien entre la liquidité et la composante non défaut pour les obligations de première qualité mais pas pour les obligations spéculatives. De plus, la composante non défaut semble être la plus importante pour les obligations BBB.

Par ailleurs, pour ce qui a trait à l'importance du risque de défaut versus celle du risque de liquidité dans les primes des obligations, l'étude de Bao, Pan et Wang (2011) est intéressante. Les auteurs ont pu constater que le risque de liquidité était plus important pour expliquer les variations temporelles des primes des obligations que le risque de défaut dans le cas des obligations de première qualité (cotées entre AAA et A) comparativement aux autres obligations.

Ainsi, dans différentes études, une différence entre les obligations de première qualité et les autres obligations peut être constatée en ce qui a trait au risque de liquidité.

Impact de l'environnement macroéconomique

Une des caractéristiques du risque de liquidité que l'on retrouve dans plusieurs études est son incidence par rapport à l'environnement macroéconomique. En effet, il a été démontré à plusieurs reprises que c'est lors de périodes de crise que le risque de liquidité prend de son importance. La dernière crise financière en fut la preuve. Ainsi, Acharya, Amihud et Bharath (2013) ont abordé une approche conditionnelle dans leur étude du risque de liquidité dans les primes des obligations qui leur a permis de souligner ce point. À l'aide de leur modèle de changement de régimes, ils parviennent à étudier l'effet de chocs de liquidité dans les actions et bons du Trésor entre 1973 et 2007 sur les rendements des obligations corporatives américaines. Ils trouvent alors que le régime où l'on observe des augmentations de l'illiquidité correspond à des périodes de stress. Ainsi, ils aperçoivent un effet de fuite vers la liquidité (« flight to quality ») qui se caractérise par une augmentation du prix des obligations de première qualité versus une baisse du prix des obligations spéculatives.

Un lien entre le risque de liquidité et l'environnement macroéconomique est également observé chez Dionne et Maalaoui Chun (2013), qui à l'aide également d'un système de détection de régimes, font correspondre le caractère prédictif et persistant du risque de crédit par rapport aux cycles économiques. Ils identifient que le régime de liquidité aurait un caractère prédictif de l'écart des rendements des obligations alors que le risque de défaut serait quant à lui associé à un caractère persistant de ce même écart. Ainsi la dernière crise financière aurait commencé par une augmentation du risque de liquidité observé dans les primes des obligations puis par une augmentation du risque de défaut qui aurait persisté dans le temps.

Fuite vers la qualité

Précédemment, nous avons identifié la différence dans l'importance du risque de liquidité entre les obligations de première qualité versus les obligations spéculatives. Cette observation a également été analysée lors de périodes de crises et différentes études ont montré des résultats similaires quant à l'apparition d'une fuite vers la qualité lors de

périodes de crises. En effet, lors de différentes crises financières, il a pu être constaté un intérêt plus important pour les obligations de première qualité que pour les obligations spéculatives. Cela semble tout de même compréhensif. Les obligations spéculatives sont connues pour avoir un risque de défaut plus important, ce qui explique leur plus basse cote de crédit que les obligations de première qualité. Ainsi, lors de périodes de crise où règne l'instabilité, les investisseurs semblent plus rassurés par la détention d'obligations de première qualité. Dick-Nielsen, Feldhütter et Lando (2012) ont ainsi pu observer au début de la dernière crise financière, une augmentation de la composante du risque de liquidité dans les primes de toutes les obligations exceptées les obligations AAA. Ainsi alors qu'ils observaient une augmentation de 5 points de base dans les primes des obligations AAA, une augmentation de 93 points de base a pu être observée pour les obligations BBB et entre 58 et 197 points de base pour les obligations spéculatives. On peut donc comprendre par cela que la sensibilité des obligations AAA est faible par rapport à la liquidité et que durant la crise financière les investisseurs continuaient à acheter des obligations AAA peu importe le risque de liquidité que comportait cette classe d'actif. Par ailleurs, Friewald, Jankowitsch et Subrahmanyam (2012) ont trouvé des résultats similaires concernant ce phénomène de fuite vers la qualité. Avec leur échantillon s'étendant d'octobre 2004 à décembre 2008, ils ont pu analyser deux périodes de crise : la crise de General Motors (GM) / Ford et la crise des « subprimes ». Leurs résultats sont intéressants car en comparant les deux crises, la fuite vers la qualité semble être plus présente pendant la crise des « subprimes » que pendant la crise GM/Ford. En effet, ils ont pu observer une baisse du nombre d'obligations transigées et des transactions pour les obligations spéculatives pendant la crise des « subprimes » alors que pour les obligations de première qualité le nombre d'obligations transigées est resté le même et le nombre de transactions a augmenté. Cela reflète bien là encore le phénomène de fuite vers la qualité qui a eu lieu pendant cette crise. Cependant, pour la crise de GM/Ford, ils ont observé une augmentation des transactions des obligations spéculatives. De plus, on sait que le risque de liquidité a été plus important pour cette classe d'actifs pendant la crise des « subprimes », ce qui pourrait bien démontrer qu'il s'agirait d'une caractéristique de l'illiquidité des obligations.

Maintenant qu'on a pu identifier quelques caractéristiques du risque de liquidité présent dans les primes des obligations, tentons de comprendre les défis qui sont liés à sa mesure.

2.3. Différentes mesures du risque de liquidité des primes des obligations

On a pu voir précédemment différentes études qui ont été réalisées sur le risque de liquidité dans les primes des obligations. On a pu ainsi déterminer qu'un enjeu reste incontournable face à cette recherche : la détermination d'une bonne mesure du risque de liquidité. Nous avons discuté des différentes facettes de ce risque qui rendent ainsi sa mesure complexe. En effet, différentes mesures sont utilisées dans la littérature mais il faut noter que peu d'études ont été faites afin de tester si ces mesures captaient bien le risque de liquidité. Helwege, Huang et Wang (2014) ont démontré qu'une difficulté des mesures de liquidité est de pouvoir séparer le risque de liquidité du risque de défaut des primes des obligations, étant donné leur corrélation. Ainsi, certaines mesures auraient du mal à capter correctement le risque de liquidité. Un autre enjeu qui mérite d'être souligné est le fait que certaines mesures ont été développées sur des données annuelles ou trimestrielles mais qu'elles sont utilisées par la suite sur des données mensuelles ou de plus courte durée.

Ainsi, il est intéressant de faire une brève revue de différentes mesures de ce risque qui ont été proposées pour les primes des obligations dans la littérature financière afin de possiblement mieux cerner le problème.

2.3.1. Mesures liées aux coûts de transactions

Une première façon de mesurer le risque de liquidité dans les primes des obligations est de s'intéresser aux coûts des transactions. Celui-ci peut être reflété à travers l'écart de cotation, encore connu sous le nom d'écart « bid-ask ». En effet, l'écart entre les prix acheteur et vendeur apparaît en présence de coûts sur les transactions, c'est-à-dire qu'afin d'effectuer une transaction (achat ou vente), un agent doit passer à travers un teneur de marché qui doit être compensé. Ainsi l'écart de cotation est le moyen trouvé par celui-ci. En l'absence de coûts sur les transactions dans les marchés, le prix payé par les agents pour un actif serait sa valeur fondamentale qui se trouve dans cet écart. Ainsi, plus l'écart de cotation est grand, moins cela démontre de la liquidité dans les marchés car de plus grands coûts sur les transactions sont demandés.

Goyenko, Holden et Trzcinka (2009) ont testé un ensemble de 24 mesures de liquidité afin de savoir quelles étaient les meilleures à utiliser dépendamment de l'objectif recherché. Pour ce qui est des mesures sur l'écart de cotation, ils ont pu les comparer avec les écarts effectifs ou réalisés des actifs financiers. Plus précisément, ils ont trouvé que, dans cette catégorie, ce sont les mesures Holden et Effective Tick qui sont les plus efficaces. Ces deux mesures sont des approximations de l'écart effectif. Elles se différencient principalement par leur facilité computationnelle. Plus précisément, la mesure Effective Tick a été développée en se basant sur une hypothèse de regroupement des prix autour de l'écart. Elle permet d'avoir une approximation de l'écart effectif en calculant une moyenne pondérée de chaque taille de l'écart effectif par sa probabilité, le tout divisé par le prix moyen durant un intervalle de temps considéré.

D'autre part, Jankowitsch, Nashikkar et Subrahmanyam (2011) ont développé une mesure basée sur la dispersion des prix dans les marchés de gré à gré. En effet, grâce à la disponibilité des données de TRACE et Markit, ils ont pu comparer les prix des obligations transigées avec leur évaluation du marché. Ainsi leur mesure se révèle être la racine carrée de la différence quadratique entre les prix des obligations et leur évaluation du marché. Ils trouvent alors que la dispersion des prix mesurée s'avère être en général plus élevée que l'écart de cotation des obligations. Plus précisément, seulement 51.12% des prix TRACE et 58.59% des cotations de Markit se retrouvent dans l'écart de cotation indiqué sur Bloomberg. Par conséquent, l'illiquidité du marché des obligations serait plus importante que ce qui est suggéré par les écarts de cotation.

2.3.2. Mesures liées à l'impact des transactions sur les prix

L'illiquidité peut également être interprétée sous la forme de l'impact qu'une transaction pourrait avoir sur les prix des transactions. En effet, si suite à une transaction, le prix de l'actif financier serait amené à beaucoup changer, cela peut être interprété comme une preuve d'illiquidité. Dans le cas contraire, si la même transaction a peu d'impact sur le prix, cela signifie qu'on est en présence de liquidité sur les marchés.

Dans cette catégorie, Goyenko, Holden et Trzcinka (2009) ont cherché à comparer les mesures testées à deux indices sur l'impact des transactions sur les prix. Leurs résultats montrent que la mesure Amihud dont nous discuterons plus amplement serait la meilleure à utiliser, ainsi que les mesures Holden et Effective Tick divisées par le volume des transactions. Cependant, la mesure Amihud a été remise en question récemment par Lou et Shu (2014). Ils argumentent qu'elle serait surtout pertinente grâce à la présence du volume de transactions dans sa formule et donc le ratio rendement sur volume voulant mesurer l'impact sur les prix n'aurait pas l'effet voulu. Pour cela, ils ont construit une version « constante » de la mesure Amihud n'incluant pas la portion rendement de la mesure. Celle-ci est en effet remplacée par un. Ils remarquent alors que cette mesure « constante » a une corrélation de 0.94 avec la mesure originale. Par ailleurs, elle prédit des rendements similaires à celle-ci, contrairement à ce qu'ils appellent la mesure résiduelle qui contient la portion de rendement de la mesure Amihud. De plus, le volume de transactions mesurerait autre chose que le risque de liquidité, ce qui remettrait en question la mesure en tant que telle. En effet, en observant le volume des transactions pendant et hors période d'annonce de dividendes, ils trouvent que celui-ci n'est pas constant, ce qui pourrait signifier que cela ne mesurerait pas que le risque de liquidité.

2.3.3. Mesures liées à la fréquence des transactions

Pour ce qui a trait à la fréquence des transactions, la liquidité se traduit par le fait que plus un actif financier est transigé, plus il est considéré liquide. Ainsi, différents chercheurs se sont inspirés de cette facette pour créer leur mesure du risque de liquidité.

Mahanti *et al.* (2008) ont développé dans cette optique une mesure de la liquidité appelée « latent liquidity » et ont pu l'appliquer sur des données d'obligations corporatives. Cette mesure se définit comme étant la moyenne pondérée du taux de roulement des investisseurs qui détiennent une obligation par leurs parts respectives dans cette obligation. Ainsi cette mesure a l'avantage de ne pas être basée sur les données des transactions d'obligations, sachant qu'il s'agit d'un marché illiquide. En effet, les auteurs argumentent que beaucoup de mesures de liquidité se basent sur des informations de transaction telles que le volume ou les écarts de transaction, avec des hautes fréquences alors que l'actif financier est lui-

même illiquide. De par leurs résultats, cette mesure semble efficace pour non seulement capter l'effet des coûts de transactions mais aussi celui de l'impact sur les prix. Par ailleurs, elle vérifie des hypothèses sur les caractéristiques des obligations qui peuvent indiquer leur niveau de liquidité.

2.3.4. Mesures liées aux caractéristiques des obligations

Comme il a été mentionné dans la section précédente, certaines caractéristiques des obligations peuvent donner des indices sur leur niveau de liquidité. Il en a été discuté dans plusieurs études et nous tâchons d'en faire un tour d'horizon.

L'âge d'une obligation ou ce qu'on peut qualifier comme son temps depuis son émission peut indiquer son niveau de liquidité. En effet, cette caractéristique est négativement liée avec la liquidité. Ainsi, plus une obligation est âgée ou plus cela fait longtemps qu'elle a été émise, moins elle sera liquide. Par ailleurs, la taille de l'émission d'une obligation peut elle aussi donner des indices. Plus celle-ci est grande, plus l'obligation sera liquide.

D'autre part, le rôle joué par les firmes telles que les compagnies d'assurance et les fonds de pension dans le marché des obligations peuvent expliquer certaines hypothèses. Tout d'abord, si l'on s'intéresse à la qualité du crédit, deux hypothèses s'opposent. D'un côté nous avons l'hypothèse selon laquelle plus une obligation est de meilleure qualité, plus elle devrait être liquide. Nous l'avons vu auparavant avec le phénomène de fuite vers la qualité qui a pu être observé dans plusieurs études en moments de crise. Cependant, nous avons aussi l'hypothèse que du fait que les compagnies d'assurances sont de grands acheteurs d'obligations de première qualité, celles-ci sont moins liquides que les obligations de plus mauvaise qualité car ces compagnies ont des politiques de « buy-and-hold » qui affectent leur liquidité. Par ailleurs, la maturité des obligations peut également indiquer leur niveau de liquidité. Ainsi plus la maturité est courte, plus l'obligation serait liquide. Là encore, une explication vient du fait que les compagnies d'assurance et fonds de pension ont tendance à détenir des obligations de longue maturité, affectant ainsi leur liquidité.

Ainsi, nous avons tenté de mettre la lumière sur la diversité des mesures du risque de liquidité qui peuvent exister et la complexité que cela entraîne pour trouver une bonne mesure.

Chapitre 3.

Données

Nous avons effectué notre travail avec des données intra-journalières d'obligations corporatives américaines, d'un échantillon qui s'étend du 1^{er} juillet 2002 au 31 mars 2015. Il est important cependant de souligner qu'il n'a pas toujours été facile d'obtenir des données sur les obligations, parce que le marché obligataire opère sur le marché gré à gré. Cependant, dans un effort de la FINRA (Financial Industry Regulatory Authority) d'augmenter la transparence sur le marché des obligations américaines corporatives, la NASD (National Association of Securities Dealers) a introduit en juillet 2002 les données TRACE (Trade Reporting And Compliance Engine). Ces données rendent alors accessibles différentes informations sur les transactions opérant sur le marché des obligations corporatives américaines.

Avant toute manipulation de notre échantillon, nous avons appliqué le filtre de Dick-Nielsen (2014) afin de nettoyer nos données. En effet, l'auteur argumente que 7,7% des données disponibles sur TRACE sont des erreurs. Il identifie alors trois types d'erreurs. Dans un premier temps, on aurait des erreurs liées à des corrections et annulations de transactions qui seraient faites la même journée. Puis, on serait également en présence d'annulations de transaction qui n'auraient pas lieu la même journée que la transaction originale. Ces deux premiers types d'erreurs doivent être obligatoirement éliminés selon l'auteur. Finalement il existe un dernier type d'erreur représenté par les transactions d'agence et dont l'élimination est optionnelle. Les transactions d'agences sont des transactions effectuées entre trois parties. Un courtier appelé « introducing broker » effectue une transaction avec un client à l'aide d'un autre courtier appelé « executing broker ». En effet, l'« introducing broker » n'ayant pas l'obligation qui est transigée doit faire appel à l'« executing broker » qui détient celle-ci. Ainsi, le premier devrait vendre l'obligation au client au même prix déterminé par le second mais l'« introducing broker » peut également charger une commission. Cependant le coût additionnel payé par le client ne prend pas toujours la forme d'une commission mais il peut s'agir par exemple d'un frais (« wrap fee »). Ainsi, TRACE présente trois transactions avec des prix identiques et ne

permet pas d'identifier le coût de la transaction. Le filtre de Dick-Nielsen permet alors d'éliminer les transactions entre clients et courtiers qui sont des transactions d'agence. Dans notre cas, nous avons décidé d'éliminer les transactions d'agence.

Par ailleurs, nous avons choisi de nous concentrer sur les obligations BBB (ou Baa) pour notre étude. En effet, les obligations cotées BBB sont intéressantes car elles se trouvent à la frontière entre les obligations de première qualité, communément appelées « investment grade bonds » et celles de moins bonne qualité, connues aussi sous le terme de « high yield bonds ». Ainsi cela nous permet de ne pas nous situer à des extrêmes. Notons aussi que ces obligations sont très répandues, ce qui rend leur étude également intéressante. Afin de sélectionner nos obligations BBB, nous avons utilisé les cotations fournies par Moody's. Dès lors qu'une obligation change de cote et n'est plus cotée BBB, elle est retirée de notre échantillon. On s'est ainsi assuré de ne conserver que les obligations BBB tout au long de notre échantillon.

De plus, parmi les obligations cotées BBB, nous avons conservé les obligations simples ou encore appelées « straight bonds ». De ce fait, nos obligations simples ne possèdent aucune option, telle qu'une option de rachat, de conversion, ou encore modalité de fonds d'amortissement etc. De plus, les obligations sélectionnées ne distribuent que des coupons fixes et sont séniores et non sécurisées. Pour effectuer notre sélection, nous avons utilisé les données de FISD (Fixed Income Securities Database).

