

**HEC MONTRÉAL**

**ANALYSE FACTORIELLE DES EFFETS DE LIQUIDITÉ SUR  
LE MARCHÉ DES ACTIONS**

par  
**Ekpo Hermann Isaie Beugre**

**Sciences de la gestion  
(Option Économie financière appliquée)**

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

Avril 2021  
© Hermann Beugre, 2021



## TABLE DES MATIÈRES

Table des tableaux.....	5
Table des illustrations.....	7
définitions .....	8
Résumé .....	10
Introduction.....	12
I. Enjeux et problématique .....	15
II. Revue de littérature.....	21
III. Données.....	38
IV. Construction des facteurs .....	45
V. Méthodologie .....	52
1. Présentation des modèles économétriques analysés .....	52
2. Description des tests et des critères de décision. ....	57
VI. Tests économétriques.....	61
1. Les modèles candidats et panels de données .....	61
2. Présentation des mesures de liquidité et relation avec les cinq (5) facteurs de Fama-French.....	63
3. Analyse en Composantes Principales – Procédure et résultats .....	64
4. Présentation des facteurs de liquidité .....	66
5. Résultats des tests économétriques .....	69
VII. synthèse de l'étude .....	74
Conclusion .....	76
Bibliographie .....	78



## TABLE DES TABLEAUX

Tableau 1 - Statistiques descriptives sur les actions en circulation et le volume de transactions .....	39
Tableau 2 - Répartition des facteurs dans les modèles candidats .....	55
Tableau 3 - Régression Facteur Mkt et mesures de liquidité .....	63
Tableau 4 - Régression Facteur SMB et mesures de liquidité .....	64
Tableau 5 - Régression Facteur HML et mesures de liquidité .....	64
Tableau 6 - Régression Facteur RMW et mesures de liquidité .....	64
Tableau 7 - Régression Facteur CMA et mesures de liquidité .....	64
Tableau 8 - Pondération des mesures initiales au niveau des composantes principales.....	66
Tableau 9 - Régression Facteur Mkt et composantes principales .....	68
Tableau 10 - Régression Facteur SMB et composantes principales .....	68
Tableau 11 - Régression Facteur HML et composantes principales .....	68
Tableau 12 - Régression Facteur RMW et composantes principales .....	68
Tableau 13 - Régression Facteur CMA et composantes principales .....	69
Tableau 14 - Resultats CAM.....	70
Tableau 15 - Resultats PCAM .....	71
Tableau 16 - Resultats AIC .....	73
Tableau 17 - Resultats Delta_AIC .....	73



## TABLE DES ILLUSTRATIONS

Figure 1 - La frontière efficiente .....	23
Figure 2 - Relation microstructure & liquidité (source (Muranaga & Shimizu 1999) .....	32
Figure 3 - Seuil Panel 1 à 5.....	40
Figure 4 - Seuil Panel 1 à 4.....	40
Figure 5 - Série moyenne mensuelle du taux sans risque sur la période d'analyse .....	41
Figure 6 - Série moyenne mensuelle de la prime de marché sur la période d'analyse .....	42
Figure 7 - Série moyenne mensuelle du facteur SMB sur la période d'analyse.....	42
Figure 8 - Série moyenne mensuelle du facteur HML sur la période d'analyse .....	43
Figure 9 - Série moyenne mensuelle du facteur RMW sur la période d'analyse.....	43
Figure 10 - Série moyenne mensuelle du facteur CMA sur la période d'analyse .....	44

## DÉFINITIONS

Asset Pricing	Asset Pricing est un anglicisme désignant la valorisation d'actif.
Arbitrage Pricing Theory (APT)	Concept théorique de la valorisation d'actifs qui stipule que le prix d'un actif financier peut être modélisé à partir de sa relation à plusieurs facteurs de risque.
Constante Absolue Moyenne	La Constante Absolue Moyenne est une mesure permettant d'estimer l'alpha moyen (en valeur absolue) d'un modèle d'asset pricing. Campbell et Vuolteenaho (2004)
Capital Asset Pricing Model (CAPM)	Le CAPM est un modèle permettant d'estimer le rendement espéré d'un actif. Le modèle met en relation le rendement de l'actif et son risque représenté par sa sensibilité avec le rendement du portefeuille de marché.
Critère d'Information d'Akaiké (AIC)	Le Critère d'Information d'Akaiké, ou Akaike Information Criterion (AIC) en anglais est une mesure basée sur la théorie de l'information et qui offre un compromis entre la qualité de l'ajustement d'un modèle et sa complexité. En pratique, étant donné que le rajout de variables explicatives à un modèle augmente mécaniquement sa vraisemblance, l'AIC permet de pénaliser les modèles en fonction du nombre de variables. La formule de l'AIC est la suivante :

$$AIC = 2k - 2\ln(L)$$

Avec

$\ln()$  est la fonction logarithme népérien

$k$  est le nombre de paramètres à estimer du modèle

$L$  est le maximum de vraisemblance

Poids de la Constante Absolue Moyenne	Le Poids de la Constante Absolue Moyenne est un ratio permettant d'évaluer la proportion de la dynamique du prix d'un actif risqué qui n'est pas captée par un modèle de valorisation d'actif.
Portefeuille de marché	Le portefeuille de marché est un portefeuille d'actifs risqués composé de la somme pondérée de tous les actifs existant sur un marché donné.
Modèle candidat	Un modèle candidat est un des cinq (5) modèles mathématiques comparés entre eux dans le cadre de la présente étude. Ces modèles se composent de plusieurs variables explicatives (le rendement de l'action) et d'une variable expliquée. Les Modèles Candidats sont des représentations quantitatives censées reproduire la dynamique du rendement de l'action à partir des variables explicatives.

## RÉSUMÉ

Dans notre étude empirique, nous analysons la dynamique du prix des actions à partir de la relation entre la prime de risque (le rendement excédentaire par rapport aux taux sans risque) avec d'une part les facteurs de Fama-French et d'autres part des effets de liquidité construits à partir d'une analyse en composantes principales.

Les tests économétriques effectués ont démontré que les effets de liquidité permettent d'obtenir des modèles performants sur la base du critère d'information d'Akaike même s'ils sont de très mauvais modèles d'Asset Pricing dans la mesure où l'estimation de la constante de ces modèles est relativement élevée.



## INTRODUCTION

Les actifs financiers sont des contrats immatériels qui peuvent représenter un droit sur d'autres actifs ou un contrat entre deux ou plusieurs agents économiques. L'actif financier donne habituellement droit à une rémunération future censée compenser son détenteur pour le risque financier auquel il s'expose. La valorisation de ces actifs est un sujet largement débattu autant au niveau académique que parmi les professionnels des marchés financiers. C'est aussi un des sujets pour lesquels aucun consensus ne se dégage depuis des années.

Sur les marchés organisés, nombre de ces actifs sont transigés entre agents économiques et beaucoup d'informations publiques, transmises par les canaux classiques que sont la télévision, la radio, les journaux, internet, etc. circulent à propos du prix des actifs financiers. Leur volatilité impressionne et leur rendement donne envie lorsque l'économie tourne bien. Avec l'avènement des nouvelles technologies, tous les ménages ont théoriquement accès aux marchés financiers et peuvent donc participer à la formation du prix de ces actifs.