Finalement après avoir appliqué ces derniers filtres, nous avons obtenu un échantillon composé de 7229 obligations corporatives américaines BBB et 3 607 635 prix intra-journaliers entre le 1^{er} juillet 2002 et le 31 mars 2015.

Chapitre 4.

Construction de l'indice du risque de liquidité

4.1. Introduction

La première étape de notre étude consiste en la création de notre nouvelle mesure du risque de liquidité. Nous avons évoqué dans la revue de littérature les défis qui sont liés à ce travail et l'importance pour les institutions financières de pouvoir trouver une bonne mesure. En effet, on a pu faire le tour de différentes mesures du risque de liquidité qui sont connues de la littérature financière et utilisées en pratique, ainsi que les différentes facettes que présentent le risque de liquidité dans les primes des obligations. Afin de relever le défi de trouver une bonne mesure qui intègre ses différentes facettes, nous appliquons la méthodologie de Dick-Nielsen *et al.* (2012). En effet, à l'aide de leur méthode, nous effectuons une analyse en composante principale sur huit différentes mesures du risque de liquidité. Cette technique permet d'intégrer différents aspects de l'illiquidité présente dans les primes des obligations et nous permet de retenir les mesures les plus pertinentes pour mesurer le risque de liquidité à travers notre échantillon. Tout d'abord, ces huit mesures sont calculées et sont utilisées pour créer notre indice de liquidité à l'aide de l'analyse en composante principale. L'avantage de cette analyse est qu'elle facilite l'interprétation de nos résultats à travers une seule mesure.

Dans ce chapitre, nous allons voir dans un premier temps l'aspect théorique de l'analyse en composante principale afin de mieux comprendre le processus utilisé. Puis nous allons appliquer la méthodologie utilisée dans le cadre de cette première partie de notre travail.

4.2. Présentation théorique de l'analyse en composante principale (ACP)

Afin de mieux comprendre la démarche utilisée pour obtenir notre indice de liquidité, tâchons d'en apprendre plus sur la technique d'analyse en composante principale. Celle-ci peut être représentée comme suit.

Tout d'abord, on considère un vecteur aléatoire $\mathbf{X}$:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_p \end{bmatrix}$$

Ce vecteur $\mathbf{X}$ possède une matrice variance-covariance :

$$\text{Var}(\mathbf{X}) = \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \cdots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \cdots & \sigma_p^2 \end{bmatrix}$$

L'objectif est en effet d'obtenir la meilleure mesure de cette variance. En général, lorsqu'on effectue une analyse en composante principale, c'est que l'on possède différentes variables que l'on pense corrélées entre elles. L'ACP permet alors de réduire ce nombre de variables observées en un plus petit nombre de composantes principales qui prendront en compte le plus possible la variance dans les variables observées. On obtient ainsi une mesure plus efficace.

Donc si on considère les combinaisons linéaires suivantes :

$$Y_1 = e_{11}X_1 + e_{12}X_2 + \dots + e_{1p}X_p$$

$$Y_2 = e_{21}X_1 + e_{22}X_2 + \dots + e_{2p}X_p$$

⋮

$$Y_p = e_{p1}X_1 + e_{p2}X_2 + \dots + e_{pp}X_p$$

Chacune de ces combinaisons pourraient représenter une régression linéaire sans constante mais dont les coefficients seraient $e_{11}, e_{12}, \dots, e_{1p}$ etc.

Y_i est une variable aléatoire et possède une variance de la population telle que:

$$\text{Var}(Y_i) = \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^p e_{ik} e_{il} \sigma_{kl} = \mathbf{e}_i' \Sigma \mathbf{e}_i$$

Par ailleurs Y_i et Y_j ont une covariance de population :

$$\text{Cov}(Y_i, Y_j) = \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^p e_{ik} e_{jl} \sigma_{kl} = e_i' \Sigma e_j$$

Ainsi, les coefficients e_{ij} peuvent être regroupés dans un vecteur :

$$e_i = \begin{bmatrix} e_{i1} \\ e_{i2} \\ \vdots \\ e_{ip} \end{bmatrix}$$

Pour parvenir au calcul de la i ème composante principale Y_i , on va choisir $e_{11}, e_{12}, \dots, e_{1p}$ tels que dans un premier temps, ils maximisent :

$$\text{Var}(Y_i) = \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^p e_{ik} e_{il} \sigma_{kl} = e_i' \Sigma e_i$$

sous les contraintes suivantes :

$$1) \quad e_i' e_i = \sum_{j=1}^p e_{ij}^2 = 1$$

$$2) \quad \text{Cov}(Y_1, Y_i) = \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^p e_{1k} e_{il} \sigma_{kl} = e_1' \Sigma e_i = 0$$

$$\text{Cov}(Y_2, Y_i) = \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^p e_{2k} e_{il} \sigma_{kl} = e_2' \Sigma e_i = 0$$

$$\vdots$$

$$\text{Cov}(Y_{i-1}, Y_i) = \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^p e_{i-1,k} e_{il} \sigma_{kl} = e_{i-1}' \Sigma e_i = 0$$

Ce qui signifie que la somme des coefficients au carré doit être égale à 1 et que chaque composante principale ne doit pas être corrélée avec les autres.

Ainsi afin de trouver nos différents coefficients $e_{11}, e_{12}, \dots, e_{1p}$, cela implique le calcul des valeurs propres et des vecteurs propres de la matrice variance-covariance Σ discutée plus tôt. Soit $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ les valeurs propres de cette matrice et qui respectent :

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$$

De plus, notons les coefficients $e_{11}, e_{12}, \dots, e_{1p}$ comme étant les vecteurs propres correspondants et qui sont également les coefficients de notre analyse en composante principale.

Une autre propriété que l'on peut relever est que la variance d'une composante principale i est égale à la valeur propre correspondante i . Plus précisément :

$$\text{Var}(Y_i) = \text{var}(e_{i1}X_1 + e_{i2}X_2 + \dots + e_{ip}X_p) = \lambda_i$$

Finalement, sachant que les composantes principales ne sont pas corrélées entre elles, nous avons :

$$\text{Cov}(Y_i, Y_j) = 0$$

Maintenant que nous en savons plus sur la technique utilisée afin d'obtenir notre nouvelle mesure, nous pouvons aborder la méthodologie utilisée pour l'appliquer dans le cadre de notre travail. Cela commence d'abord par voir les différentes mesures utilisées qui vont être les entrants de notre analyse en composante principale.

4.3. Méthodologie

4.3.1. Mesures utilisées

Afin d'obtenir notre indice du risque de liquidité, nous allons tout d'abord effectuer le calcul de huit mesures du risque de liquidité qui sont déjà connues dans la littérature. En effet, cette approche nous permet de capturer différentes facettes du risque de liquidité présent dans les primes des obligations et d'en retenir l'essentiel à travers une seule mesure.

Amihud

La mesure d'Amihud (2002) est l'une des plus utilisées pour mesurer l'illiquidité de produits financiers. Elle a été créée initialement pour mesurer le manque de liquidité dans les rendements boursiers mais on a pu voir précédemment avec les travaux de Dick-Nielsen et al (2012) ou Dionne et Maalaoui Chun (2013), qu'elle pouvait être utilisée pour d'autres produits financiers dont les obligations. Voulant vérifier l'hypothèse selon laquelle les rendements augmentent avec l'illiquidité, l'auteur créa sa mesure ILLIQ définie comme

étant le ratio moyen du rendement journalier absolu sur le volume en dollars transigé cette journée. Ainsi, ce ratio donne l'impact journalier sur les prix boursiers d'un dollar de volume transigé. Pour chaque obligation i , nous calculons la mesure Amihud journalière telle que :

$$Amihud_t^i = \frac{1}{N_t} \sum_{j=1}^{N_t} \frac{1}{Q_{j,t}^i} \frac{|P_{j,t}^i - P_{j-1,t}^i|}{P_{j-1,t}^i}$$

Où :

- N_t représente le nombre de rendements chaque jour t ,
- $P_{j,t}^i$ correspond le j ème prix d'une transaction de l'obligation i au jour t
- $Q_{j,t}^i$ (en millions de dollars) représente le j ème volume de transaction de l'obligation i au jour t

Pour le calcul de cette mesure, le filtre de Han et Zhou (2008) va être appliqué comme cela a été fait dans Dionne et Maalaoui Chun (2013). Cela consiste en l'exclusion des prix des transactions de moins de 1\$ et plus de 500\$, l'exclusion des prix qui sont 20% plus élevés que le prix médian de la même journée ou du jour précédent. Finalement, on doit vérifier que l'on a au moins trois transactions pour chaque obligation afin d'obtenir notre mesure Amihud.

Roll

Roll (1984) a développé une mesure de l'écart de cotation effectif. En effet, il fait remarquer que pour les académiciens qui s'intéressent aux coûts des transactions sur les marchés, obtenir l'écart acheteur-vendeur est chose difficile car c'est une donnée peu publiée et la mesure des coûts de transactions peut engendrer différents types d'erreurs dus aux différents facteurs dont on doit tenir compte. Ainsi, il propose à travers sa mesure un moyen facile et peu coûteux d'obtenir cette information tant recherchée. Notons que depuis novembre 2008 il est possible de savoir si le prix d'une transaction concerne un achat ou

une vente, mais notre échantillon s'étendant de juillet 2002 à mars 2015, nous allons utiliser cette mesure pour question d'uniformité. Ainsi la mesure Roll se développe comme suit :

$$Roll_t^i = 2\sqrt{-cov(\Delta P_t^i, \Delta P_{t-1}^i)}$$

Où ΔP fait référence aux changements dans les prix des transactions. Elle est calculée en utilisant une fenêtre roulante de 21 jours ouvrables comprenant au moins quatre transactions dans la fenêtre.

IRC (« Imputed Roundtrip Cost »)

Un coût aller-retour peut être défini comme étant la différence entre le prix auquel un courtier vend une obligation à un client et le prix auquel il achète une obligation d'un client. Feldhütter (2012) exploita cette notion en introduisant le « Imputed Roundtrip Trade » (IRT). Un IRT peut être reconnu lorsqu'après qu'une obligation n'ait pas été transigée pendant un certain temps, soudainement deux ou trois transactions du même volume apparaissent pendant un court délai. Ces transactions peuvent être considérées comme une transaction entre un courtier et un acheteur d'un côté et un courtier avec un vendeur de l'autre, lorsque le courtier a pu s'arranger pour associer un acheteur et un vendeur. De plus, si l'on observe trois transactions, cela peut être expliqué par la présence d'un deuxième courtier qui participerait à cet arrangement. Ainsi dans l'IRT, le plus haut prix correspondrait à l'investisseur achetant du courtier, le plus bas prix à l'investisseur vendant au courtier et le coût aller-retour de l'investisseur serait la différence entre ces deux prix. Si là encore, l'IRT reflète les coûts de transaction, on s'attendrait à ce que plus il est élevé, plus cela démontre un manque de liquidité dans le marché. Ainsi pour chaque journée, nous allons calculer la moyenne des estimés des IRC journaliers pour différents volumes de transaction. Avec P_{max} et P_{min} représentant le prix maximal et le prix minimal dans un coût aller-retour, la mesure s'exprime ainsi :

$$IRC_t = \frac{P_{max} - P_{min}}{P_{max}}$$

Turnover

La mesure Turnover nous permet de calculer le taux de roulement journalier d'une obligation. L'inverse de cette mesure indique le temps moyen de détention d'une obligation. Ainsi, plus une obligation est détenue longtemps ou plus notre mesure (l'inverse de Turnover) est grande, moins liquide est l'obligation.

$$Turnover_t = \frac{\text{volume total des transactions}_t}{\text{encours}_t}$$

Obligation zéro

Lesmond, Ogden et Trzcinka (1999) proposent une mesure de la liquidité se basant également sur les coûts des transactions : la mesure « rendement zéro ». Ils proposent ainsi une alternative à l'habituel écart de cotation avec simplement l'utilisation des séries temporelles des rendements journaliers d'un actif financier. Cette nouvelle mesure est simplement le nombre de rendement zéro pour un actif donné pendant une période donnée. L'hypothèse sur laquelle elle se base est qu'en moyenne, si cela coûte trop cher pour un agent d'effectuer une transaction en prenant en compte la valeur de son signal d'information, il réduira ses transactions ou n'en effectuera pas, ce qui se traduirait par un « rendement zéro ». Ainsi, plus ce ratio est élevé, plus cela indique que l'obligation est illiquide. Nous tâchons donc d'obtenir notre mesure obligation zéro journalière en utilisant une fenêtre roulante de 21 jours ouvrables :

$$\text{obligation zéro}_t = \frac{\text{nombre de transactions obligation zéro dans la fenêtre roulante}}{\text{nombre de jours dans la fenêtre roulante}}$$

Firme zéro

La mesure firme zéro est très similaire à la mesure obligation zéro. Elle mesure le nombre de jours qu'une firme n'a pas d'obligations transigées. Ainsi, comme précédemment, on obtient notre mesure journalière en utilisant une fenêtre roulante de 21 jours ouvrables :

$$firme\ zéro_t = \frac{\text{nombre de transactions firme zéro dans la fenêtre roulante}}{\text{nombre de jours dans la fenêtre roulante}}$$

Risque Amihud et Risque IRC

Les mesures journalières Risque Amihud et Risque IRC font référence respectivement à l'écart-type de la mesure Amihud et la mesure IRC. Ainsi ces deux mesures capturent la variabilité dans l'illiquidité des obligations. Elles sont construites grâce à l'utilisation d'une fenêtre roulante de 21 jours ouvrables. Des mesures mensuelles sont obtenues en faisant leur moyenne au cours du mois.

4.3.2. Indice de risque de liquidité

Une fois nos différentes mesures calculées, on procède à une analyse de composante principale comme il a été décrit précédemment afin d'obtenir notre nouvelle mesure. Notre indice d'illiquidité correspond donc à une combinaison linéaire des différents résultats obtenus de l'analyse composante principale. Plus précisément, chaque mesure sélectionnée par l'ACP est définie par l_{it}^k où i est une obligation, t est un jour et k correspond à une mesure du risque de liquidité. Par la suite, chaque mesure est normalisée et on obtient

$\bar{l}_{it}^k = \frac{l_{it}^k - \mu_k}{\sigma_k}$ où μ_k et σ_k correspondent à la moyenne et l'écart-type de la mesure de liquidité j à travers les différentes obligations et jours. Finalement, notre nouvelle mesure journalière du risque de liquidité est obtenue grâce à une combinaison linéaire des différentes mesures de liquidité normalisées :

$$\varphi_{it} = \sum_{k=1}^K \lambda^k \bar{l}_{it}^k$$

Où K est le nombre de mesures de liquidité qui sont retenues de l'analyse en composante principale et λ^k les différents poids.

Cette section traduit donc l'approche utilisée afin d'obtenir notre nouvelle mesure du risque de liquidité. Celle-ci obtenue, nous pouvons dès lors analyser son comportement à travers le temps et ceci est le sujet du chapitre suivant.

Chapitre 5.

Identification de régimes de liquidité

5.1. Introduction

Nous avons vu précédemment comment l'analyse en composante principale nous permet d'obtenir notre nouvelle mesure en prenant en compte différentes facettes du risque de liquidité. Maintenant, afin de compléter le deuxième volet de notre étude, nous nous intéressons à l'observation de régimes dans notre échantillon. On a pu voir dans la revue de littérature que dans l'étude de Dionne et Maalaoui Chun (2013), le comportement du risque de liquidité dans les primes des obligations a pu être observée notamment pendant la dernière crise financière. Dans cette étude, il y était question d'observer le caractère prédictif et persistant du risque de crédit, dont le risque de liquidité fait partie. Pour cela, les auteurs ont utilisé la technique de Maalaoui Chun, Dionne et François (2014) afin d'identifier les régimes présents dans leur échantillon. Dans notre cas, nous avons trouvé pertinent d'utiliser un modèle basé sur les chaînes de Markov de par sa flexibilité et sa prédictibilité d'un changement de régime dans notre série de données temporelles. Pour cela, nous allons nous servir du modèle de changement de régime Markov d'Hamilton (1994) qui est l'un des plus populaires modèles de séries temporelles non-linéaires. On voit alors comment l'application du processus de chaîne de Markov peut être utilisé afin d'observer des régimes dans un échantillon. Dans un premier temps, nous introduisons ce modèle en expliquant le principe des chaînes de Markov. Puis nous rentrons dans le vif du sujet en développant le modèle d'Hamilton (1994). Finalement, nous voyons comment à l'aide de cette technique, nous avons conçu notre méthodologie.

5.2. Modèle de changement de régime Markov

5.2.1. Chaînes de Markov

Tout d'abord, afin de mieux comprendre le modèle utilisé pour identifier les régimes de notre échantillon, il est important de comprendre le principe de la chaîne de Markov. Il

s'agit en effet du modèle de séries temporelles le plus simple, utilisé pour une variable discrète.

Soit s_t une variable aléatoire qui peut uniquement prendre la forme d'un nombre entier $\{1, 2, \dots, N\}$. On suppose que la probabilité que s_t soit égale à j dépend uniquement du passé à travers la plus récente valeur s_{t-1} . Ainsi :

$$P\{s_t = j \mid s_{t-1} = i, s_{t-2} = k, \dots\} = P\{s_t = j \mid s_{t-1} = i\} = p_{ij} \quad (1)$$

p_{ij} se définit par la probabilité que l'état i soit suivi de l'état j . On dit que p_{ij} est une probabilité de transition d'une chaîne de Markov avec N états, p_{ij} pouvant être un nombre entier entre 0 et 1. Une des propriétés des probabilités de transition est que :

$$p_{i1} + p_{i2} + \dots + p_{iN} = 1$$

De plus, ces probabilités de transition peuvent être représentées dans une matrice de transition ($N \times N$) :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1N} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2N} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ p_{N1} & p_{N2} & \dots & p_{NN} \end{bmatrix}$$

Caractéristiques des chaînes de Markov

Voyons maintenant quelques caractéristiques des chaînes Markov qui nous seront utiles pour comprendre le modèle utilisé.