Cependant, il est aujourd'hui encore difficile de dire quels sont les facteurs qui déterminent la valeur des actifs financiers et quels sont les événements qui génèrent la dynamique observée au niveau de leur prix.

Plusieurs pistes ont été explorées durant des années pour améliorer la compréhension de la formation du prix des actifs financiers. Une d'entre elles est la relation risque rendement qui stipule que le risque d'un actif financier augmente le rendement exigé par les agents économiques pour le détenir. Ainsi, les actifs les plus risqués devraient avoir des prix plus bas relativement aux actifs les moins risqués toute chose étant égale par ailleurs. C'est cette relation qu'illustrent les modèles de **Fama French à 5**

**facteurs** (FF5F) et à **3 facteurs** (FF3F). Ces modèles factoriels, qui sont eux-mêmes des applications de l'Arbitrage Pricing Theory (APT) montrent clairement une relation significative entre les variations du rendement des actions (donc la dynamique du prix) et différents facteurs censés être des proxys pour le risque.

Ces modèles ont été profondément analysés et surtout discutés étant donné qu'ils sont construits à partir d'exploration statistique sans fondamentaux théoriques forts. D'autres types d'approches ont donc été préconisées pour comprendre la dynamique du prix des actifs financiers notamment celles inspirées de la théorie de la microstructure du marché et basées sur l'analyse de la liquidité et des données de transaction. C'est ainsi que d'autres modèles factoriels se sont développés avec des facteurs de liquidité comme variables explicatives plutôt que des facteurs tels que ceux développés dans les modèles de Fama French qui était une combinaison du facteur de marché introduit dans le modèle CAPM et de facteurs construits à partir de caractéristiques d'entreprises (Taille, Ratio Book-to-Market, Profitabilité, Investissement).

La liquidité d'un marché, tel que défini par Muranaga et Shimizu (1999), consiste dans le fait qu'un large volume de transaction puisse être exécuté immédiatement avec un effet minimal sur le prix de marché. Ainsi, plus un marché est liquide plus il existe une faible incertitude sur le prix d'exécution des transactions contrairement à un marché illiquide.

La présente étude que nous réalisons vise à apporter une contribution au débat sur la valorisation des actifs financiers en général et sur la dynamique du prix des actions en particulier. C'est ainsi que, tout au long du présent document, nous nous penchons sur la problématique suivante : « **Des effets de liquidité décrivent-ils mieux la dynamique de prix des actions comparativement aux facteurs Fama-French ?** ».

Afin d'apporter une réponse à cette interrogation, la présente étude se structure autour des huit (8) sections suivantes :

La section I traite des enjeux et de la problématique discutés dans cette étude. Ensuite, les section II et III explorent respectivement la littérature traitant du sujet et les données utilisées dans le cadre des analyses et tests économétriques. Au niveau de la section IV, nous présentons en détail comment les mesures de liquidité sont calculées. La méthodologie de l'étude est introduite à la section V et nous présentons les tests économétriques au niveau de la section VI. Nous terminons par la synthèse de l'étude à la section VII.

## I. ENJEUX ET PROBLÉMATIQUE

Une action est un titre de propriété sur une partie de l'actif d'une entreprise. C'est un actif risqué qui peut faire l'objet de transaction sur un marché organisé. Il peut exister plusieurs catégories d'actions donnant des privilèges et des droits différents. Le détenteur de l'action, appelé actionnaire, supporte le risque lié à l'activité de l'entreprise et naturellement demande une compensation pour cette exposition. La valeur de l'action augmente avec la performance économique de l'entreprise et les perspectives de l'industrie dans laquelle elle exerce.

L'action d'une entreprise devient donc un actif intéressant à posséder lorsqu'on anticipe de bonnes performances futures pour elle, s'exposant ainsi à une possibilité de hausse de prix qui représente pour l'actionnaire un gain financier. Cependant la détention d'actions représente aussi un risque dans la mesure où, en cas de mauvaises performances économiques de l'entreprise, les actions deviennent moins attrayantes et perdent de la valeur exposant son détenteur à une perte financière.

Les entreprises, pour des raisons stratégiques (financement de nouveaux investissements, restructuration financière...), offrent certaines de leurs actions à tout type d'investisseurs et d'épargnants sur le marché financier. Ces titres, une fois émis, vont être échangés librement entre les participants au marché. L'échange de titre financier fait intervenir de nombreux professionnels qui participent à dynamiser et à sécuriser les transactions effectuées.

Notre travail vise à aborder les trois (3) questions suivantes :

1. Comment déterminer la valeur de l'action de l'entreprise ?

Pour les investisseurs et les professionnels des marchés financiers, cette question est d'une importance capitale. Les grandes firmes d'investissements dépensent des sommes considérables dans leurs activités de recherche sur action afin de produire les recommandations les plus rigoureuses à leur clientèle. Ces activités de recherche sont menées par des analystes financiers qui épluchent les rapports d'entreprise, rencontrent leurs dirigeants et développent des modèles quantitatifs afin d'estimer la valeur probable de l'action. Bien évidemment, l'entreprise subissant de façon constante les aléas de l'économie et de son marché, sa valeur est difficile à inférer avec précision et son prix va fluctuer selon les informations sur l'état de l'économie et les anticipations de performance future.

Afin d'adopter une approche de valorisation consistante avec les observations historiques de la variation des prix sur le marché Fama et French (2015) propose un modèle économétrique assez performant, structuré autour de cinq (5) variables explicatives qui captent une grande partie de la dynamique empirique du prix des actions. Toutefois, une part significative de cette dynamique reste encore inexpliquée par le modèle, nourrissant toutes les critiques envers l'approche consistant à modéliser le rendement espéré de l'action à partir d'un modèle statistique plutôt qu'un modèle structurel. Plusieurs praticiens estiment que la réponse est ailleurs, et que la dynamique de prix observée sur les marchés est en grande partie imputable à la microstructure du marché et aux différents effets découlant de l'organisation des échanges de titres.

Cette opinion va attirer sur le marché financier certains agents économiques qui prétendent qu'une analyse approfondie des données sur la fluctuation du prix d'une action et sur la liquidité du marché permettrait de détecter des tendances et de faire du profit en anticipant les hausses et les baisses de prix. Ce sont les adeptes de l'analyse technique qui fondent leur opinion de la dynamique future du prix des actions en

analysant diverses données de transaction du marché en général et de titres individuels en particulier afin d'identifier des opportunités de profit.

Les méthodes de valorisation des actions vont donc différer selon l'approche et les convictions des acteurs du marché. Edwards et Magee (1948) discute déjà de l'analyse technique aux États-Unis dans les années 40 en présentant une large palette d'outils permettant d'inférer la valeur des actions sur le marché. L'essor de la science informatique, avec la création de machines disposant d'une grande vitesse de calcul, a même permis de développer les outils d'analyse technique au point où les transactions financières sont passées directement par des machines autonomes s'appuyant sur des algorithmes sophistiqués. Ces algorithmes s'appuient généralement sur l'information sur la liquidité du marché.

2. Quelle approche adopter afin d'inférer de façon satisfaisante le prix de l'action ?

Les marchés organisés permettent aujourd'hui d'obtenir des données sur les transactions financières en temps réel et à haute fréquence (aujourd'hui en microseconde). Les acteurs du marché ont donc développé de « super machines » permettant de faire tourner des algorithmes sophistiqués capables de lire ces données en temps réel et capables de réagir immédiatement en procédant aux transactions de façon automatisée.

Plusieurs acteurs cependant restent attachés à une approche plus conservatrice de valorisation se fondant sur la théorie économique et financière. Ces derniers procèdent globalement à une identification des risques macroéconomiques susceptibles d'influencer l'activité de l'entreprise et donc sa valorisation.

L'inférence du prix des actions devient encore plus difficile à réaliser avec la participation sur le marché d'acteurs peu informé ayant des comportements complètement en contradiction avec l'hypothèse de rationalité des agents économiques. C'est ce qui a pu par exemple être observé sur les « meme stocks » qui sont des actions sur lesquelles on a enregistré des variations disproportionnées de prix au début de l'année 2021 à la suite d'une mobilisation de petits porteurs d'actions (sensibilisés via des pages internet). Shiller (2019) évoquait déjà ce point en précisant que les biais comportementaux, motivés très souvent par l'interprétation naïve de certaines tendances populaires, de certains concepts et événements, impactent beaucoup plus qu'on ne le pense la formation des prix sur les marchés financiers.

Il n'y a donc à ce jour aucune unanimité sur les méthodes et pratiques de valorisation des actifs risqués en général et de l'action en particulier. Plusieurs méthodes vont donc subsister et bien sûr, ces méthodes utilisées par les différents intervenants auront un impact sur la dynamique globale du prix des actifs risqués. La rencontre de ces méthodes devrait alors transparaître dans les mouvements de prix.

L'approche optimal de trading devrait idéalement prendre en considération cet état de fait. Si l'analyse fondamentale et l'analyse technique sont les deux principales approches de prise de décision des agents économiques sur le marché financier, la dynamique du prix des actions devraient à la fois être sensible aux chocs affectant les variables d'intérêts des deux approches, des facteurs fondamentaux (données macroéconomiques, caractéristiques de l'entreprise) et des facteurs techniques (principalement des données de transaction et des données de liquidité).

3. Quel type de données financières contiennent le plus d'information sur la dynamique de prix des actions ?

De nombreuses sources de données sont disponibles aujourd'hui sur l'activité des entreprises, sur les transactions effectuées par les participants aux marchés et aussi sur les performances de l'économie en général. De plus, les agences gouvernementales de recherches économiques, les universités, les banques, les institutions de développement, etc., toutes ces entités produisent de l'information susceptible d'être utilisée pour analyser le prix des actions.

Mais face à la remise en cause de la rationalité des agents économiques et face aux différentes méthodes computationnelles introduites aujourd'hui, il y a lieu de se demander alors quel type de données choisir, quel type de données fournit le plus d'information sur le prix de l'action.

Afin de répondre à ces trois (3) questions, nous procéderons à une analyse de données dans laquelle nous nous concentrons principalement sur la performance de modèles candidats à capter la dynamique de prix de l'action. Afin de rester cohérent avec les deux approches dominantes de prise de décision des agents investisseurs, nous confrontons les facteurs de Fama-French et des facteurs de liquidité.

Cette approche d'analyse n'est en aucun cas un test d'Asset Pricing dans la mesure où l'objectif final, et donc les métriques utilisées visent à évaluer le contenu informationnel de chaque modèle plutôt que leur capacité à inférer de façon précise le prix de l'action.

C'est donc une étude économétrique ayant pour problématique la question suivante :  
**« Des effets de liquidité décrivent-ils mieux la dynamique de prix des actions comparativement aux facteurs Fama-French ? ».**

Pour répondre à la problématique, nous posons une hypothèse principale :

**Les facteurs de liquidité décrivent mieux la dynamique du prix des actions comparativement aux facteurs de Fama-French.**

Cette hypothèse est très importante et renforce l'approche adoptée pour répondre à la problématique.

Nous pouvons bien sûr supposer qu'il existe des acteurs mieux informés soit du fait de leur relation directe avec l'entreprise émettrice d'une action (par exemple les dirigeants ou les actionnaires historiques), du fait de l'expérience qu'ils ont dans la compréhension de l'activité dans laquelle l'entreprise intervient, du fait de leur capacité à déployer de gros moyens financiers pour acquérir de l'information privée, ou pour toute autre raison. Supposer l'hétérogénéité des agents sur le marché motive la confrontation de deux concepts théoriques : la théorie moderne du portefeuille et la microstructure du marché. En effet, même si la théorie moderne du portefeuille reste l'approche académique de référence, la pratique financière aujourd'hui démontre que de plus en plus d'acteurs adoptent des comportements renforçant le point de vue des adeptes de la théorie de la microstructure des marchés.

Toutefois nous ne nous inscrivons pas dans une justification ou une comparaison hiérarchique des deux concepts théoriques. Nous les confrontons en espérant que de cette confrontation émerge une meilleure compréhension de l'attitude des agents économiques sur les marchés organisés.

Ces concepts théoriques seront développés dans la section suivante, ce qui permettra de mieux situer le cadre de l'étude.

## II. REVUE DE LITTÉRATURE

Le marché des capitaux est, pour la plupart des agents à capacité de financement, un moyen d'améliorer le rendement de leur encaisse. Ce faisant, ils possèdent directement ou indirectement (via des fonds par exemple) des parts dans des compagnies cotées en bourse sans avoir d'autres sources d'informations sur leurs opérations et leurs risques que l'information publique qui circule et qui leur permet d'inférer la valeur des actifs financiers qu'ils possèdent. L'existence d'un marché de capitaux dynamique permet aux entreprises d'avoir des sources de financement additionnelles pour engager des projets que les financements bancaires ou obligataires seuls ne seraient pas en mesure d'absorber. Il est donc impératif dans une économie qui se veut performante de développer un marché de capitaux dynamique.

Dans l'effort de développement du marché des titres, la question de la valorisation des actifs transigés arrive très vite. Quels sont les déterminants du rendement des titres ? Le monde de la recherche en finance a apporté le premier éclaircissement sur la question.