Représentation par un vecteur

Une autre manière utilisée pour représenter une chaîne de Markov est d'utiliser un vecteur. Soit ξ_t un vecteur ($N \times 1$) aléatoire pour lequel le j ème élément est égal à 1 si $s_t = j$ et pour lequel il sera égal à 0 si ce n'est pas le cas. Par conséquent, on peut le représenter ainsi :

$$\xi_t = \begin{cases} (1, 0, 0, \dots, 0)' & \text{quand } s_t = 1 \\ (0, 1, 0, \dots, 0)' & \text{quand } s_t = 2 \\ \vdots \\ (0, 0, 0, \dots, 1)' & \text{quand } s_t = N \end{cases} \quad (2)$$

On peut alors voir que lorsque $s_t = 1$, le vecteur ξ_t est égal à la première colonne de la matrice identité $\mathbf{I}_N$ ($N \times N$) et ainsi de suite.

Si $s_t = i$, alors le j ème élément de ξ_{t+1} est une variable aléatoire qui prend la valeur de 1 avec la probabilité p_{ij} et est égal à 0 dans le cas contraire. L'espérance de cette variable aléatoire est donc p_{ij} . Son espérance conditionnelle à $s_t = i$ est donné par :

$$E(\xi_{t+1} | s_t = i) = \begin{bmatrix} p_{i1} \\ p_{i2} \\ \vdots \\ p_{iN} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Ce qui est également la i ème colonne de la matrice $\mathbf{P}$. Par ailleurs, sachant que le vecteur ξ_t correspond à la i ème colonne de $\mathbf{I}_N$ quand $s_t = i$, alors (3) peut encore s'écrire :

$$E(\xi_{t+1} | \xi_t) = \mathbf{P} \xi_t$$

De plus, de par la propriété Markov, on obtient :

$$E(\xi_{t+1} | \xi_t, \xi_{t-1}, \dots) = \mathbf{P} \xi_t$$

La chaîne de Markov peut donc être exprimée par :

$$\xi_{t+1} = \mathbf{P} \xi_t + \mathbf{v}_{t+1} \quad (4)$$

où

$$\mathbf{v}_{t+1} = \xi_{t+1} - E(\xi_{t+1} | \xi_t, \xi_{t-1}, \dots)$$

Prédiction d'une chaîne de Markov

De par l'expression (4), on obtient :

$$\xi_{t+m} = v_{t+m} + \mathbf{P} v_{t+m-1} + \mathbf{P}^2 v_{t+m-2} + \dots + \mathbf{P}^{m-1} v_{t+1} + \mathbf{P}^m \xi_t \quad (5)$$

où $\mathbf{P}^m$ indique la matrice de transition multipliée par elle-même m fois. Ainsi la prédiction d'une chaîne de Markov dans m périodes peut être obtenue avec :

$$E(\xi_{t+m} | \xi_t, \xi_{t-1}, \dots) = \mathbf{P}^m \xi_t$$

Plus spécifiquement, la probabilité qu'une observation du régime i soit suivie m périodes plus tard par une observation du régime j , $P(s_{t+m} = j | s_t = i)$, est donnée par la ligne j et la colonne i de la matrice $\mathbf{P}^m$.

Chaînes de Markov réductibles

Une chaîne de Markov avec N états est dite réductible s'il existe un moyen de nommer les états de telle façon que la matrice de transition peut s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{C} \\ \mathbf{0} & \mathbf{D} \end{bmatrix}$$

où $\mathbf{B}$ désigne une matrice de dimension $(K \times K)$ pour tout $1 \leq K \leq N$. Si $\mathbf{P}$ est une matrice triangulaire supérieure, ce sera aussi le cas de $\mathbf{P}^m$ pour tout m . Par conséquent, une fois qu'un processus sera rentré à l'état j tel que $j \leq K$, il n'y aura plus la possibilité qu'il retourne à un des états $K+1, K+2, \dots, N$.

D'autre part, une chaîne de Markov est dite irréductible si, pour les chaînes avec deux états, $p_{11} < 1$ et $p_{22} < 1$.

Chaînes de Markov ergodiques

Une chaîne de Markov irréductible avec N états et une matrice de transition $\mathbf{P}$ est dite ergodique si une des valeurs propres de $\mathbf{P}$ est 1 et que toutes les autres valeurs propres de $\mathbf{P}$ soient à l'intérieur du cercle unitaire. Le vecteur $(N \times 1)$ des probabilités ergodiques d'une chaîne ergodique est noté π et satisfait :

$$\mathbf{P}\pi = \pi$$

Le vecteur π est défini comme étant le vecteur propre de $\mathbf{P}$ associé à la valeur propre unitaire. Ce vecteur propre est unique et il peut être vu comme indiquant la probabilité inconditionnelle de chaque différent état N . On l'appelle aussi le vecteur des probabilités inconditionnelles.

Maintenant que l'on a vu les principales propriétés d'une chaîne de Markov, voyons comment ce processus peut être intégré à un modèle de changement de régimes.

5.2.2. La structure du modèle d'Hamilton (1994)

Description du modèle

Comme il a été dit plus tôt, nous nous sommes intéressés au modèle de régression de changement de régime Markov développé par Hamilton (1994). Celui-ci nous permet d'identifier les régimes présents dans notre échantillon, en nous basant sur notre mesure du risque de liquidité développée auparavant. Ainsi, décrivons tout d'abord le processus utilisé.

Supposons que nous avons une auto régression de premier ordre où le terme constant et le coefficient autorégressif peuvent être différents pour différents sous-échantillons :

$$y_t = c_{s_t} + \varphi_{s_t} y_{t-1} + \varepsilon_t$$

où $\varepsilon_t \sim \text{i.i.d. } N(0, \sigma^2)$.

Dans le cadre de notre travail, nous cherchons à modéliser le régime s_t faisant partie d'une chaîne Markov de N régimes qui ne sont pas observés, avec s_t indépendant de ε_t pour tout t et τ .

Par exemple, si le modèle est caractérisé par deux états ou régimes, on aurait les régressions suivantes :

Dans l'état 1 : $y_t = c_1 + \varphi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$

Dans l'état 2 : $y_t = c_2 + \varphi_2 y_{t-1} + \varepsilon_t$

Dans le modèle général, nous avons y_t qui représente un vecteur ($n \times 1$) de variables endogènes et x_t un vecteur ($n \times 1$) de variables exogènes. Notons que dans l'auto régression précédente $x_t=1$. Ainsi, nous avons $\mathbf{Y}_t = (\mathbf{y}'_t, \mathbf{y}'_{t-1}, \dots, \mathbf{y}'_{t-m}, \mathbf{x}'_t, \mathbf{x}'_{t-1}, \dots, \mathbf{x}'_{t-m})'$ un vecteur contenant toutes les observations jusqu'à la date t . Si le processus est régi par le régime $s_t = j$ à la date t , alors la fonction de densité conditionnelle de y_t est :

$$f(\mathbf{y}_t | s_t = j, \mathbf{x}_t, \mathbf{Y}_{t-1}; \boldsymbol{\alpha}) \quad (6)$$

où $\boldsymbol{\alpha}$ est un vecteur de paramètres caractérisant la fonction de densité conditionnelle.

S'il y a N différents régimes, ceux-ci seront représentés par N différentes fonctions de densité telles que celle ci-dessus pour $j = 1, 2, \dots, N$. On regroupe ces densités dans un vecteur $\boldsymbol{\eta}_t$.

Régression dynamique d'un modèle de changement de régime Markov

Il est également possible de représenter le modèle à l'aide d'une régression dynamique, plutôt qu'une auto régression. Dans le cas d'une régression dynamique, le modèle s'ajuste plus rapidement lorsque le processus change de régime et il est également mieux adapté qu'une auto régression pour des données de plus haute fréquence. Le modèle général à l'aide d'une régression dynamique peut être représenté ainsi :

$$y_t = \mu_s + \mathbf{x}_t \boldsymbol{\gamma} + \mathbf{z}_t \boldsymbol{\beta}_s + \varepsilon_s \quad (7)$$

où y_t est la variable dépendante, μ_s l'intersection dépendant du régime, $\mathbf{x}_t$ un vecteur de variables exogènes avec des coefficients $\mathbf{\gamma}$ ne dépendant pas du régime, $\mathbf{z}_t$ un vecteur de variables exogènes avec des coefficients $\boldsymbol{\beta}_s$ cette fois-ci dépendant du régime et finalement, ε_s le terme d'erreur normal i.i.d. avec une moyenne de 0 et une variance dépendante du régime σ_s^2 . On peut noter que $\mathbf{x}_t$ et $\mathbf{z}_t$ pourrait contenir des termes de décalage de y_t .

Évaluation de la fonction de vraisemblance

Afin de résoudre notre modèle, la méthode du maximum de vraisemblance est utilisée et nous l'expliquons dans cette section en détail.

Nous avons vu que la fonction de densité conditionnelle de y_t est $f(y_t|s_t = j, \mathbf{x}_t, \mathbf{Y}_{t-1}; \boldsymbol{\alpha})$ pour tout $j=1, \dots, k$. Ainsi la fonction de densité marginale de y_t est obtenue en équilibrant les différentes fonctions de densité conditionnelle par leurs probabilités respectives. On obtient donc :

$$f(y_t|\boldsymbol{\alpha}) = \sum_{j=1}^k f(y_t|s_t = j, \mathbf{x}_t, \mathbf{Y}_{t-1}; \boldsymbol{\alpha}) \Pr(s_t = j; \boldsymbol{\alpha})$$

Nous avons alors $\boldsymbol{\eta}_t$ le vecteur $k \times 1$ des fonctions de densité conditionnelle donné par :

$$\boldsymbol{\eta}_t = \begin{bmatrix} f(y_t|s_t = 1, \mathbf{x}_t, \mathbf{Y}_{t-1}; \boldsymbol{\alpha}) \\ f(y_t|s_t = 2, \mathbf{x}_t, \mathbf{Y}_{t-1}; \boldsymbol{\alpha}) \\ \vdots \\ f(y_t|s_t = k, \mathbf{x}_t, \mathbf{Y}_{t-1}; \boldsymbol{\alpha}) \end{bmatrix}$$

La fonction de vraisemblance exige qu'on estime la probabilité que s_t prenne une valeur spécifique en observant les données jusqu'au temps t et qu'on modélise les paramètres $\boldsymbol{\alpha}$.

Soit $\Pr(s_t = j|y_t; \boldsymbol{\alpha})$ la probabilité conditionnelle d'observer $s_t = j$ par observation des données jusqu'au temps t . Ainsi :

$$\Pr(s_t = j | y_t; \alpha) = \frac{f(y_t | s_t=j, x_t, Y_{t-1}; \alpha) \Pr(s_t=j | Y_{t-1}; \alpha)}{f(y_t | x_t, Y_{t-1}; \alpha)}$$

où $f(y_t | x_t, Y_{t-1}; \alpha)$ est la fonction de vraisemblance de y_t et $\Pr(s_t = j | Y_{t-1}; \alpha)$ est la probabilité prévue de $s_t = j$ étant donné les observations jusqu'au temps $t-1$. Par conséquent :

$$\Pr(s_t = j | y_{t-1}; \alpha) = \sum_{j=1}^k \Pr(s_t = i | s_{t-1} = j; y_{t-1}; \alpha) \Pr(s_{t-1} = j | y_{t-1}; \alpha)$$

On note $\xi_{t|t}$ et $\xi_{t|t-1}$ les vecteurs ($k \times 1$) des probabilités conditionnelles $\Pr(s_t = j | y_t; \alpha)$ et $\Pr(s_t = j | y_{t-1}; \alpha)$ respectivement. La fonction de vraisemblance est obtenue par itération des équations suivantes :

$$\hat{\xi}_{t|t} = \frac{(\hat{\xi}_{t|t-1} \odot \eta_t)}{\mathbf{1}' (\hat{\xi}_{t|t-1} \odot \eta_t)} \quad (8)$$

$$\hat{\xi}_{t+1|t} = \mathbf{P} \hat{\xi}_{t|t}$$

avec $\mathbf{1}$ qui représente un vecteur de 1 et l'opérateur $\odot$ qui signifie multiplication élément par élément.

La fonction de maximum de vraisemblance est alors obtenue comme étant :

$$L(\alpha) = \sum_{t=1}^T \log f(y_t | x_t, Y_{t-1}; \alpha)$$

$$\text{où } f(y_t | x_t, Y_{t-1}; \alpha) = \mathbf{1}' (\xi_{t|t-1} \odot \eta_t)$$

Prédictions et méthode de lissage appliquée au modèle de changement de régime

Rappelons que nous cherchons à identifier les différents régimes qui caractérisent notre série temporelle. Ainsi deux méthodes peuvent être appliquées. $\Pr(s_t = j | y_t; \alpha)$ qui

représente le j ème élément du vecteur $\xi_{t|\tau}$. Pour $t > \tau$, on parle de prédiction du régime pour une période future et pour $t < \tau$ on parle d'inférence lissée du régime. Dans le dernier cas, le processus qui se trouve à la date t est obtenu en se basant sur des données à une date postérieure τ .

Pour ce qui est des prédictions, ξ_{t+m} qui est la prédiction dans m périodes du vecteur, peut être trouvée en prenant l'espérance mathématique des deux côtés de l'équation (5) conditionnelle à l'information disponible à la date t . On se retrouve alors avec :

$$E(\xi_{t+m}|Y_t) = P^m \cdot E(\xi_t|Y_t)$$

$$\text{ou } \hat{\xi}_{t+m|t} = P^m \cdot \hat{\xi}_{t|t}$$

avec $\hat{\xi}_{t|t}$ tel que calculé dans (8).

Pour ce qui est des inférences lissées, elles peuvent être calculées selon un algorithme développé par Kim (1994) et qui est représenté par :

$$\hat{\xi}_{t|T} = \hat{\xi}_{t|t} \odot \{ P' \cdot [\hat{\xi}_{t+1|T} (\div) \hat{\xi}_{t+1|t}] \}$$

où $(\div)$ est une division élément par élément. Les probabilités lissées $\hat{\xi}_{t|T}$ sont calculées par itération en sens inverse pour $t = T-1, T-2, \dots, 1$.

Prédictions des variables observées

Une fois que nos probabilités de se retrouver dans un régime ont été déterminées, il est par la suite possible de prédire les variables observées. En effet, d'après l'équation (6), si l'on connaît y_t , x_{t+1} et s_{t+1} il est facile de prédire y_{t+1} .

Si l'on prend l'exemple d'un modèle AR (1), $y_{t+1} = c_{s_{t+1}} + \varphi_{s_{t+1}} y_t + \varepsilon_{t+1}$ alors cette prédiction est donnée par :

$$E(y_{t+1} | s_{t+1}=j, \mathbf{Y}_t; \boldsymbol{\alpha}) = c_j + \varphi_j y_t$$

avec N différentes espérances conditionnelles associées à N différentes valeurs pour s_{t+1} .

Ainsi que ce soit en utilisant un modèle AR (1) ou un modèle avec régression dynamique, ceci est possible en multipliant la prédiction appropriée pour le j ème régime par la probabilité que le processus soit dans le j ème régime. Dans un cas général avec N régimes, les N différents produits sont additionnés. Par exemple, si les N prédictions sont regroupées dans un vecteur $(1 \times N)$ appelé $\mathbf{h}'_t$ alors :

$$E(y_{t+1} | \mathbf{Y}_t; \boldsymbol{\alpha}) = \mathbf{h}'_t \hat{\boldsymbol{\xi}}_{t+1|t}$$

Nous avons ainsi pu explorer la théorie derrière le modèle d'Hamilton (1994), il nous est alors possible de voir comment il a été utilisé dans le cadre de notre travail.

5.3. Méthodologie

Une fois notre nouvelle mesure du risque de liquidité obtenue comme on a pu le voir dans le chapitre précédent, il nous est possible d'appliquer le modèle d'Hamilton (1994). En effet, tout d'abord nous nous retrouvons avec une série temporelle journalière de notre mesure du risque de liquidité. Ainsi, nous utilisons un modèle de régression dynamique tel que dans (7) qui correspond le mieux à des données de fréquence journalière ou mensuelle.

Dans notre cas, on établit un nombre de deux régimes présents dans notre échantillon. Nous cherchons en effet à distinguer un régime que l'on peut décrire de risque faible de liquidité et un régime de risque élevé de liquidité. Notre modèle peut être ainsi décrit comme ceci :

$$\text{État 1 : } y_t = \mu_1 + \mathbf{x}_t \boldsymbol{\gamma} + \mathbf{z}_t \boldsymbol{\beta}_1 + \varepsilon_1$$

$$\text{État 2 : } y_t = \mu_2 + \mathbf{x}_t \boldsymbol{\gamma} + \mathbf{z}_t \boldsymbol{\beta}_2 + \varepsilon_2$$

avec les mêmes propriétés décrites pour (7).

Dans notre cas, nous n'avons pas de variable exogène, le modèle peut donc se réécrire :

$$\text{État 1 : } Rliq_t = \mu_1 + \varepsilon_t$$

$$\text{État 2 : } Rliq_t = \mu_2 + \varepsilon_t$$

avec $Rliq_t$, le nom donné à notre nouvelle mesure du risque de liquidité.

Il nous est alors possible d'estimer nos différentes probabilités conditionnelles de se trouver à l'état 1 ou 2 à travers notre échantillon comme on a pu le voir dans la section précédente et la fonction de vraisemblance est mise à jour à chaque période.