La théorie du marché des capitaux, développé simultanément par William Sharpe et John Lintner en 1964, introduit le concept de droite de marché des capitaux. Cette droite est une représentation mathématique de la rentabilité espérée la plus élevée qu'il est possible d'obtenir en investissant dans un actif risqué (ou un portefeuille d'actifs risqués) pour un niveau de risque donné. Partant des travaux de Markowitz (1952) sur la théorie moderne du portefeuille, l'article de Sharpe (1964) propose cette approche mathématique permettant de lier la rentabilité espérée d'une action à son niveau de risque (matérialisé dans ce cas par la covariance entre le rendement de l'action et le rendement du portefeuille de marché). Le portefeuille de marché est un concept théorique représentant un portefeuille d'actifs risqués composé de la somme

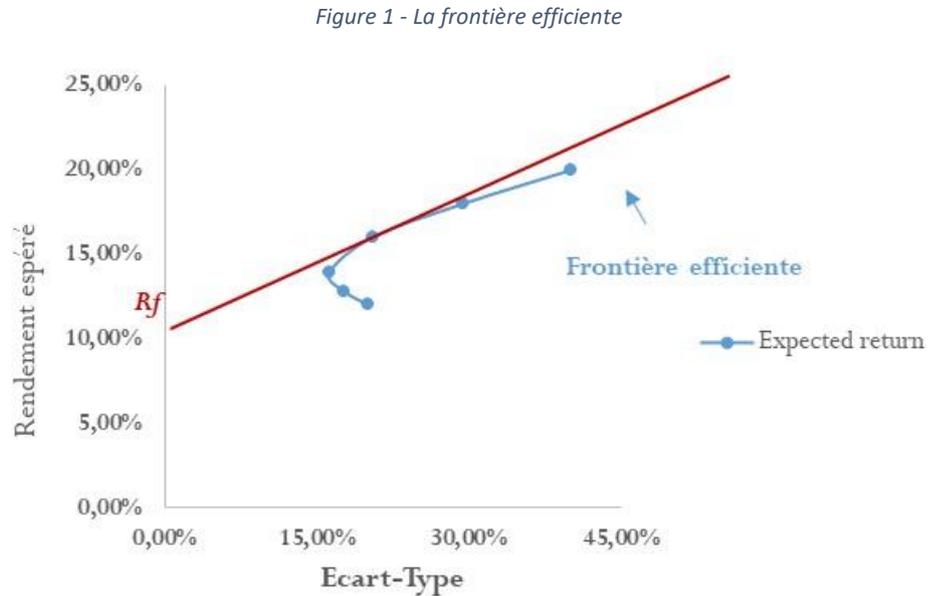
pondérée de tous les actifs existant sur un marché donné. Les pondérations de chaque actif dans le portefeuille sont basées sur le poids représentatif de cet actif sur le marché. Dans la plupart des études empiriques en finance, les indices boursiers sont utilisés pour représenter le portefeuille de marché même si ce choix est largement discutable. Le rendement du portefeuille du marché peut être vu comme la performance globale de l'économie en général et du marché financier en particulier.

Géométriquement, la droite de marché des capitaux représente la droite tangente à la frontière efficiente<sup>1</sup> et qui coupe l'axe horizontal au niveau du point  $R_f$  représentant le taux sans risque.

---

<sup>1</sup> La frontière efficiente est un concept qui permet de représenter graphiquement la relation risque/rendement des actifs risqués. Pour chaque niveau de rendement donné, on peut trouver un portefeuille d'actifs risqués qui minimise le risque. Ainsi, ce portefeuille est le portefeuille d'investissement optimal pour ce niveau de rendement espéré. L'ensemble des portefeuilles optimaux, identifiés sur cette base permettent de construire le graphique de la frontière efficiente.

Ci-dessous une illustration de la droite de marché des capitaux.



Cette approche de détermination du rendement conduit à la formulation suivante représentant la relation mathématique, linéaire, entre le risque et le rendement.

$$E(R) = Rf + \beta_{actif} * (E(R_M) - Rf)$$

où

$$\beta_{actif} = \frac{covariance(R_M, R)}{variance(R_M)}$$

Avec

$E()$  est l'opérateur de l'espérance mathématique

$Rf$  est le taux sans risque

$\beta_{actif}$  est le bêta de l'actif

$R_M$  est le rendement du portefeuille de marché

$R$  est le rendement de l'actif

On voit donc que le rendement espéré de l'actif varie avec l'espérance du rendement du portefeuille de marché, ce qui en quelque sorte attribue entièrement les variations du rendement espéré de l'action aux variations du portefeuille de marché.

Le modèle du CAPM, bien que très réducteur, a été une innovation majeure dans la compréhension et dans l'interprétation du rendement des actifs financiers. Il permet en tout cas d'illustrer de façon pratique et objective la relation risque rendement même si la simplicité et la non-faisabilité de la plupart des hypothèses sous-jacentes au modèle restent questionnables.

Au fil du temps, le modèle du CAPM a connu plusieurs versions étendues afin d'améliorer ses performances économétriques et sa capacité à expliquer les observations empiriques de la dynamique du prix des actions négociées sur les marchés organisés. Les versions étendues ont principalement consisté en l'ajout de facteurs de risque supplémentaires afin de capter d'autres déterminants du prix des actifs.

C'est tout le concept développé dans le modèle d'évaluation par arbitrage basé sur le fait que le rendement d'un actif risqué peut être prédit à partir de la relation entre le rendement espéré de l'actif en question et plusieurs variables macroéconomiques qui permettent de mieux capter le risque systématique. Ce modèle a été développé par Ross (1976) afin de trouver une alternative efficace au CAPM. Ce modèle relâche en partie l'hypothèse selon laquelle les marchés sont complètement efficients, ce qui est une hypothèse sous-jacente au CAPM.

Toujours dans l'optique de trouver des alternatives pertinentes au CAPM, une autre des versions étendues à succès reste le modèle à trois (3) facteurs de Fama & French (FF3F) introduit dans l'article Fama et French (1993).

Le modèle FF3F est motivé par le fait que plusieurs analyses empiriques en coupe transversale ont montré que la relation entre le bêta du portefeuille de marché (la sensibilité au risque de marché) et le rendement des actions étaient beaucoup plus plate que ce que prévoit le modèle du CAPM. Plusieurs anomalies restaient donc inexpliquées par le facteur de marché, particulièrement le rendement élevé des firmes à petites capitalisations et des firmes à ratio book-to-market élevé. Le modèle à 3 facteurs de Fama & French rajoute donc un facteur lié à la taille de l'entreprise et un autre lié au ratio Book-to-Market afin de tester si l'inclusion de ces variables améliore les performances statistiques de ce modèle. Les facteurs sont construits à partir de portefeuille zéro investissement (long-short). Ainsi, le facteur taille consiste en un portefeuille long (position acheteur) dans des actions d'entreprises à faible capitalisation et court (position vendeur) dans des actions d'entreprises à grande capitalisation. La logique ici voudrait que, l'investisseur considérant les entreprises à faible capitalisation comme plus risquées que les entreprises à grande capitalisation, il exige une prime de risque supplémentaire afin de détenir leurs actions. Le même principe a permis de construire le facteur « value » à partir de la caractéristique book-to-market. Ici, l'investisseur considère les entreprises ayant un ratio élevé comme plus risqué. C'est deux (2) facteurs sembleraient capter des effets de détresse financière selon Fama et French. Il semblerait aussi que le facteur « value » capte dans une moindre mesure des effets supplémentaires liés à la rentabilité de l'entreprise Fama et French (1993). En effet, les entreprises à ratio book-to-market élevé ont relativement de faible rendement opérationnel comparativement aux firmes avec une ratio book-to-market élevé.

Les tests économétriques sur ce modèle performant mieux que les tests sur le CAPM dans l'explication des variations de prix des actions. Cependant, l'analyse du modèle factoriel FF3F autant au niveau de sa spécification qu'au niveau de la signification économique des facteurs découverts et de la relation observée a conduit à l'apparition de nombreuses études proposant plusieurs autres facteurs aussi différents dans leur conception que dans les approches utilisées.