Par ailleurs, les différentes probabilités de transition p_{11} , p_{12} , p_{21} et p_{22} pourront également être estimées. Plus précisément, nous nous trouvons dans le cas d'une chaîne de Markov ergodique. Ainsi, trouver les probabilités de transition de notre modèle nous porte à calculer les probabilités ergodiques de notre chaîne de Markov à deux états. Dans un cas plus général d'une chaîne de Markov à N états, le vecteur π des probabilités inconditionnelles d'état, soit les probabilités de transition, est trouvé par :

$$\pi = (A'A)^{-1}A'e_{N+1}$$

où A est une matrice $(N+1) \times N$ donnée par :

$$A = \begin{bmatrix} I_N & - & P \\ & \mathbf{1}' & \end{bmatrix}$$

I_N est une matrice identité $(N \times N)$ et e_N est la N ème colonne de I_N .

Rappelons que π doit satisfaire les propriétés telles que $P\pi = \pi$ et $\mathbf{1}'\pi = 1$.

Ainsi, dans notre cas, ce vecteur est trouvé par :

$$\pi = (A'A)^{-1}A'e_3 \text{ et satisfait } A\pi = e_3$$

Finalement, afin de mieux représenter les deux régimes identifiés dans notre échantillon, nous allons par la suite calculer les valeurs prédites par notre modèle. Notons que dans notre modèle, μ_1 représente la moyenne de notre mesure du risque de liquidité pendant le régime 1 et μ_2 la moyenne pendant le régime 2. Cela permet alors d'observer le comportement de notre nouvelle mesure dans le temps, comparativement à des événements économiques telle que la dernière crise financière qui s'étend de juillet 2007 à mars 2009 et la récession NBER s'étendant de décembre 2007 à juin 2009.

Notons que nous allons également appliquer cet exercice sur les données mensuelles correspondantes de notre mesure.

Ce chapitre conclut donc l'aspect théorique de notre travail où nous avons pu voir les méthodologies utilisées tout en expliquant la théorie sur laquelle elles reposent. Dès lors, on peut passer à l'aspect pratique de notre travail à l'aide de l'analyse de nos résultats.

Chapitre 6.

Analyse des résultats

6.1. Introduction

Les précédents chapitres nous ont permis de mettre en contexte notre étude, ainsi que d'expliquer la méthodologie appliquée. Il nous est maintenant possible d'analyser les résultats obtenus afin de voir si de nouvelles conclusions peuvent être émises ou si ceux-ci confortent des résultats précédemment observés dans la littérature. Ainsi, nous avons vu dans le chapitre 3 que l'obtention de huit différentes mesures du risque de liquidité était essentielle afin de nous permettre d'obtenir notre nouvel indice. Dans un premier temps, nous allons donc faire un tour des résultats donnés par l'obtention de ces mesures et analyser ce qu'on peut déjà tirer comme conclusions. Par la suite, nous allons pouvoir découvrir la résultante de notre analyse en composante principale. On pourra alors analyser les résultats de cette nouvelle mesure calculée. Finalement, dans le cadre de la deuxième partie de notre travail, nous allons pouvoir appliquer la méthodologie de détection de cycles d'Hamilton (1994) vu dans le chapitre 4 et explorer les résultats qui en découlent.

6.2. Une nouvelle mesure du risque de liquidité

6.2.1. Huit mesures initiales

Amihud

Afin d'obtenir notre mesure Amihud, nous avons appliqué dans un premier temps le filtre de Han et Zhou comme il a été dit précédemment. En effet, avec un échantillon de départ comportant 3 607 635 prix, nous nous retrouvons avec 2 808 041 prix après application du filtre, soit une perte d'environ 22% de notre échantillon de départ.

Pour pouvoir obtenir les figures 1 à 9 dans cette section, nous avons calculé les valeurs médianes mensuelles de chaque mesure.

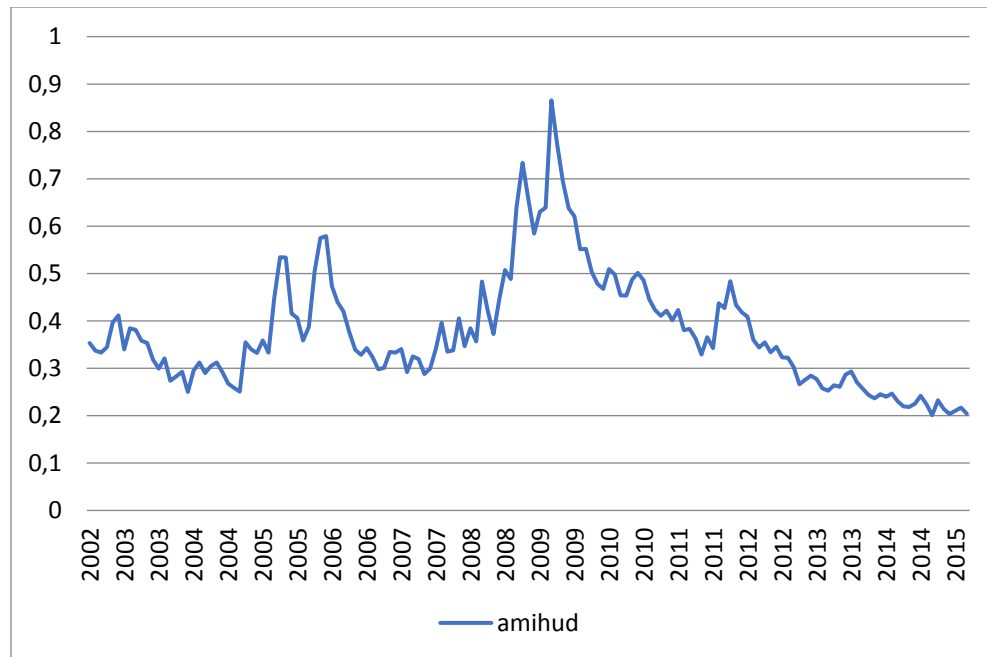


Figure 1 : Série temporelle de la mesure Amihud entre juillet 2002 et mars 2015

Sur la figure 1 représentant la mesure Amihud à travers notre échantillon, on peut apercevoir quelques pics du risque de liquidité. En effet, on remarque les deux plus hauts pics ayant lieu en fin 2008-2009 avec une valeur respective d'environ 0,72 et 0,88, ce qui coïnciderait avec la dernière crise financière. Ces résultats cadrent donc bien avec les observations de précédentes recherches telles que celles de Dick-Nielsen *et al.* (2012) et Maaloui Chun et Dionne (2013) qui démontrent une augmentation du risque de liquidité lors de la crise des « subprimes ». De plus, on peut remarquer entre 2005 et 2006 la présence de deux autres pics mais de plus faible amplitude, avec des valeurs d'environ 0,53 et 0,58. Cette période correspond à la crise connue en 2005 par General Motors (GM) et Ford, où ils ont vu leurs obligations se faire rétrograder au statut d'obligation à haut risque. D'après les résultats de la mesure Amihud, cette crise aurait donc bien créer une augmentation du risque de liquidité sur le marché des obligations corporatives américaines. Finalement, on peut voir que fin 2013, la mesure Amihud passe à un niveau plus bas que précédemment observé et celui-ci diminue jusqu'à la fin de l'échantillon.

Risque Amihud

Comme il a été mentionné dans le chapitre 3, la mesure Risque Amihud représente l'écart type de notre précédente mesure Amihud. Ainsi, il est normal que la figure 2 ci-dessous nous amène à des conclusions similaires à la figure 1. En effet, on retrouve deux pics lors de la crise des « subprimes » avec des valeurs se rapprochant de 1,2 et 1. On peut noter également que le premier pic est dans ce cas plus élevé que le deuxième, contrairement à ce qu'on observe pour la mesure Amihud. De plus, on retrouve également les pics de 2005-2006 avec des valeurs se rapprochant de 0,7 et 0,8 qui correspondrait à la crise de GM et Ford. Là encore, on voit que passé la fin de la crise financière, Risque Amihud diminue graduellement jusqu'à la fin de l'échantillon.

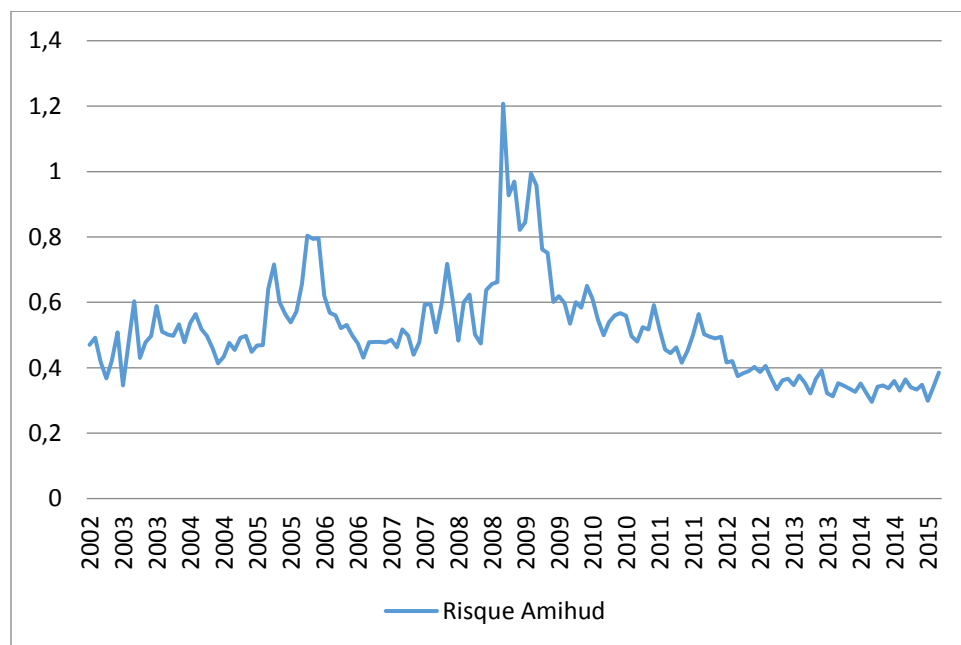


Figure 2 : Série temporelle de la mesure Risque Amihud entre juillet 2002 et mars 2015

IRC

De la figure 3, on distingue les résultats obtenus par la mesure IRC. On voit alors une forme un peu différente de la courbe que celles vues précédemment. On trouve tout de même les pics de la dernière crise financière mais qui semblent plus être représentés par un pic proche

de la valeur 0,008 qui dure plus longtemps. On retrouve également les pics de la crise GM/Ford de 2005-2006 proches des valeurs 0,006 et qui semblent eux aussi durer plus longtemps. Cependant, on remarque aussi, à partir de fin 2011, une baisse de la valeur de la mesure IRC qui continue jusqu'à la fin de notre échantillon et qui se retrouve à des niveaux plus bas que ceux qui sont observés auparavant. Il est alors intéressant de comparer ces résultats avec ceux de l'écart type de IRC.

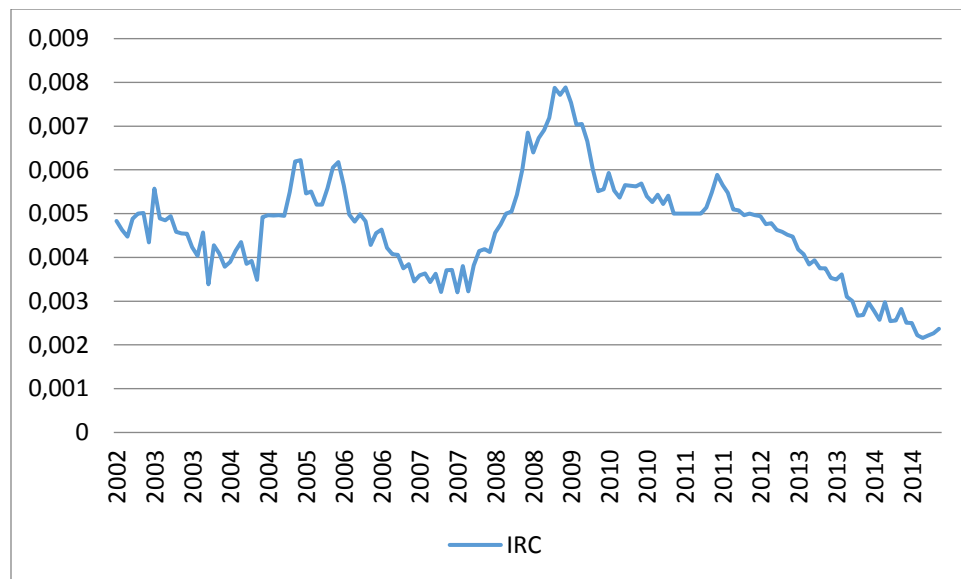


Figure 3 : Série temporelle de la mesure IRC entre juillet 2002 et mars 2015

Risque IRC

La figure 4 ci-dessous nous présente les résultats suite aux calculs de la mesure Risque IRC. On a pu observer sur la figure 3, une baisse continue de la mesure IRC qui sous-entend que suite à la dernière crise financière, le risque de liquidité n'a fait que diminuer. Mais ici, on voit que l'écart type de cette même mesure écarte cette option. En effet, on voit au contraire que le risque de liquidité se serait stabilisé à un niveau proche de 0,004. De plus, on retrouve les pics de la dernière crise financière avec des valeurs près de 0,008 et 0,007. Là encore, on distingue les pics moins élevés de la crise GM/Ford de 2005-2006 avec des valeurs se rapprochant de 0,006 et 0,007. On note cependant que la différence

entre les pics de ces deux crises semble moins importante que ce qu'on a pu observer jusqu'à maintenant.

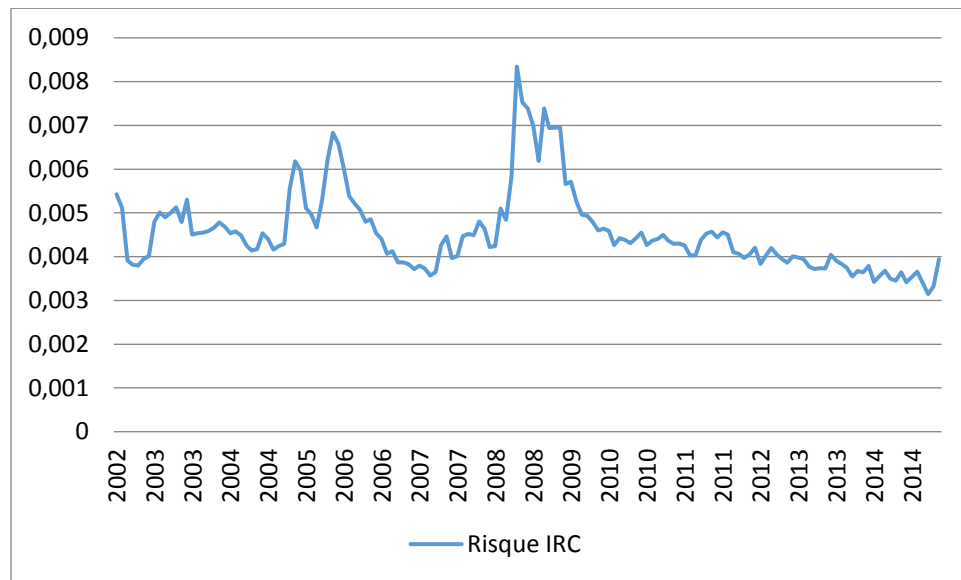


Figure 4 : Série temporelle de la mesure Risque IRC entre juillet 2002 et mars 2015

Roll

Les résultats de la mesure Roll sur la figure 5 concorde là encore avec ce qui a pu être observé avec les mesures et écarts type des mesures Amihud et IRC. En effet, on retrouve les pics de 2008-2009 avec des valeurs entre 2,4 et 2,6, ainsi que ceux de la crise GM/Ford en 2005-2006 et dont l'amplitude semble très proche autour de 1,6-1,7. Mais notons qu'on retrouve un autre pic dans l'année 2003 qui n'a pas été observé jusqu'à maintenant. Ce pic qui atteint une valeur proche de 1,8 est donc plus élevé que celui de la crise GM/Ford.

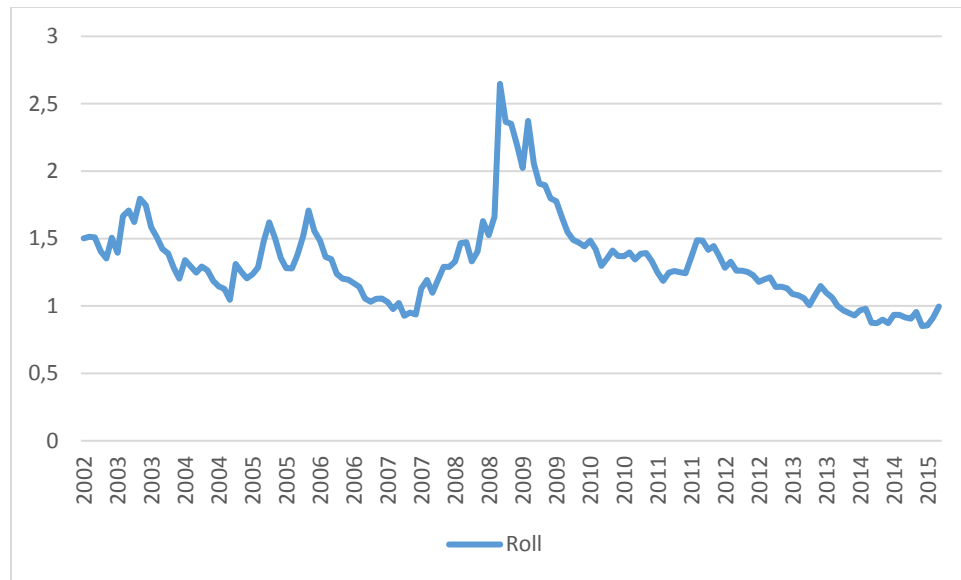


Figure 5 : Série temporelle de la mesure Roll entre juillet 2002 et mars 2015

Turnover

La mesure Turnover présente sur la figure 6 ci-dessous des résultats différents de ceux qui ont pu être commentés précédemment. En effet, on ne retrouve pas ici la même forme de courbe avec les pics de la dernière crise. Les valeurs mensuelles de cette mesure ne présentent pas de gros écarts avec un ratio qui reste approximativement entre 0,001 et 0,002. On peut tout de même relever une période de forte hausse du risque de liquidité qui s'étend entre 2003 et début 2006 avec un ratio qui atteint 0,0005, qui semble coïncider avec la crise de GM/Ford. Cette figure ne nous permet donc pas de tirer des conclusions claires sur les tendances du risque de liquidité sur le marché américain des obligations corporatives. Cependant, notons que l'inverse de la mesure Turnover qui peut être interprété comme le temps de détention moyen d'une obligation, est dans ce cas une mesure de non liquidité. Cela peut alors expliquer la forme différente de la courbe observée sur la figure 6.