Daniel et Titman (1997) ont travaillé sur les résultats de Fama et French (1993) et ont montré que la covariation forte des actions avec un ratio Book-to-Market élevé n'était pas due à leur exposition à un facteur (systématique) de détresse financière. Il stipule plutôt que la relation observée dans les données est due au fait que les actions avec la même sensibilité au facteur « value » pourraient avoir tendance à rencontrer des difficultés financières au même moment, généralement en période de récession. De plus, il semblerait selon la même étude que ce sont les changements dans les caractéristiques de la firme qui justifient son rendement boursier plutôt que sa sensibilité à un facteur de risque systématique.

D'autres auteurs affirment que, les facteurs identifiés par Fama et French, contiennent bien de l'information sur les anticipations de la croissance économique future donc sur du risque systématique. Vassalou (2003) montre qu'un modèle qui capte l'effet de nouvelles informations sur la croissance économique future performe aussi bien que le modèle à trois facteurs de Fama & French et que les facteurs du modèle FF3F sont liés à ces effets.

Campbell et Vuolteenaho (2004) ont analysé la sensibilité du rendement de l'action à travers une version modifiée du CAPM en introduisant les concepts de « good » et « bad » bêta. Pour y arriver, le portefeuille de marché a été divisé en deux (2) composantes. Une première composante représentait l'information sur les cash-flows futurs en général et une deuxième composante représentant l'information sur le taux

d'intérêt. Il démontre que les portefeuilles construits à partir d'actions avec un ratio Book-to-Market élevé et les portefeuilles construits à partir d'actions d'entreprises à faible capitalisation ont tendance à être significativement sensible à la composante cash-flows du modèle qui, se basant sur le modèle intertemporel d'évaluation des actifs financiers (Merton, 1973 #36), devrait avoir un coût du risque relativement plus élevé que la composante taux d'intérêt.

Une autre approche proposée a consisté à développer un modèle multifactoriel de la volatilité du rendement de l'actif. He *et al.* (2015) trouve que les variances conditionnelles des facteurs taille et « value » permettrait de dégager une prime de risque de volatilité. Ce travail, motivé par les évidences empiriques que les facteurs taille et « value » représentaient des proxies liés aux performances économiques futures (Vassalou, 2003 #15) apporte une innovation dans la spécification de la relation entre la dynamique de prix et la variation des proxies de risques systématiques du modèle FF3F.

Ces différentes études présentées plus haut démontrent en tout cas que la pertinence des modèles à facteurs de Fama et French reste discutable et le fait que ces facteurs aient été introduits dans le paradigme de la valorisation d'actifs à partir d'une approche statistique au lieu d'une approche théorique reste la plus grande de leur faiblesse.

Au-delà de la spécification du modèle, il y a le fait que même si les facteurs taille et « value » viennent corriger les manquements du CAPM sur la justification de certaines anomalies, il en reste encore que ce modèle n'arrive pas à justifier. Hou *et al.* (2015) se penche sur cette problématique en proposant un modèle (le modèle q) inspiré par la théorie de l'investissement composé de quatre (4) facteurs (i) le facteur de marché (ii) le facteur taille (iii) un facteur investissement et (iv) un facteur profitabilité. Ce modèle s'avère être un axe d'amélioration intéressant pour le FF3F dans la mesure où

deux (2) nouveaux facteurs, qui n'ont en apparence aucun lien particulier avec les facteurs taille et « value » sont introduit dans la discussion. Ce modèle performe beaucoup mieux que le modèle FF3F dans la justification de certaines anomalies qui représentaient en fait les rendements de titres significativement sensibles aux nouveaux facteurs introduits.

Une extension du modèle FF3F a donc été proposée dans Fama et French (2015). Deux (2) nouveaux facteurs ont été rajoutés, un facteur lié aux rendements opérationnels (facteur profitabilité) et un autre aux flux d'investissement de l'entreprise (facteur investissement). Ce modèle à 5 facteurs permettait en effet de capter certains effets non pris en compte par le modèle à 3 facteurs (comme l'avait déjà montré le modèle  $q$  de Hou *et al.* (2015)) et l'impact du ratio Book-to-Market devenait assez faible avec l'inclusion des deux (2) nouveaux facteurs, ce qui ferait penser à une variable redondante du modèle. Il faut noter toutefois que, la relation observée reste tout comme celle déjà analysée avec le modèle FF3F, une relation statistique à laquelle il est difficile de raccorder des fondamentaux théoriques concrets.

En se penchant spécifiquement sur différentes anomalies restées inexplicées par le modèle FF3F Fama et French (2016) permet de démontrer que l'inclusion des facteurs profitabilité et investissement permet de capturer les anomalies suivantes : (i) le rendement élevé d'entreprise avec une faible sensibilité au portefeuille de marché (faible market bêta) (ii) le rendement élevé des firmes qui effectuent des rachats d'action et (iii) le rendement élevé de firmes avec une faible volatilité du rendement.

Les analyses factorielles du rendement de l'action sont des approches simplifiées, mais qui apportent beaucoup dans la compréhension de différents mouvements observés sur les actifs boursiers. Fama et French (2018) continue donc le travail amorcé avec

les modèles FF3F et FF5F en essayant de les améliorer (autant par l'inclusion de facteurs, par une revue des méthodes de construction des facteurs, mais aussi par l'identification de meilleurs outils de comparaison statistique) étant donné qu'il y a toujours des anomalies pour lesquelles on n'a toujours pas de justificatifs. Cela prouve que la discussion sur le sujet n'est pas close et qu'il y a encore des efforts à faire pour améliorer la pratique de l'analyse factorielle du rendement.

La théorie moderne du portefeuille et la théorie de la microstructure du marché ont subsisté parallèlement dans l'explication et le développement de modèles visant à expliquer la prime de risque sur les actions. Nous avons souhaité, au travers de notre étude, démontrer qu'il serait judicieux de capter la dynamique du prix des actions en s'appuyant sur les deux concepts. Une manière de les réconcilier a été pour nous d'utiliser des facteurs de liquidité dans un modèle économétrique en même temps qu'un proxy du risque de marché. Cette tentative de rapprochement n'est pas la première, et nos travaux n'ont pas pour but de discuter les avantages théoriques d'un tel rapprochement. Cependant, nous souhaitons étudier les différentes approches utilisées pour faire cohabiter les deux concepts, et tester empiriquement comment modéliser efficacement la dynamique du prix de l'action.

Un des constats phares autour duquel gravite la théorie de la microstructure du marché est le fait que la répartition de l'information sur la valeur réelle de l'entreprise n'est pas symétrique entre les agents présents sur le marché. Il existe des acteurs qui pour diverses raisons possèdent de l'information privilégiée ou privée qui leur donne un avantage dans leur capacité à inférer la valeur future de l'entreprise à un moment donné. L'asymétrie d'information peut devenir un problème important pour le fonctionnement d'un marché. Elle donne un avantage concurrentiel à une catégorie d'agent et incite les agents désavantagés à ne pas participer aux échanges sur le marché. Ce faisant, elle peut conduire à réduire de façon importante la liquidité d'un marché et freiner son développement.

Le marché boursier est organisé pour minimiser le plus possible ce genre de problème, mais on peut supposer qu'il reste toujours de l'asymétrie d'information résiduelle et ce malgré tout l'encadrement qui existe. Alors quel est l'impact de cette situation dans la dynamique de prix des actions ?

Bagehot (1971) décrit un marché d'action animé par un agent (un animateur de marché ou market maker) qui s'assure que les offres des investisseurs trouvent à chaque moment une contrepartie. Certains des investisseurs qui placent des offres sur ce marché sont susceptibles de posséder de l'information privée sur la valeur résiduelle des actifs de l'entreprise, ce qui leur donne un avantage concurrentiel. Cet agent transige sans savoir la nature de la contrepartie pour chaque transaction. On peut constater que l'animateur de marché perd de l'argent à chaque fois qu'il transige avec des investisseurs informés. Techniquement, on suppose que cet agent n'est pas le seul à offrir le service de liquidité, il opère dans un environnement compétitif et son profit est nul. L'objectif de cet agent est donc de fixer le prix de marché de telle sorte que sa perte potentielle liée aux transactions informées égalise son gain potentiel lié aux transactions non informées.

Le flux des ordres sur le marché est constitué de la demande agrégée de tous les agents sans qu'on puisse distinguer qui possède ou pas de l'information privée. Kyle (1985) montre que vu son objectif, l'animateur de marché transige à un prix égal à l'inférence qu'il fait de la valeur réelle des actifs de l'entreprise à partir du flux d'ordre (volume de la demande d'actif) qu'il observe. Le modèle de Kyle établit une relation directe entre le prix de l'actif et le flux d'ordre. Un flux d'ordre anormalement élevé pourrait signifier une demande excédentaire de la part des agents informés et donc une valeur réelle des actifs de l'entreprise supérieure aux anticipations faites uniquement à partir de l'information publique. Le prix fixé par l'animateur de marché augmente donc en fonction du flux d'ordre. Ce papier théorique est une référence dans la recherche sur la microstructure du marché. Ce qui est intéressant avec le modèle de Kyle est qu'il

prend en compte l'asymétrie d'information et permet de voir l'importance de la profondeur du marché dans la détermination du prix d'un actif. Les agents non informés qui participent au flux d'ordre donnent la possibilité aux agents informés de masquer leurs transactions. Plus il y en a, plus il est difficile pour l'animateur de marché de détecter les transactions informées, ce qui donne une opportunité aux agents informés de faire plus de profits sur leurs transactions.

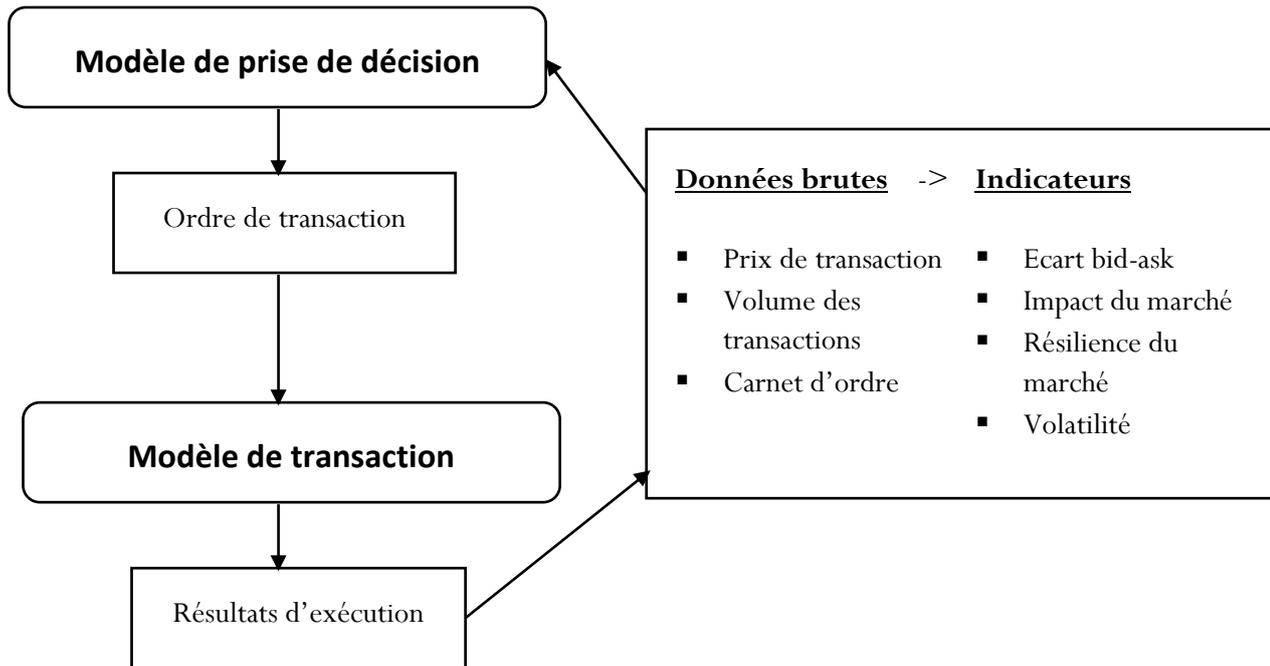
Glosten et Harris (1988) a montré que l'écart bid-ask était expliqué par deux composantes, le coût d'inventaire des animateurs de marché et une autre composante liée à l'asymétrie d'information. Utiliser des données de transactions comme l'écart bid-ask pour capter les effets de l'asymétrie d'information sur la variation du prix des actions parait donc un procédé pertinent. La liquidité est un concept à plusieurs facettes. Certes le volume de transaction reste la mesure de liquidité la plus évidente, mais cette métrique ne nous dit pas tout.

Grossman et Miller (1988) précisent que la liquidité du marché peut être appréciée par la capacité d'exécuter une transaction instantanément au prix du marché. Ainsi, un acteur devrait être capable de transiger un titre sans avoir d'impact significatif sur sa cotation sur le marché par exemple. Pour atteindre cet objectif, plusieurs facteurs sont à considérer comme le niveau d'asymétrie d'information sur le marché, les coûts de transactions ou encore le risque d'inventaire des market-makers (les animateurs de marché ou teneurs de marché).

Muranaga et Shimizu (1999) mettent en évidence le processus conceptuel par lequel la microstructure du marché affecte la liquidité. Les auteurs précisent que cette relation est observable lors de changements dans les conditions de marché, conséquence d'un changement dans la structure du marché (coût de transaction, réglementation, changements fiscaux, etc.). Les changements structurels du marché impactent la liquidité à partir d'un processus se déroulant en deux étapes : (i) une

« micro » étape se déroulant au niveau des anticipations et des choix individuels des agents et (ii) une « macro » étape qui se déroule durant l'accumulation des ordres sur le marché et l'exécution des transactions. Le schéma ci-dessous présente ce processus.

Figure 2 - Relation microstructure & liquidité (source Muranaga et Shimizu (1999) P. 5)



Le prix des actions devrait réagir de façon significative à des chocs de liquidité sur le marché. Une forte demande d'actifs risqués devrait induire une hausse des prix, une vente significative d'actifs risqués devrait se traduire par une baisse des prix, ce qui est un principe microéconomique de base.