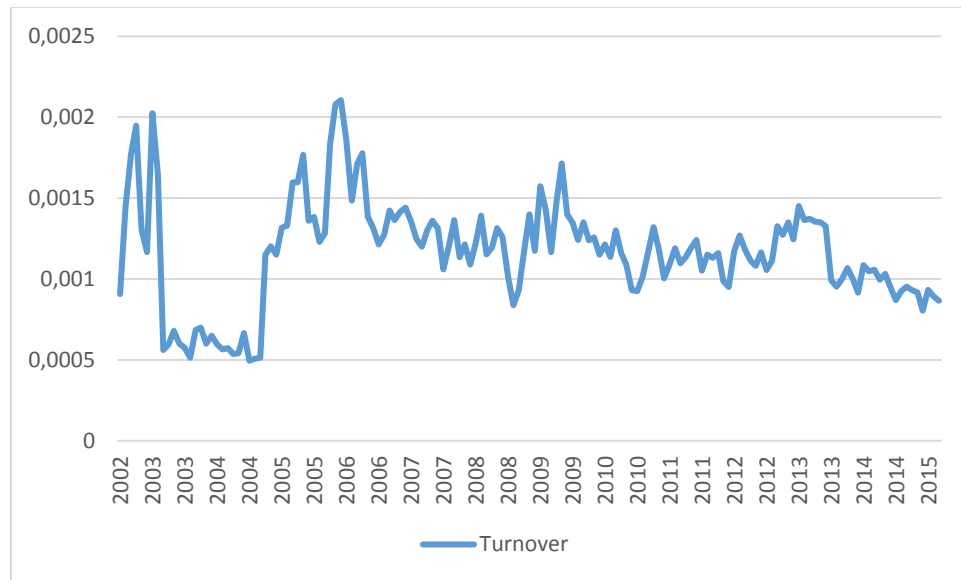


Figure 6 : Série temporelle de la mesure Turnover entre juillet 2002 et mars 2015

Obligation Zéro

La mesure Obligation Zéro nous présente là aussi des résultats différents. On peut voir effectivement sur la figure 7 ci-dessous qu'à partir de fin 2004, il y aurait une hausse du risque de liquidité avec un ratio entre 0,5 et 0,6 en moyenne qui aurait continué jusqu'à 2008-2009. La baisse se fait graduellement et le niveau du risque de liquidité reste stable par la suite aux environs de 0,3-0,4. Par ailleurs, on s'aperçoit qu'à partir de fin 2004, qu'il y a eu non pas une retombée du risque de liquidité après la crise de GM/Ford comme on a pu le voir dans les quatre premières mesures, mais ce risque aurait davantage augmenté pour rester à peu près au même niveau jusqu'à la fin de la dernière crise financière. De plus, on peut remarquer que la courbe présente une forme avec des escaliers, ce qui peut être expliqué par la formule utilisée pour cette mesure.

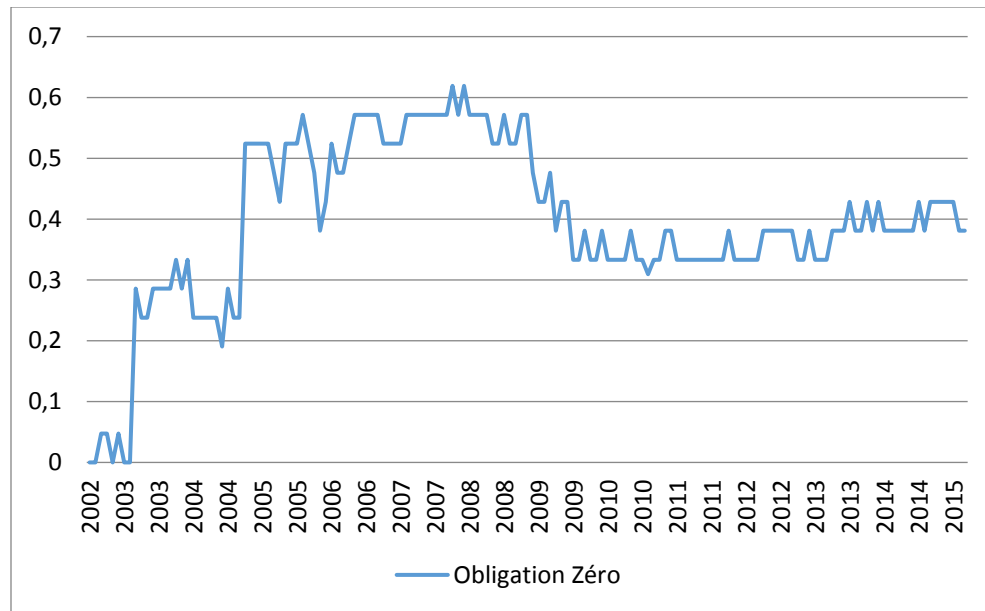


Figure 7 : Série temporelle de la mesure Obligation Zéro entre juillet 2002 et mars 2015

Firme Zéro

La mesure *Firme Zéro* dont la structure est très similaire à la mesure *Obligation Zéro*, présente des résultats semblables à cette dernière, comme on peut le voir sur la figure 8. En effet, là encore on retrouve une augmentation du risque de liquidité qui débute en 2003 et qui se prolonge jusqu'à 2008. Dans ce cas-ci, on trouve des ratios situés entre 0,3 et 0,5 lors de cette période interprétée comme à fort risque de liquidité. On peut aussi noter que la retombée de ce risque de liquidité se fait graduellement entre 2008 et 2009, ce qui pourrait mettre en évidence la fin de la dernière crise financière. Ici encore, on n'entrevoit pas de baisse du risque de liquidité entre la crise de GM/Ford et la crise des « subprimes » qui débuta en juillet 2007 pour finir en mars 2009 selon Allen et Saunders (2010).

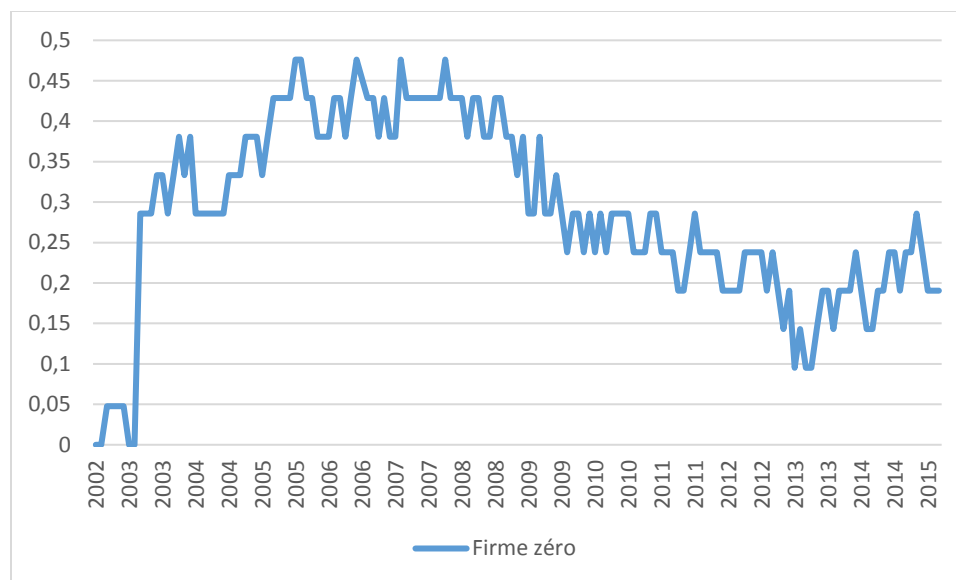


Figure 8 : Série temporelle de la mesure Firme Zéro entre juillet 2002 et mars 2015

6.2.2. Nouvel indice du risque de liquidité

Analyse en composante principale

La création de notre indice du risque de liquidité passe par une analyse en composante principale qui va utiliser comme entrant les huit mesures dont on a pu analyser les résultats individuels précédemment. En effet, les huit différentes mesures captant différentes facettes du risque de liquidité, nous cherchons à obtenir une nouvelle mesure qui serait plus efficace. Jetons un coup d'œil tout d'abord à différentes statistiques de ces mesures dans les tableaux 1 et 2.

	Amihud	Risque Amihud	IRC	Risque IRC	Roll	Turnover	Obligation Zéro	Firme Zéro
Moyenne	0,8461	0,9116	0,0073	0,0054	1,4692	0,2406	0,2293	0,0780
Écart-type	1,8562	1,4977	0,0081	0,0043	1,2185	23,5365	0,2461	0,1761

Tableau 1 : Moyennes et écarts-type des huit mesures normalisées de l'ACP

Une analyse de ces différentes caractéristiques nous permet de faire déjà quelques observations. Nous savons que pour obtenir notre nouvelle mesure, nous avons normalisé les huit mesures vues précédemment avant d'effectuer l'analyse en composante principale. Le tableau 1 nous indique que les mesures normalisées dont l'écart-type est le plus élevé sont tout d'abord Turnover avec 23,5365 puis viennent les mesures Amihud, Risque Amihud et Roll avec 1,8562, 1,4977 et 1,2185 respectivement. D'autre part, celles dont l'écart-type est plus faible sont IRC et Risque IRC. Ces propriétés vont pouvoir nous être utiles lors des résultats de l'ACP.

	Risque IRC	Risque Amihud	Obligation Zéro	Turnover	Roll	Amihud	IRC	Firme Zéro
Risque IRC	1	0,3590	0,0557	0,0034	0,5254	0,2394	0,4594	0,0293
Risque Amihud	0,3590	1	0,0307	0,0008	0,3114	0,4527	0,2007	0,0198
Obligation Zéro	0,0557	0,0307	1	0,0148	0,0166	0,0297	0,0419	0,3945
Turnover	0,0034	0,0008	0,0148	1	0,0046	-0,0014	0,0004	0,0063
Roll	0,5254	0,3114	0,0166	0,0046	1	0,2098	0,3296	0,0139
Amihud	0,2394	0,4527	0,0297	-0,0014	0,2098	1	0,3432	0,0138
IRC	0,4594	0,2007	0,0419	0,0004	0,3296	0,3432	1	-0,0023
Firme Zéro	0,0293	0,0198	0,3945	0,0063	0,0139	0,0138	-0,0023	1

Tableau 2 : Matrice de corrélation des huit différentes mesures

D'autre part, on remarque dans le tableau 2 que quelques mesures semblent avoir une forte corrélation. En effet, on peut voir que les mesures qui présentent les plus fortes corrélations entre elles sont les mesures Risque IRC, Risque Amihud, Roll, Amihud et IRC. Les mesures Roll et Risque IRC démontrent la plus forte corrélation avec 0,5254. Puis la mesure IRC montre une corrélation d 0,4594 avec Risque IRC et juste après, on trouve

Amihud et Risque Amihud avec 0,4527. Ainsi, ces variables corrélées justifient l'utilisation d'une analyse en composante principale qui nous permettra de créer un indice dont le nombre de mesures calculées sera réduit et qui sera indépendant d'un autre indice composé de ces mêmes mesures.

Maintenant, voyons si les résultats de l'analyse en composante principale effectuée sur notre échantillon confirment les indices donnés par les statistiques des huit différentes mesures utilisées comme entrants. Dans le tableau 3 on peut voir les valeurs propres de notre analyse en composante principale qui nous indiquent le pourcentage de la variance expliquée par chaque vecteur propre choisi et dont on obtient les détails dans le tableau 4. En effet, huit valeurs propres sont calculées car nous avons huit mesures et on peut déterminer la proportion de la variance expliquée dans la dernière colonne dépendamment du vecteur propre choisi. Par exemple, en ce qui concerne le premier vecteur propre avec une valeur propre correspondante de 2,3873, 29,84% de la variance de notre échantillon serait expliqué par celui-ci. Comparativement, le deuxième vecteur propre possède une valeur propre de 1,3893 qui explique 17,37% du risque. Ainsi les résultats présentés dans le tableau 3 nous amènent à choisir le premier vecteur propre afin de trouver notre nouvelle mesure du risque de liquidité car c'est celui qui identifierait le plus le risque présent dans notre échantillon.

	Valeur propre	Différence	Proportion	Cumulatif
1	2,38726873	0,99799498	0,2984	0,2984
2	1,38927375	0,38937574	0,1737	0,4721
3	0,99989801	0,04106077	0,1250	0,5971
4	0,95883724	0,19952469	0,1199	0,7169
5	0,75931255	0,15594887	0,0949	0,8118
6	0,60336368	0,10195510	0,0754	0,8872
7	0,50140857	0,10077111	0,0627	0,9499
8	0,40063746		0,0501	1

Tableau 3 : Valeurs propres de la matrice de corrélation

Dans le tableau 4, on peut alors voir de quoi sont constitués les différents vecteurs propres. Toutes les mesures de la liquidité sont représentées. Nous observons également leurs contributions aux vecteurs propres, ce qui nous permet de choisir les mesures dont sera composé notre nouvel indice du risque de liquidité. Il a été déterminé plus tôt que le premier vecteur propre, correspondant à CP1 dans le tableau 4, nous permettra d'avoir notre indice.

	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6	CP7	CP8
Risque IRC	0,5004	-0,0189	0,0335	-0,3758	-0,1124	-0,0396	-0,4127	-0,6499
Risque Amihud	0,4284	-0,032	-0,0418	0,4955	-0,4561	-0,1019	-0,4334	0,4024
Obligation Zéro	0,0695	0,7020	-0,0155	-0,008	0,0924	-0,6973	0,0848	0,0096
Turnover	0,0036	0,0373	0,995	0,0915	0,0079	0,0154	-0,0029	-0,0004
Roll	0,4520	-0,0518	0,0422	-0,4033	-0,4025	0,0240	0,6353	0,2497
Amihud	0,4046	-0,0364	-0,0603	0,6278	0,2865	0,0844	0,4431	-0,3895
IRC	0,4372	-0,0432	0,0128	-0,2193	0,7205	0,0823	-0,1776	0,4486
Firme Zéro	0,0443	0,7061	-0,0374	0,0049	-0,0866	0,698	-0,0564	0,0171

Tableau 4 : Vecteurs propres

Ainsi, les résultats du tableau 4 nous montrent que notre nouvel indice du risque de liquidité doit être composé des cinq mesures suivantes : Risque IRC, Roll, IRC, Risque Amihud et Amihud. En effet, on voit que celles-ci présentent les plus forts coefficients avec respectivement 0,5004, 0,4520, 0,4372, 0,4284 et 0,4046. Notons que les résultats que l'on avait observé avec la matrice de corrélation plus tôt nous orientaient déjà vers ce résultat car on a pu remarquer que ces mesures détenaient les plus fortes corrélations. Étant donné que les cinq coefficients sont assez semblables, nous avons opté de leur donner des poids équivalents dans la construction de l'indice. De plus, on peut remarquer que chaque vecteur propre n'étant pas corrélé l'un à l'autre, les résultats des autres vecteurs propres peuvent être très différents. Par exemple, CP2 est très influencé par Obligation Zéro et Firme Zéro alors que Turnover est seul pour expliquer CP3. Il est donc capital de pouvoir bien choisir

le vecteur propre sur lequel on va s'appuyer pour former notre nouvelle mesure et cela a été possible grâce à une bonne analyse des valeurs propres correspondantes. Sur la figure 9 ci-dessous, il nous est également possible de voir graphiquement la raison pour laquelle la première composante principale a été choisie. On voit effectivement sur le premier graphique à gauche qui représente les valeurs propres par rapport aux différentes composantes principales, que la plus grande chute de valeur propre a lieu entre la première et la deuxième composante principale. On observe ensuite des chutes moins importantes entre les composantes principales suivantes. Sur le graphique de droite qui représente la proportion de variance expliquée par rapport aux composantes principales, on voit là encore le plus gros écart entre la première et la deuxième composante principale, avec la courbe qui s'aplatit par la suite. Ces résultats nous démontrent donc bien la raison pour laquelle nous avons choisi de retenir la première composante principale pour calculer notre nouvelle mesure. Celle-ci présente en effet la plus grande valeur propre et proportion de variance expliquée, ce qui nous conforte dans notre choix.