Chordia *et al.* (2000) introduit une analyse globale de la liquidité et des effets de microstructure. En effet, la littérature sur la microstructure du marché avait jusque-là posé la problématique des effets de microstructure sur des titres individuels et non sur le marché en général. L'article se penche sur les co-mouvements dans les mesures de liquidité et suppose deux causes potentielles expliquant cette covariation (i) le risque d'inventaire et (ii) l'asymétrie d'information. Il démontre que la liquidité n'est

pas un concept à considérer uniquement sur un actif individuel. Les mesures de liquidité individuelles ont une covariance significative. Les auteurs énoncent alors que reconnaître l'existence de cette covariance entre les mesures de liquidité peut amener à la question de savoir si la liquidité doit être considérée comme un risque systématique et être incorporée dans les modèles de valorisation des actifs.

Cet état de fait est une invitation des concepts de liquidité et donc de microstructure au niveau de l'analyse factorielle des rendements.

Parmi les études qui ont exploré cette relation entre la rentabilité des actions et la liquidité du marché, au travers de modèle à facteur, nous avons Amihud (2002) qui teste l'hypothèse selon laquelle il existe une relation positive entre le rendement espéré des actifs et leur illiquidité. Cette hypothèse a été validée par l'étude qui conclut qu'à travers le temps, la liquidité espérée du marché affecte significativement le rendement des actions. Le papier va en profondeur et montre aussi que l'illiquidité non anticipée par le marché a un effet négatif sur le rendement contemporain de l'action. La relation négative entre l'illiquidité non anticipée et le rendement contemporain de l'action s'explique par le fait que les agents ajustent leur perception de l'illiquidité future pour donner suite à la survenance d'un nouvel événement de liquidité sur le marché. Cet ajustement va pousser le prix des actions vers le bas et va donc faire augmenter le rendement espéré des titres.

Pastor et Stambaugh (2003) s'est aussi intéressé aux liens entre le rendement espéré de l'actif et la liquidité globale du marché. Leur étude met en évidence que le risque de liquidité est une variable explicative de la dynamique de prix des actions. En fait, le papier défend intuitivement le fait qu'un investisseur qui possède un actif illiquide doit exiger une plus grande prime de risque, car il aura plus de difficulté à revendre son actif dans les périodes de baisse de marché. Il précise que pendant les mois à faible liquidité, on observe un « *flight to quality* ». Ce qui signifie que les mois pendant

lesquelles la liquidité diminue fortement sont les mois pendant lesquels la corrélation entre les actions et les titres à revenus fixes est fortement négative.

L'article a montré entre autres que la moitié des profits engendrés par une Stratégie Momentum est expliqué par le facteur de liquidité.

Une autre des études les plus intéressantes à avoir exploré les modèles factoriels de liquidité est I. Spiegel et Wang (2005) qui discute de la relation entre le rendement des actions, la liquidité et le risque idiosyncratique. La liquidité est estimée ici à partir de quatre estimateurs (Gibbs, Gamma, Amihud, Amivest) axés sur les coûts de transaction. Le constat qui est fait est que le rendement espéré est négativement corrélé avec la liquidité et positivement corrélé avec le risque idiosyncratique. De plus, l'article met en évidence que l'impact du risque idiosyncratique est beaucoup plus important sur la dynamique du rendement et dans certains cas, élimine l'effet de liquidité lorsque les deux facteurs sont évalués simultanément.

Acharya et Pedersen (2005) décrit la relation entre le rendement des actions individuelles, le risque de marché et 3 effets de liquidité. L'article développe un modèle théorique qui intègre dans le risque de liquidité dans la valorisation des actions. Les tests empiriques réalisés dans cet article montrent que le rendement de l'actif varie avec :

- La covariance entre l'illiquidité de l'actif et l'illiquidité du marché. (Relation positive)

Le rendement augment avec cette covariance. L'explication proposée est que l'investisseur souhaite être compensé pour la détention d'un actif qui devient illiquide quand le marché devient illiquide.

- La covariance entre le rendement de l'actif et l'illiquidité du marché.  
(Relation négative)

Ce point est en conformité avec Pastor et Stambaugh (2003) qui a trouvé que le rendement moyen des actions avec une grande sensibilité à la liquidité de marché excède celui des actions avec une faible sensibilité de 7.5% annuellement.

- La covariance entre l'illiquidité de l'actif et le rendement du marché (relation négative).

Ce papier conclut que le modèle de CAPM ajustée pour la liquidité explique mieux la dynamique des prix que le CAPM standard.

Brockman *et al.* (2009) rajoute une évidence complémentaire au fait que les variations des mesures de liquidité des titres individuelles sont largement influencées par la variation de la liquidité du marché. Il trouve un effet similaire sur la plupart des marchés de titre à travers le monde.

Brunnermeier et Pedersen (2009) rajoute un autre élément à considérer dans les variations de la liquidité du marché. Il s'agit de la relation entre la liquidité du marché des titres et le financement des acteurs de marché. Cette relation implique entre autres que la liquidité du marché peut être affectée significativement en cas d'augmentation de la volatilité sur les titres<sup>2</sup>.

---

<sup>2</sup> Une augmentation de la volatilité du marché engendrerait dans la pratique une demande de capital supplémentaires aux spéculateurs et autres investisseurs, ce qui les empêcherait de continuer à participer à la liquidité du marché.

Mais comment combiner les données de transactions et les différentes mesures identifiées afin de construire un modèle permettant de capter fortement des effets de liquidité ?

La méthodologie que nous avons trouvée appropriée est celle utilisée dans Dick-Nielsen *et al.* (2012) qui utilise une analyse en composante principale à partir de huit mesures pour construire un facteur de liquidité en analysant la structure (la pondération de chaque mesure sélectionnée) de la composante qui explique le plus les variations de ces mesures. Cette approche nous paraît judicieuse dans la mesure où elle permet d'effectuer une première analyse de la covariation des facteurs de liquidité et met en évidence ceux qui semblent être des proxies pour la même dimension du risque.

Kozak *et al.* (2018) utilise aussi l'analyse en composante principale pour rajouter de la consistance à l'interprétation des modèles à facteurs. L'idée principale du papier est de dire qu'étant donné la covariation du rendement des actions, le facteur d'actualisation stochastique peut être représenté par plusieurs facteurs contenant de l'information sur la covariation des actifs. L'analyse des composantes à valeur propre élevée d'une analyse en composante principale devrait donc permettre de construire des facteurs captant la covariation des actions et qui devraient avoir un pouvoir explicatif significatif dans un test de valorisation d'actif. C'est en effet la conclusion des auteurs qui montrent que l'analyse en composante principale permet de construire des modèles à facteur performant qui lie le rendement à la covariation des actifs. Plus, l'article démontre que la relation est maintenue théoriquement même en relâchant l'hypothèse de rationalité des investisseurs et en rajoutant des investisseurs « non rationnels ». L'article étend l'étude aux composantes à valeur propre relativement faible de l'analyse en composante principale et attribue la part des rendements expliqués par ces composantes comme du trading irrationnel. Cette

étude se penche principalement sur des facteurs macroéconomiques contrairement à notre étude qui se penche sur des facteurs de liquidité.

Les auteurs avancent aussi que les facteurs construits à partir des caractéristiques des entreprises comme c'est le cas des modèles FF3F et FF5F sont des facteurs qui captent la même dimension du risque que des modèles purement statistiques comme ceux produits avec une analyse en composante principale.