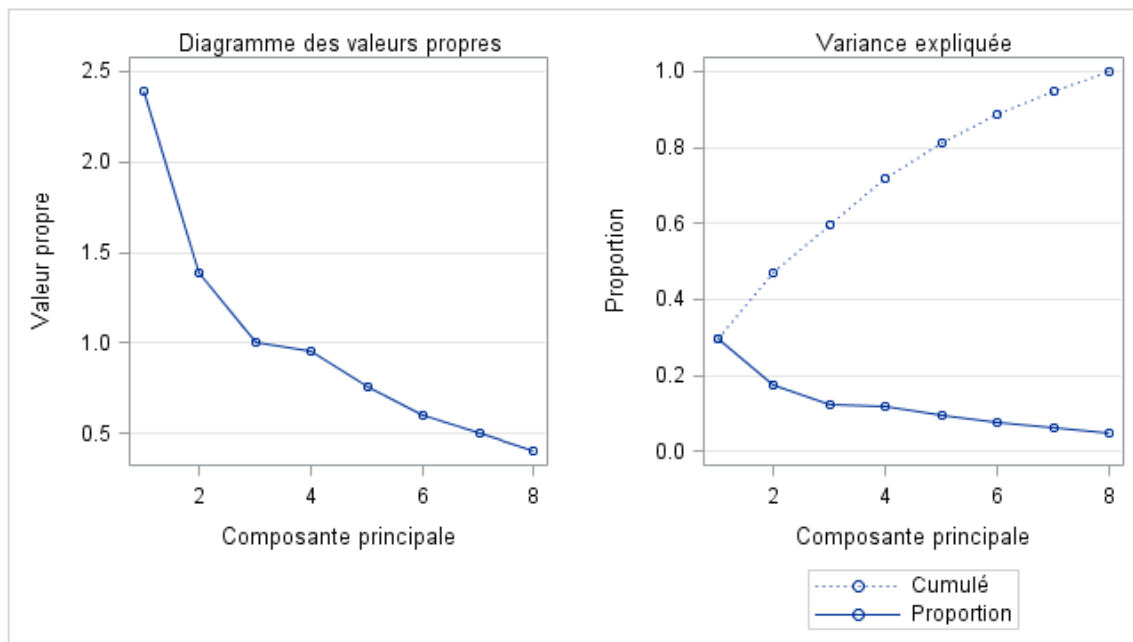


Figure 9 : Représentation graphique des valeurs propres et proportion de la variance expliquée par rapport aux analyses en composante principale

Nous pouvons également souligner que notre ACP nous donne des résultats quelque peu différents de ce qui a été trouvé dans Dick-Nielsen *et al.* (2012) et Dionne et Maalaoui Chun (2013). En effet, dans le premier cas les auteurs ont trouvé un indice composé des mesures Amihud, Risque Amihud, IRC et Risque IRC. Dans le deuxième cas, un indice composé des mesures IRC, Risque IRC et Roll a été trouvé. Remarquons tout de même qu'il y a de fortes similitudes avec ces précédents résultats. La différence pourrait être expliquée par l'analyse de périodes différentes et par la composition des obligations utilisées. En effet, Dick-Nielsen *et al.* (2012) ont travaillé sur un échantillon s'étendant du 1^{er} janvier 2005 au 30 juin 2009, alors que dans Dionne et Maalaoui Chun (2013) celui-ci s'étend du 1^{er} juillet 2002 au 31 décembre 2012. Par ailleurs, dans les deux cas, les auteurs ont utilisées des obligations ayant différentes cotes de crédit confondues.

Calcul de la nouvelle mesure

On sait désormais quelles sont les différentes mesures qui vont composer notre indice du risque de liquidité, maintenant il nous reste à le calculer. On a vu dans le chapitre 3 que notre indice va être calculé à l'aide d'une somme pondérée des mesures normalisées déterminées par notre analyse en composante principale. Dans un premier temps, nous avons donc normalisé les mesures Risque IRC, Roll, IRC, Risque Amihud et Amihud. Puis la somme équi-pondérée de ces cinq différentes mesures nous aide à composer ce nouvel indice.

Dans la figure 10 ci-dessous, on peut trouver une représentation graphique des valeurs médianes mensuelles de notre nouvelle mesure baptisée Rliq, à travers notre échantillon.

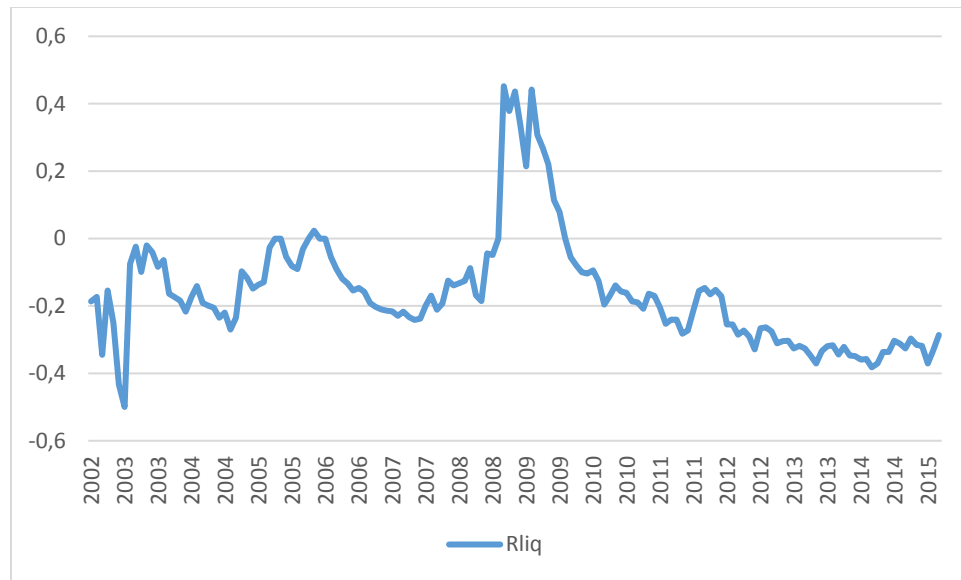


Figure 10 : Série temporelle de la mesure Rliq entre juillet 2002 et mars 2015

Il nous est alors possible de commenter les résultats de notre mesure Rliq. On peut voir dans un premier temps, différents pics similaires à ceux dont on a pu discuter au début de ce chapitre. En effet, on retrouve les pics associés à la crise de GM/Ford qui eut un impact sur le marché obligataire américain en 2005-2006 et cela se voit par un rapprochement de Rliq de la valeur de 0 qui est plus élevée que la moyenne se situant autour de -0,2. Encore une fois, les plus grands pics observés sont ceux qui correspondent à la dernière crise financière et qui ont lieu fin 2008 et au cours de 2009 avec des valeurs qui dépassent 0,4. On peut souligner notamment que ce sont les plus grandes valeurs que prennent notre mesure Rliq au cours de notre échantillon. Cela souligne donc bien l'importance du risque de liquidité sur le marché obligataire américain lors de la dernière crise financière. Suite à ces derniers pics, on observe une baisse rapide de notre mesure lors de la deuxième moitié de 2009 pour finalement revenir à des niveaux pré-crise suivis d'une légère baisse graduelle. En effet, on voit que notre mesure passe en dessous du seuil de -0,2 au cours de 2011 et puis continue cette tendance à la baisse.

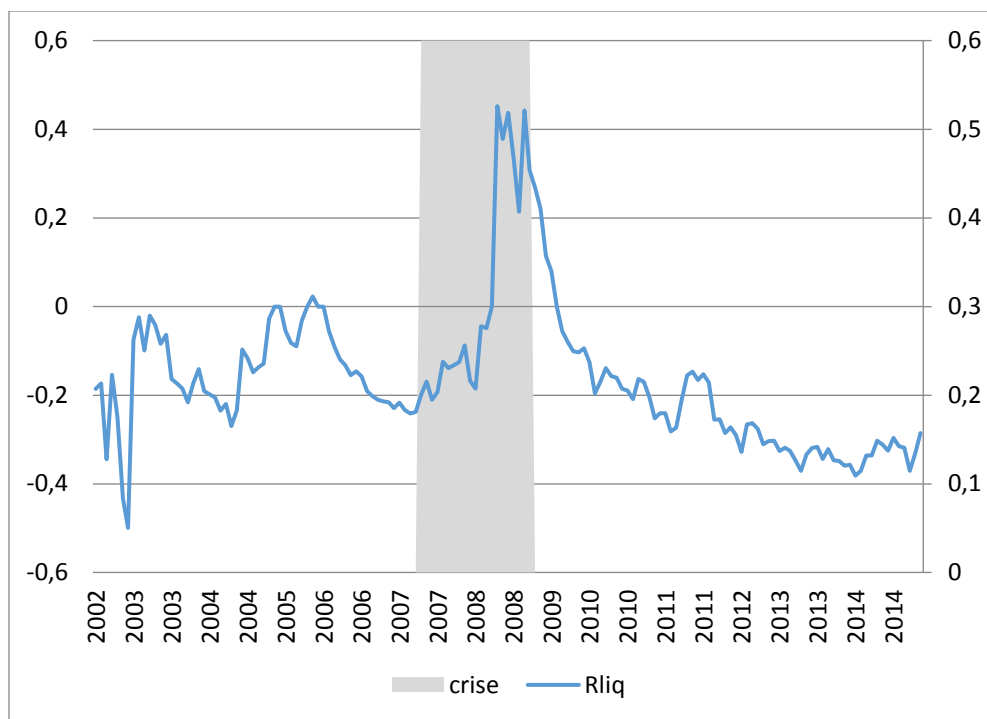


Figure 11 : Mesure Rliq observée par rapport à la dernière crise financière (juillet 2007 – mars 2009)

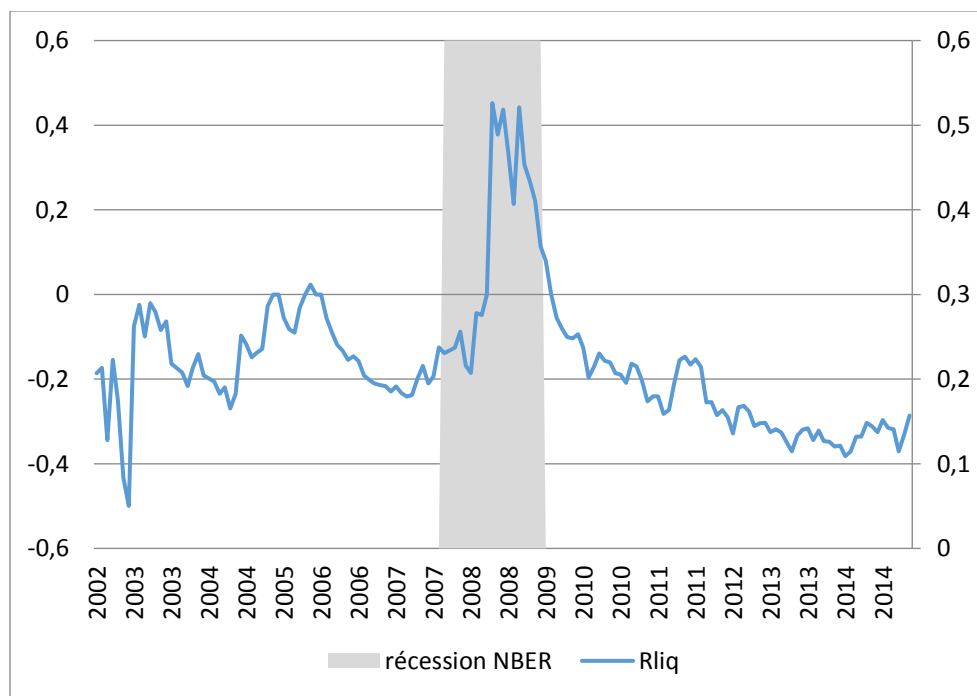


Figure 12 : Mesure Rliq observée par rapport à la récession NBER (décembre 2007 - juin 2009)

Sur les figures 11 et 12 ci-dessus, il nous est plus facile d'observer l'évolution de notre mesure par rapport à la dernière crise financière (juillet 2007-mars 2009) et la récession NBER (décembre 2007-juin 2009). Ces résultats sont intéressants car dans un premier temps, on voit que la dernière crise n'aurait pas tout de suite commencé par une augmentation du risque de liquidité. En effet, on observe le premier pic au cours de 2008 alors que la date de début de la crise retenue est juillet 2007. Ce premier pic pourrait correspondre à la faillite de Lehman Brothers qui a eu lieu en septembre 2008. Puis on voit que la crise se termine par un dernier pic du risque de liquidité et par la suite, celui-ci baisse rapidement pour revenir à des niveaux pré-crise au début de 2010. En ce qui concerne la récession NBER, elle aussi par la même occasion n'a pas débuté par une augmentation du risque de liquidité et se termine au milieu de la chute de celui-ci. Ces résultats contrastent avec ceux trouvés par Dionne et Maalaoui Chun (2013) où ils avaient associé au risque de liquidité un caractère prédictif de la dernière crise financière. Il nous sera plus amplement possible de comparer ces résultats avec la section qui suit sur la détection des régimes.

6.3. Identification des régimes de liquidité

6.3.1. Application du modèle d'Hamilton (1994)

Comme il a été expliqué dans le chapitre 4, nous avons appliqué le modèle de changement de régimes Markov d'Hamilton (1994) afin de détecter deux régimes dans notre échantillon. Dans un premier temps, nous avons appliqué le modèle aux données journalières de notre nouvelle mesure Rliq, puis aux données mensuelles afin de mieux les représenter graphiquement. Pour ce qui est des données mensuelles, là encore, nous avons calculé la médiane de nos journalières afin de les obtenir.

Tout d'abord, commençons par l'analyse des résultats des données journalières que l'on peut voir ci-dessous dans le tableau 5.

```

Markov-switching dynamic regression

Sample: 1 - 3215
Number of states =      2
Unconditional probabilities:  transition

Log likelihood = 1692.7461

```

liq	Coef.	Std. Err.
State1 _cons	-.235851	.0030995
State2 _cons	.0672203	.0067935
sigma	.1416372	.0017726
p11	.9987672	.0007218
p21	.0047163	.0026012

Tableau 5 : Résultats des données journalières

Rappelons tout d'abord que nous avons décidé de modéliser nos données sous la forme d'une régression dynamique car nous sommes en présence de données journalières et mensuelles de notre mesure Rliq. Nous avons discuté dans le chapitre 4 de l'évaluation de la fonction de vraisemblance qui nous permet de résoudre notre modèle. On peut voir en effet dans le tableau 5 que le log de vraisemblance s'élève à 1692,75 et on note qu'il a fallu trois itérations de l'algorithme afin de le trouver. Ainsi, rappelons que nous pouvons modéliser nos données sous la forme :

$$\text{État 1 : } Rliq_t = \mu_1 + \varepsilon_t$$

$$\text{État 2 : } Rliq_t = \mu_2 + \varepsilon_t$$

Dans le tableau 5, on voit donc que $\mu_1 = -0,235851$. On peut caractériser ce régime 1 comme notre régime à faible risque de liquidité. Puis nous voyons également que $\mu_2 = 0,672203$ et correspond à notre régime de risque de liquidité élevé. Une fois notre fonction de

vraisemblance évaluée, nous pouvons nous attarder sur les probabilités de transition. On peut voir dans le tableau 5 que p_{11} qui est la probabilité d'être dans le régime 1 et de rester dans le régime 1 à la prochaine période s'élève à 0,9987672. Ainsi, la probabilité d'être dans un régime à faible risque de liquidité et de passer à un régime de risque de liquidité élevé, qu'on pourrait encore appeler p_{12} s'élève à 0,0012328. De plus la probabilité p_{21} qui est de passer du régime 2 au régime 1 est de 0,0047163. Par la même occasion, p_{22} qui est la probabilité d'être dans un régime à risque de liquidité élevé et de rester dans ce même régime à la prochaine période est de 0,9952837. Il n'est en effet pas surprenant de s'apercevoir que la probabilité de changer de régime est très faible et cela souligne que ce sont des événements rares qui peuvent être expliqués notamment par une crise sur les marchés. Intéressons-nous maintenant aux résultats trouvés avec les données mensuelles.

```

Markov-switching dynamic regression

Sample: 2002m7 - 2015m3
Number of states = 2
Unconditional probabilities: transition

Log likelihood = 113.86842

```

liq	Coef.	Std. Err.
State1		
_cons	-.1973528	.0092372
State2		
_cons	.2944985	.0373286
sigma	.1090037	.006281
p11	.9933555	.0066476
p21	.0966534	.0872074

Tableau 6 : Résultats des données mensuelles

Nos données mensuelles dont on peut voir les résultats dans le tableau 6 ci-dessus, présentent des résultats quelque peu similaires aux données journalières. Tout d'abord, on

peut voir ici que le log de vraisemblance s'élève à 113,87 avec les données mensuelles et dans ce cas, quatre itérations de l'algorithme ont été nécessaires. De plus, on remarque que $\mu_1 = -0,1973528$ dans ce cas-ci, ce qui reste proche de la valeur trouvée avec les données journalières. Cependant, on note $\mu_2 = 0,2944985$, ce qui reste éloigné de la valeur trouvée avec les données journalières avec une moins grande différence entre les deux moyennes. Pour ce qui est des probabilités de transition, on a ici $p_{11} = 0,9933555$ et respectivement $p_{12} = 0,0066445$. D'autre part, $p_{21} = 0,0966534$ et respectivement $p_{22} = 0,9033466$. Phénomène intéressant ici, on remarque que même si la probabilité de rester à un régime de faible risque de liquidité est toujours aussi élevée avec les données mensuelles, la probabilité de rester dans un régime à risque de liquidité élevé est lui plus faible. Ainsi, avec les données mensuelles, il ressort que rester dans un régime de risque de liquidité élevé aurait moins de chance de durer qu'avec les données journalières. Cependant, avec un pourcentage supérieur à 90%, la probabilité reste élevée.

6.3.2. Observation des régimes

Maintenant que l'on a pu analyser les résultats de notre modèle de changement de régime Markov, il est intéressant de s'attarder sur la représentation graphique de ces résultats afin d'apporter d'autres conclusions. En effet, grâce aux différentes valeurs trouvées par l'application de notre modèle, il nous est possible comme il a été dit dans le chapitre 4, de prédire dans quel régime nous nous trouvons dans le temps. Ainsi nous allons analyser la représentation graphique de ces prédictions. Notons que sur les graphiques ci-dessous, nous avons utilisé les médianes mensuelles de nos valeurs journalières.

Sur la figure 14 ci-dessous, il est possible de voir à quelles dates le modèle permet de prédire un changement de régime. En effet, on peut voir dans un premier temps qu'après une période régie par un régime à faible risque de liquidité, en octobre 2008 le modèle prédit un changement vers un régime à risque de liquidité élevé. On peut voir qu'on passe d'un régime où le risque de liquidité des primes des obligations est aux alentours de -0,2 à un régime où il s'élève à environ 0,2. Cela encore, en se basant sur nos données mensuelles. Par ailleurs, on observe que ce régime à risque de liquidité élevé prend fin en septembre 2009 pour revenir à un régime de faible risque de liquidité, et ce jusqu'à la fin de

l'échantillon. Notons également que même si à travers notre nouvelle mesure Rliq, on identifie une hausse du risque de liquidité liée à la crise GM/Ford, celle-ci ne semble pas suffisamment pertinente pour que notre modèle identifie un changement de régime pour un régime à risque élevé de liquidité. Cette observation accentue le fait que la crise des « subprimes » fut particulièrement marquée par une hausse du risque de liquidité, par rapport à ce qui a pu être observé ces dernières années sur le marché obligataire corporatif américain. D'autre part, cela nous permet donc de mettre en contexte ces changements de régime comparativement à la dernière crise financière, ainsi que la récession NBER.

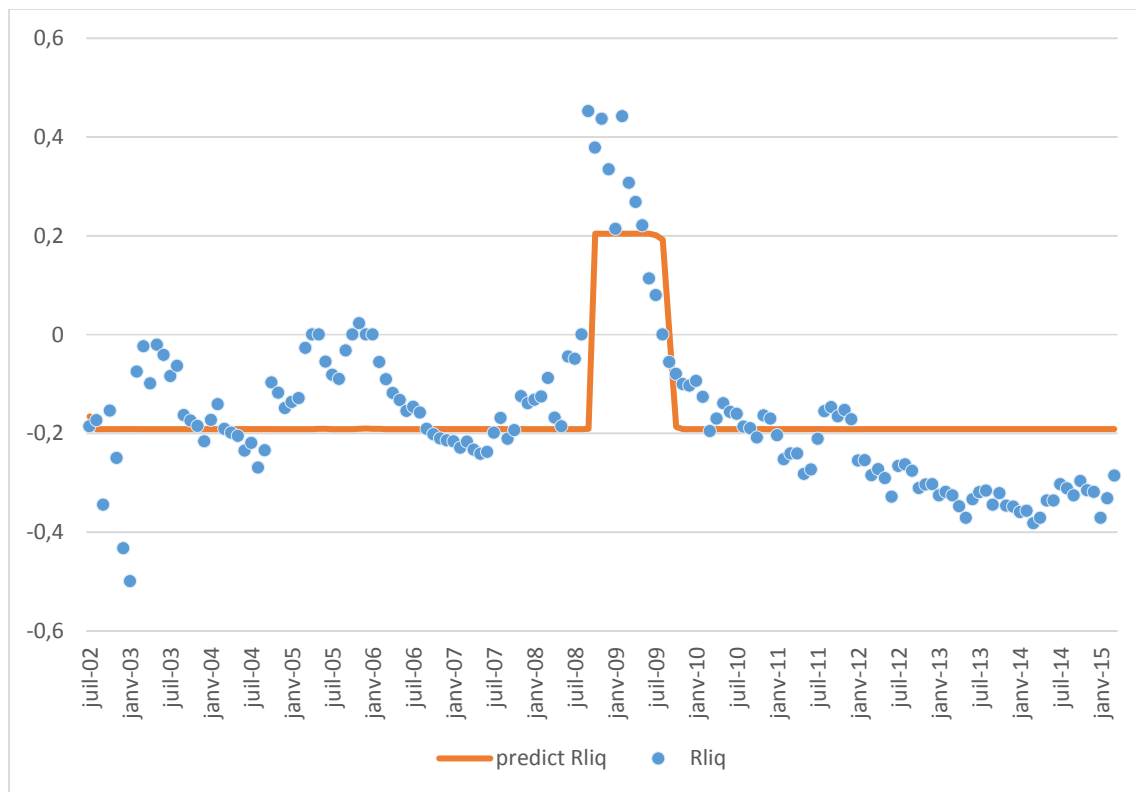


Figure 14 : Détection des régimes à l'aide de Rliq

En effet, nous pouvons voir tout d'abord sur la figure 15, que le changement de régime ne se fait qu'après le début de la crise et cela plus d'un an après son début selon Allen et Saunders (2010) qui mettent le début de la crise en juillet 2007. Ainsi, comme il a été discuté dans la deuxième section de ce chapitre, nos résultats contrastent particulièrement avec ceux trouvés dans Dionne et Maalaoui Chun (2013) qui ont trouvé que la dernière crise financière avait commencé avec une augmentation du risque de liquidité, et donc la présence d'un régime présentant un risque de liquidité plus élevé. Sur ce dernier point, il nous est essentiel de faire quelques remarques.

Tout d'abord, il est important de souligner que notre modèle ne nous permet d'identifier que deux régimes : un régime à faible risque de liquidité et un régime à risque élevé. Dans le cas de Dionne et Maalaoui Chun (2013), ils ont cherché à décomposer le risque de crédit en une portion de risque de liquidité et une portion de risque de défaut. Ils trouvent que la portion risque de liquidité dure de juillet 2007 à février 2012 et la portion risque de défaut dure de juin 2008 à janvier 2009. Ainsi celle-ci aurait commencé par une augmentation du risque de liquidité qui se serait amplifié au milieu de la crise. En effet, on peut voir sur la figure 15 que dans leur cas, il y a eu deux régimes de risque plus ou moins élevé de liquidité.

Une première augmentation du risque de liquidité se traduit par un premier régime de risque de liquidité élevé. Puis, mi-juillet apparaît un autre régime de risque de liquidité encore plus élevé, qui dure jusqu'à la fin de la crise. Le début de ce deuxième régime semble correspondre à l'apparition du régime de risque de liquidité élevé de notre échantillon. Cependant, remarquons que dans notre cas, le régime de risque de liquidité élevé dure au-delà de la fin de la crise financière (mars 2009 selon NBER). Ce régime prenant fin en septembre 2009, il perdure donc six mois après la fin de la crise. Il reste donc difficile de constater le caractère prédictif du risque de liquidité qu'il a été constaté dans Dionne et Maalaoui Chun (2013).

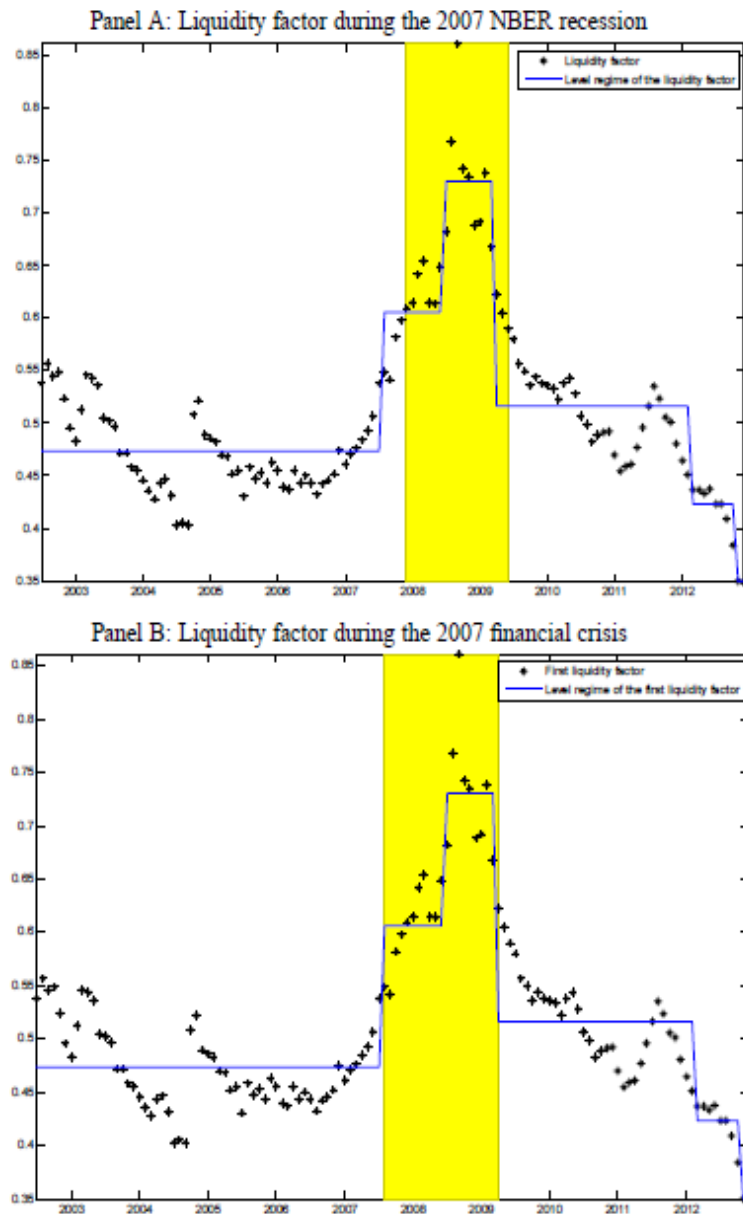


Figure 15 : Reproduction de la figure 7 dans Dionne et Maalaoui Chun (2013)

Par ailleurs, notons que les auteurs ont relevé une période risque de liquidité qui s'étendrait de juillet 2007 à février 2012 alors que dans notre cas, le régime à risque de liquidité élevé ne dure pas aussi longtemps. Néanmoins, il faut mentionner que cela peut être dû à notre modèle qu'on a limité à deux états ou régimes ou du fait que notre échantillon n'est composé que d'obligations BBB. De plus, le type de modèle de détection de régimes dans

Dionne et Maalaoui Chun (2013) est différent du nôtre. Ils utilisent un modèle de « regime shift » alors que notre modèle Markovien est un modèle de « regime switching ». Tous ces éléments peuvent donc expliquer les différences observées.

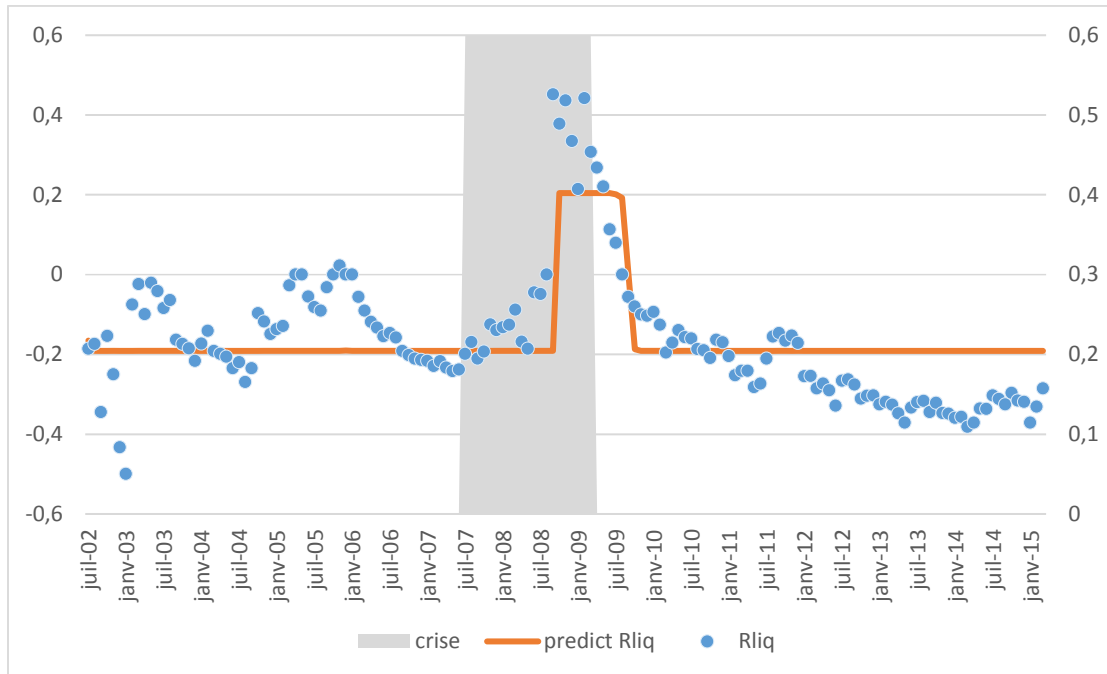


Figure 16 : Indice de liquidité pendant la crise financière (juillet 2007- mars 2009)

Si l'on s'attarde maintenant sur nos régimes lors de la récession NBER, là encore on trouve des résultats différents de ce qui a été trouvé dans Dionne et Maalaoui Chun (2013). Dans leur cas, ils trouvent que la récession a été précédée par une période de risque de liquidité. On peut voir sur la figure 16 que nous ne pouvons pas tirer la même conclusion. En effet, nous voyons que la récession NBER a commencé dix mois avant l'apparition de notre régime de risque de liquidité élevé, ce qui n'est pas négligeable. Là encore, il nous ne nous est pas possible de soutenir le caractère prédictif du risque de liquidité. Cependant, on peut souligner que suite à la fin de la récession NBER en juin 2009, notre régime de risque élevé de liquidité prit fin trois mois après, ce qui pourrait révéler un caractère persistant par rapport à la récession et donc la dernière crise financière contrairement à ce qui a été relevé dans Dionne et Maalaoui Chun (2013).

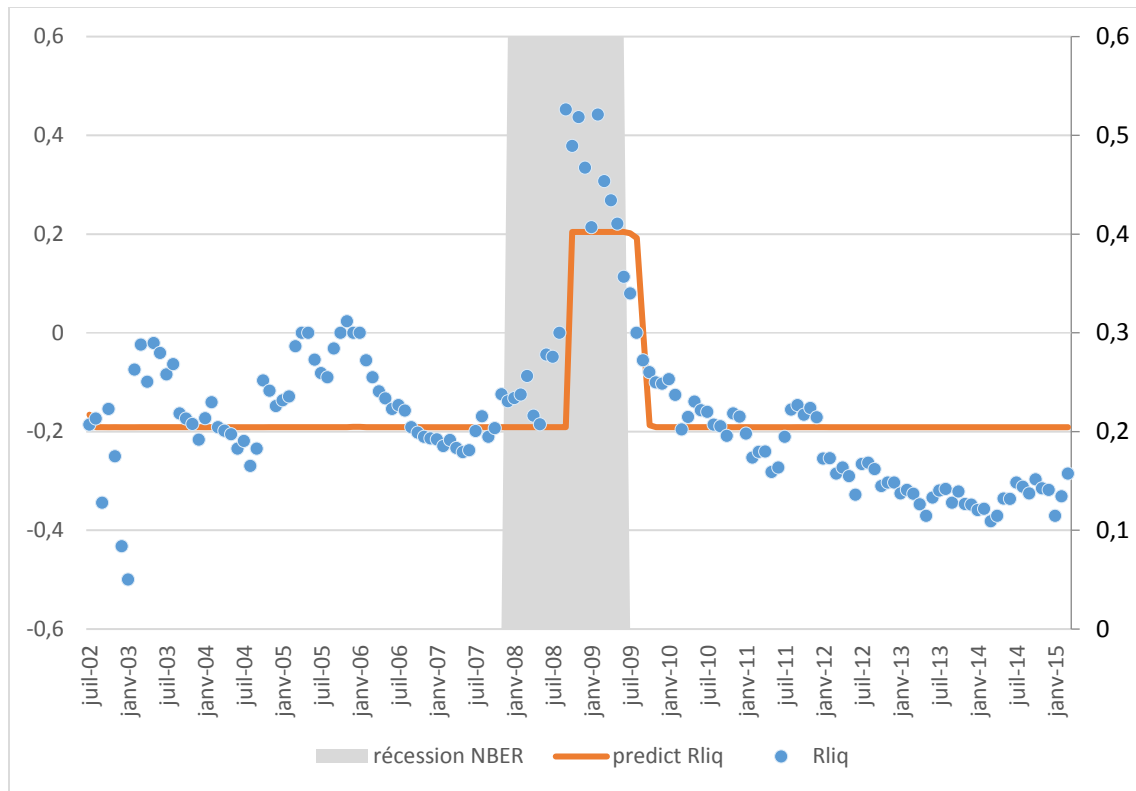


Figure 17 : Indice de liquidité pendant la récession NBER (décembre 2007- juin 2009)

De la comparaison de nos résultats avec ceux trouvés dans Dionne et Maalaoui Chun (2013), il faut tout de même relever que dans leur cas leur modèle de détection de régimes en temps réel leur permet de détecter différents niveaux du risque de liquidité alors que dans notre cas, on s'est limité à deux régimes. De plus, leur échantillon comprend des obligations possédant différentes cotes de crédit alors que nous nous sommes limités aux obligations BBB.

Ce chapitre clôt donc l'interprétation de nos résultats. Dans un premier temps, nous avons pu voir les résultats de l'analyse en composante principale sur nos huit mesures qui nous a permis d'obtenir un indice de liquidité composé d'une somme pondérée des mesures Amihud, Risque Amihud, IRC, Risque IRC et Roll. Puis nous avons pu observer les deux régimes de liquidité obtenus grâce au modèle d'Hamilton (1994). Ces résultats ont pu être

mis en relief par rapport à ce qui a été trouvé dans Dick-Nielsen *et al.* (2012) et Dionne et Maalaoui Chun (2013). Il nous est alors possible de clore cette étude.

Chapitre 7.

Conclusion

7.1. Résumé

Notre travail de recherche repose sur deux volets. Dans un premier temps, nous cherchons à obtenir une nouvelle mesure du risque de liquidité présent dans les primes des obligations, en effectuant une analyse en composante principale sur huit mesures prédéterminées. On applique dans ce cadre la méthodologie utilisée par Dick-Nielsen *et al.* (2012), puis par la suite Dionne et Maalaoui Chun (2013). Plus précisément, nous utilisons comme mesures initiales : Amihud, Risque Amihud, IRC, Risque IRC, Roll, Turnover, Obligation Zéro et Firme Zéro. L'avantage de l'utilisation de ces huit mesures comme entrants de notre ACP est qu'elles permettent de prendre en compte différentes facettes du risque de liquidité dans notre indice. Suite à notre ACP, nous obtenons comme nouvelle mesure, un indice composé des mesures Amihud, Risque Amihud, Roll, IRC et Risque IRC. Ce résultat diffère quelque peu de ceux obtenus par Dick-Nielsen *et al.* (2012) et Dionne et Maalaoui Chun (2013). Dans le premier cas, les auteurs ont trouvé un indice composé des mesures Amihud, Risque Amihud, IRC et Risque IRC. Dans le deuxième, les auteurs ont trouvé un indice composé de Roll, IRC et Risque IRC.

Dans un deuxième volet, nous avons identifié deux régimes de risque de liquidité dans notre échantillon : un régime de risque de liquidité faible et un régime de risque de liquidité élevé. Pour cela, nous avons utilisé le modèle de régression de changement de régime Markov d'Hamilton (1994). L'avantage d'utiliser le principe des chaînes Markov afin de détecter nos régimes est principalement sa flexibilité et sa simplicité pour modéliser une série temporelle composée de variables discrètes. Nous trouvons alors que notre premier régime, qui est le régime de risque de liquidité faible, s'étend dans un premier temps du début de notre échantillon en juillet 2002 jusqu'à août 2008. Puis il réapparaît de septembre 2009 jusqu'à la fin de notre échantillon en mars 2015. Le deuxième régime dure donc de septembre 2008 à août 2009 et commence après le début de la dernière crise financière et perdure jusqu'à la fin de la dernière récession NBER. Ce qui est intéressant d'observer

avec ces résultats, est que ceux-ci ne permettent pas de confirmer le caractère prédictif du risque de liquidité par rapport à la récession NBER, comme il a été trouvé dans Dionne et Maalaoui Chun (2013). Nous pouvons donc discuter de l'apport et des limites à la recherche qui découlent de notre travail.

7.2. Apports, limites et extensions de la recherche

Ce travail de recherche nous permet d'apporter de nouveaux éléments à la recherche sur le risque de liquidité présent dans les primes des obligations. Ceci est important car les obligations sont l'un des produits financiers les plus répandus sur le marché des titres à revenus fixes et on connaît notamment l'appétit des fonds de pension et compagnies d'assurance pour ce produit. Ainsi, avec les accords de Bâle III qui exigent des institutions financières de prouver qu'elles sont en mesure de se protéger de ce risque, la mesure du risque de liquidité est amenée à faire l'objet de plus en plus de recherches. En effet, que ce soit au niveau réglementaire où on ne souhaite plus connaître des situations telles que la dernière crise financière, ou encore dans l'industrie où les institutions financières ne voudraient pas payer trop cher afin de se protéger de ce risque, il est certain qu'une meilleure compréhension du risque de liquidité leur permettrait de ne pas mettre trop de capital de côté afin de respecter les exigences réglementaires. On voit donc bien là les avantages à mieux maîtriser ce risque et notamment à trouver des mesures plus efficaces.

Ainsi, en s'intéressant aux obligations, on a pu notamment en apprendre plus sur cet actif financier dont il était difficile d'obtenir des informations car se transigeant essentiellement sur le marché de gré à gré. Avec les données TRACE, on a pu effectuer notre recherche en utilisant des prix intra-journaliers d'obligations corporatives américaines alors que cela n'aurait pas été possible il y a quelques années. L'utilisation de données intra-journalières nous permet d'obtenir des résultats d'autant plus précis car cela augmente le nombre d'observations de notre échantillon.

Par ailleurs, avec cet échantillon s'étendant de juillet 2002 à mars 2015, il nous a été permis de démontrer l'importance du risque de liquidité dans les obligations lors de la dernière crise financière. Plus particulièrement, nos résultats nous ont montré que le risque de

liquidité n'a pas forcément un caractère prédictif par rapport à la récession NBER, mais plutôt un caractère persistant, contrairement à ce qu'il a été démontré dans de précédentes études.

Finalement il est important de préciser que le risque de liquidité étant un risque possédant plusieurs facettes, d'où la difficulté à le quantifier, l'utilisation d'indices de liquidité telle qu'il a été fait dans notre étude est amené à se développer. Ainsi, avec notre nouvelle mesure, nous avons pu apporter de nouveaux éléments à la recherche concernant cette source importante d'incertitude.

Quelques limites à notre recherche méritent quand même d'être mentionnées. Tout d'abord, concernant notre nouvelle mesure Rliq qui est composée on le rappelle, des mesures Amihud, Risque Amihud, IRC, Risque IRC et Roll, on ne peut pas se permettre d'affirmer qu'il s'agit de la meilleure mesure du risque de liquidité à utiliser pour les obligations. En effet, comme on l'a mentionné précédemment, des résultats quelque peu différents ont pu être trouvés dans d'autres études ayant appliqué la même méthodologie. Cependant, il faut soulever que dans notre cas, on s'est limité aux obligations BBB, ne possédant pas d'options et sur un échantillon différent. Tous ces éléments peuvent expliquer pourquoi un indice différent a été trouvé. Il faudrait possiblement tester ces différents indices sur le même échantillon et déterminer lequel est le plus efficace. Mais notons que notre indice regroupe toutes les mesures composant les indices de Dick-Nielsen *et al.* (2012) et Dionne et Maalaoui Chun (2013), ce qui indique fortement que ces mesures seraient les plus pertinentes pour mesure le risque de liquidité dans les primes des obligations.

Une autre limite qui mérite d'être mentionnée est l'utilisation d'un modèle de régression de changement de régimes Markovien. En effet, on s'est limité à un modèle comportant deux régimes mais l'utilisation d'un modèle comportant plus de régimes aurait pu nous apporter d'autres éléments. Il existe effectivement d'autres modèles de détection de régimes donnant cette option et il est important de noter que le modèle Markovien permet également de choisir plus de deux régimes à détecter.

Par ailleurs, il est important de mentionner que le modèle Markovien n'est pas prédictif. Ainsi, on a pu identifier nos deux régimes de liquidité, mais il aurait été plus utile pour les institutions de pouvoir prédire dans quel régime elles allaient se trouver afin de mieux calculer le capital à mettre de côté pour se protéger du risque de liquidité. On voit donc là une amélioration intéressante à apporter à notre recherche.

Quelques éléments d'extension de recherche seraient de pouvoir comparer l'efficacité entre plusieurs indices du risque de liquidité sur le même échantillon. On pourrait également développer la recherche de mesures de ce risque sur d'autres types d'obligations ou de produits du marché des titres à revenus fixes tels que les produits dérivés. Finalement, il serait intéressant de comparer le risque de liquidité dépendamment du type d'obligations, par exemple les obligations de première qualité versus les obligations spéculatives ou encore les obligations par industrie. Cela aiderait à mettre en évidence les obligations qui sont le plus vouées à être touchées par ce risque.

Annexe A.

Reproduction du tableau 1 dans Dick-Nielsen *et al.* (2012)

<i>Panel A: Principal component loadings, pre-subprime (2005:Q1–2007:Q1)</i>								
	1PC	2PC	3PC	4PC	5PC	6PC	7PC	8PC
Amihud	0.45	0.05	–0.12	–0.05	0.44	0.70	–0.12	0.28
Roll	0.26	0.33	0.08	–0.86	–0.27	–0.06	0.06	0.02
Firm zero	–0.04	0.64	–0.02	0.39	–0.56	0.36	0.07	0.02
Bond zero	–0.00	0.67	–0.10	0.10	0.56	–0.45	0.05	0.11
Turnover	–0.02	0.07	0.98	0.07	0.15	0.08	0.01	0.03
IRC	0.52	0.06	0.03	0.15	0.00	–0.10	–0.39	–0.73
Amihud risk	0.47	–0.11	0.01	0.16	–0.01	–0.09	0.85	–0.09
IRC risk	0.49	–0.12	0.06	0.21	–0.29	–0.40	–0.31	0.60
Cum. % explained	39%	59%	72%	81%	89%	94%	99%	100%
<i>Panel B: Principal component loadings, post-subprime (2007:Q2–2009:Q2)</i>								
	1PC	2PC	3PC	4PC	5PC	6PC	7PC	8PC
Amihud	0.46	0.04	–0.10	–0.10	–0.07	0.73	0.43	0.21
Roll	0.06	0.47	0.35	–0.78	0.10	–0.02	–0.17	0.02
Firm zero	–0.11	0.59	–0.28	0.33	0.62	0.20	–0.17	0.00
Bond zero	–0.12	0.64	–0.07	0.21	–0.67	–0.16	0.21	0.12
Turnover	–0.14	0.05	0.88	0.39	0.08	0.20	0.12	0.01
IRC	0.52	0.15	0.06	0.09	0.09	–0.26	0.28	–0.73
Amihud risk	0.46	0.03	0.07	0.21	–0.30	0.19	–0.78	–0.04
IRC risk	0.51	0.02	0.09	0.13	0.23	–0.51	0.10	0.63
Cum. % explained	39%	58%	71%	81%	88%	94%	99%	100%

Tableau 7 : Résultats de l'analyse en composante principale dans Dick-Nielsen et al. (2012)

Annexe B.

Reproduction du tableau 5 dans Dionne et Maalaoui Chun (2013)

TABLE 5

Principal component analysis of the liquidity variables

Panel A: Eigenvalues of the eight principal components

PCs	Eigenvalue	Difference	Proportion	Cum. % explained
1PC	3.3470	1.4709	0.4184	0.4184
2PC	1.8761	0.8845	0.2345	0.6529
3PC	0.9916	0.0602	0.1239	0.7768
4PC	0.9314	0.4887	0.1164	0.8933
5PC	0.4427	0.1855	0.0553	0.9486
6PC	0.2572	0.1421	0.0321	0.9807
7PC	0.1151	0.0762	0.0144	0.9951
8PC	0.0390	—	0.0049	1.0000

Panel B: Eigenvectors of the eight principal components

	1PC	2PC	3PC	4PC	5PC	6PC	7PC	8PC
Amihud	0.1623	0.6102	0.2803	−0.0839	−0.1056	−0.683	0.1785	0.0786
IRC	0.5037	−0.1887	0.1357	0.1064	0.1837	0.0047	0.4456	−0.6698
Amihud Risk	0.1791	0.5701	0.376	−0.1321	0.1392	0.6735	−0.1054	0.002
IRC Risk	0.5105	−0.201	−0.0016	0.1075	0.0513	0.1034	0.3825	0.7265
Roll	0.3725	−0.3161	0.5047	0.1502	−0.222	−0.1388	−0.6446	0.0046
Turnover	−0.1031	0.2389	−0.0557	0.9534	−0.118	0.072	0.0268	−0.0187
Zero Bond	−0.3671	−0.171	0.4806	0.1344	0.7389	−0.1437	0.0568	0.1303
Zero Firm	−0.3783	−0.2011	0.5223	−0.0544	−0.5691	0.1549	0.439	0.0064

Tableau 8 : Résultats de l'analyse en composante principale dans Dionne et Maalaoui Chun (2013)

Références

- Acharya, Viral, Yakov Amihud et Sreedhar Bharath (2013). « Liquidity risk of corporate bond returns: conditional approach », *Journal of Financial Economics*, vol. 110, no 2, p. 358-386.
- Acharya, Viral et Lasse Pedersen (2005). « Asset pricing with liquidity risk », *Journal of Financial Economics*, vol. 77, no 2, p. 375-410.
- Allen, Linda et Anthony Saunders (2010). *Credit Risk - Measurement In and Out of the Financial Crisis*, Hoboken, NJ, Wiley, 380 p.
- Amihud, Yakov (2002). « Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects », *Journal of Financial Markets*, vol. 5, no 1, p. 31-56.
- Bai, Jennie et Pierre Collin-Dufresne (2013). *The CDS-Bond Basis*[document de recherche], Georgetown University, 51 p.
- Bao, Jack, J. U. N. Pan et Jiang Wang (2011). « The Illiquidity of Corporate Bonds », *Journal of Finance*, vol. 66, no 3, p. 911-946.
- Chen, Long, David A. Lesmond et Jason Wei (2007). « Corporate Yield Spreads and Bond Liquidity », *Journal of Finance*, vol. 62, no 1, p. 119-149.
- Delianedis, Gordon et Robert Geske (2001). *The Components of Corporate Credit Spreads: Default, Recovery, Taxes, Jumps, Liquidity, and Market Factors*[document de recherche], UCLA, 41 p.
- Dick-Nielsen, Jens (2014). *How to Clean Enhanced TRACE Data*[document de recherche], Copenhagen Business School, 25 p.
- Dick-Nielsen, Jens (2009). « Liquidity Biases in TRACE », *Journal of Fixed Income*, vol. 19, no 2, p. 43-55.
- Dick-Nielsen, Jens, Peter Feldhütter et David Lando (2012). « Corporate bond liquidity before and after the onset of the subprime crisis », *Journal of Financial Economics*, vol. 103, no 3, p. 471-492.
- Dionne, Georges et Olfa Maalaoui Chun (2013). « Default and Liquidity Regimes in the Bond Market During the 2002-2012 Period », *Canadian Journal of Economics*, vol. 46, no 4, p. 1160-1195.

- Dionne, Georges, Pascal François et Olfa Maalaoui Chun (2014). « Credit spread changes within switching regimes », *Journal of Banking & Finance*, vol. 49, p. 41-55.
- Elton, Edwin J., Martin J. Gruber, Deepak Agrawal et Christopher Mann (2001). « Explaining the Rate Spread on Corporate Bonds », *Journal of Finance*, vol. 56, no 1, p. 247-277.
- Eom, Young Ho, Jean Helwege et Jing-Zhi Huang (2004). « Structural Models of Corporate Bond Pricing: An Empirical Analysis », *Review of Financial Studies*, vol. 17, no 2, p. 499-544.
- Ericsson, J. A. N. et Olivier Renault (2006). « Liquidity and Credit Risk », *Journal of Finance*, vol. 61, no 5, p. 2219-2250.
- Feldhütter, Peter (2012). « The Same Bond at Different Prices: Identifying Search Frictions and Selling Pressures », *Review of Financial Studies*, vol. 25, no 4, p. 1155-1206.
- Fisher, Lawrence (1959). « Determinants of risk premiums on corporate bonds », *Journal of Political Economy*, vol. 67, no 3, p. 217-237.
- Friewald, Nils, Rainer Jankowitsch et Marti G. Subrahmanyam (2012). « Illiquidity or credit deterioration: A study of liquidity in the US corporate bond market during financial crises », *Journal of Financial Economics*, vol. 105, no 1, p. 18-36.
- Gauthier, Céline et Hajime Tomura (2011). *Understanding and Measuring Liquidity Risk : A Selection of Recent Research*, Bank of Canada Review, 9 p.
- Gomes, Tamara et Natasha Khan (2011). *Strengthening Bank Management of Liquidity Risk : The Basel III Liquidity Standards*, Bank of Canada- Financial System Review, 8 p.
- Goyenko, Ruslan Y., Craig W. Holden et Charles A. Trzcinka (2009). « Do liquidity measures measure liquidity? », *Journal of Financial Economics*, vol. 92, no 2, p. 153-181.
- Hamilton, James D. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton University Press, 816 p.
- Han, Song et Hao Zhou (2008). *Effects of Liquidity on the Nondefault Component of Corporate Yield Spreads: Evidence from Intraday Transactions Data*[document de recherche], Tsinghua University, 55 p.
- Helwege, Jean, Jing-Zhi Huang et Yuan Wang (2014). « Liquidity effects in corporate bond spreads », *Journal of Banking & Finance*, vol. 45, p. 105-116.

- Huang, Jing-Zhi et Ming Huang (2012). « How Much of Corporate-Treasury Yield Spread is Due to Credit Risk? », *Review of Asset Pricing Studies*, vol. 2, no 2, p. 153-202.
- Jankowitsch, Rainer, Amrut Nashikkar et Marti G. Subrahmanyam (2011). « Price dispersion in OTC markets: A new measure of liquidity », *Journal of Banking & Finance*, vol. 35, no 2, p. 343-357.
- Lin, Hai, Junbo Wang et Chunchi Wu (2011). « Liquidity risk and expected corporate bond returns », *Journal of Financial Economics*, vol. 99, no 3, p. 628-650.
- Longstaff, Francis A., Sanjay Mithal et Eric Neis (2005). « Corporate Yield Spreads: Default Risk or Liquidity? New Evidence from the Credit Default Swap Market », *The Journal of Finance*, vol. 60, no 5, p. 2213-2253.
- Loon, Yee Cheng et Zhaodong Ken Zhong (2014). « The impact of central clearing on counterparty risk, liquidity, and trading: Evidence from the credit default swap market », *Journal of Financial Economics*, vol. 112, no 1, p. 91-115.
- Lou, Xiaoxia et Tao Shu (2014). *Price Impact or Trading Volume: Why is the Amihud (2002) Illiquidity Measure Priced?*[document de recherche], University of Delaware, 52 p.
- Mahanti, Sriketan, Amrut Nashikkar, Marti Subrahmanyam, George Chacko et Gaurav Mallik (2008). « Latent liquidity: A new measure of liquidity, with an application to corporate bonds », *Journal of Financial Economics*, vol. 88, no 2, p. 272-298.
- Merton, Robert C. (1974). « On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates », *The Journal of Finance*, vol. 29, no 2, p. 449-470.
- Nashikkar, Amrut, Marti G. Subrahmanyam et Sriketan Mahanti (2011). « Liquidity and Arbitrage in the Market for Credit Risk », *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 46, no 03, p. 627-656.
- Roll, Richard (1984). « A Simple Implicit Measure of the Effective Bid-Ask Spread in an Efficient Market », *Journal of Finance*, vol. 39, no 4, p. 1127-1139.