### III. DONNÉES

L'étude a été réalisée à partir de données sur les actions transigées aux États-Unis (NYSE, NASDAQ et AMEX) sur la période allant du **1er janvier 2000** au **31 décembre 2020** (ci-après « la période d'analyse »). Les informations ont été extraites de la base de données CRSP (Center for Research in Security Prices) et du site internet de Kenneth French.

La base de données CRSP, développée par la Chicago Booth School of Business, a pour mission de fournir des données historiques sur les transactions des actifs financiers. Nous avons sélectionné dans cette base de données, tous les titres actifs pendant la période d'analyse.

Pour chaque titre à une date donnée, nous avons extrait son CUSIP (le CUSIP est un code alphanumérique à neuf caractères qui identifie individuellement les titres financiers en Amérique du Nord), le nom de l'entité, la date d'observation, le prix de clôture de l'action, le volume de transaction, le nombre d'actions en circulation, le Bid de fermeture et le Ask de fermeture. Les données portent sur un total de **19 227 titres** et comptent **37 910 668 observations journalières** sur des actions individuels. Le tableau ci-dessous présente la répartition des données en ce qui concerne le nombre d'action en circulation et le volume de transactions.

Tableau 1 - Statistiques descriptives sur les actions en circulation et le volume de transactions

	<b>Actions en circulation</b>	<b>Volume de transactions</b>
<b>Moyenne</b>	87 629	875 443
<b>écart-type</b>	347 744	5 364 774
<b>minimum</b>	1	0
<b>25ème centile</b>	8 082	13 566
<b>50ème centile</b>	23 434	89 900
<b>75ème centile</b>	59 959	441 800
<b>maximum</b>	29 206 400	2 052 287 252

Nous avons effectué un tirage dans cette population de titre afin de construire 5 panels sur la base de la capitalisation boursière de l'entreprise en allant des plus petites capitalisations aux plus grandes. Le panel 1 est constitué des observations sur des entreprises de petite taille et le panel 5 de celles sur des entreprises de grandes tailles. Le détail de la construction des panels est abordé au niveau des tests économétriques.

Le seuil choisi pour répartir nos observations dans chaque panel a été extrait de la base de données de Kenneth French. Les seuils sont estimés à partir d'informations sur toutes les actions ordinaires cotées sur le New York Stock Exchange, les fonds spécialisés non ouverts aux publics et les fonds de placement immobilier (REITs en anglais) ont été exclus.

Les deux (2) graphiques suivants présentent, sur la période d'analyse, les différents seuils ayant permis de répartir les observations. Nous utilisons deux (2) graphiques (le deuxième graphique sans le panel 5) afin de bien visualiser les seuils utilisés pour classer les observations.

Figure 3 - Seuil Panel 1 à 5 – en millions USD

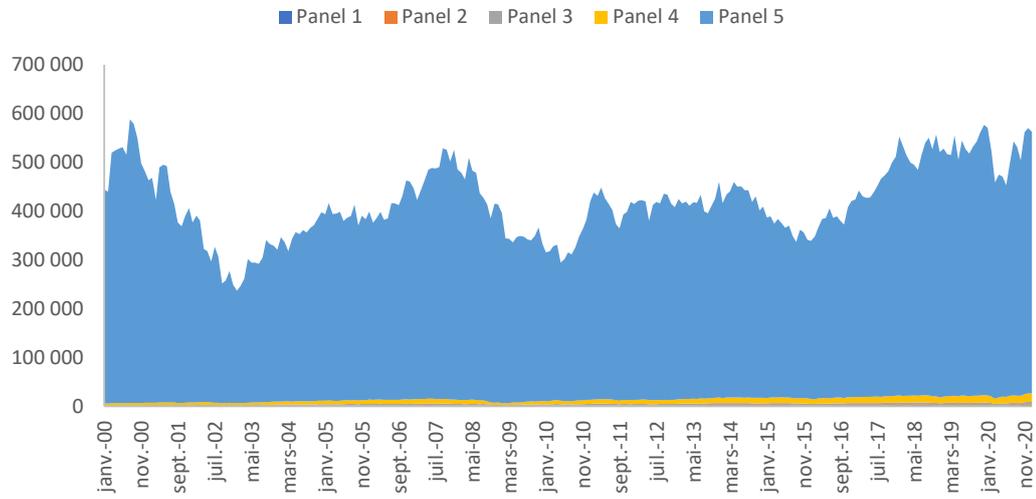
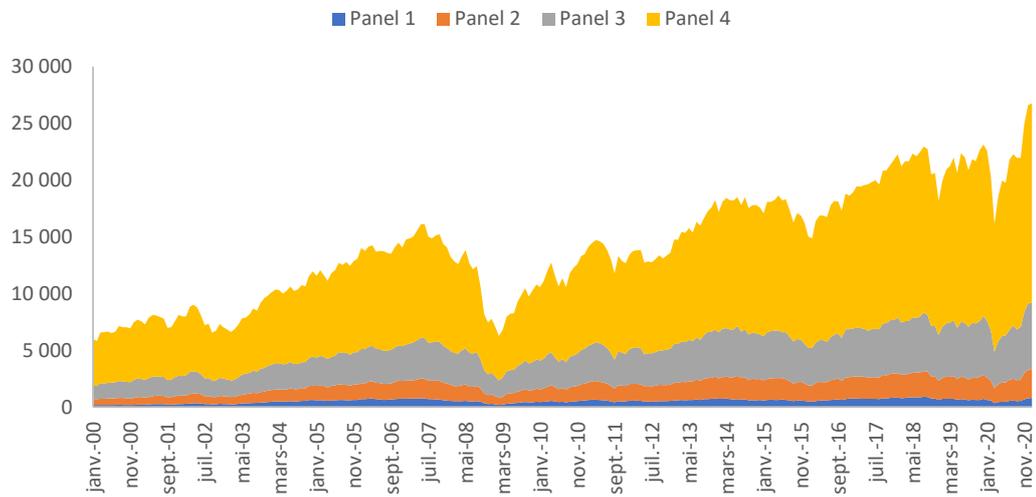


Figure 4 - Seuil Panel 1 à 4 – en millions USD



Cette base de données fournit aussi les séries sur les facteurs de Fama-French qui seront utilisés au niveau des tests économétriques. Les facteurs sont construits à partir

du rendement de tous les titres cotés aux Etats-Unis. Ces facteurs représentent le rendement de portefeuilles d'arbitrage construits à partir de différentes caractéristiques d'entreprises. Six séries de données journalières ont été extraites. Il s'agit de données sur :

- Le taux sans risque **RF**
- Le facteur de marché **Mkt** (la prime de risque du marché)
- Le facteur **SMB** (Small minus Big)
- Le facteur **HML** (High minus Low)
- Le facteur **RMW** (Robust minus Weak) et
- Le facteur **CMA** (Conservative minus Aggressive)

Le niveau moyen des facteurs de Fama-French ainsi que de la série de données sur le taux sans risque sont présentés au niveau des graphiques ci-dessous.

Figure 5 - Série moyenne mensuelle du taux sans risque sur la période d'analyse

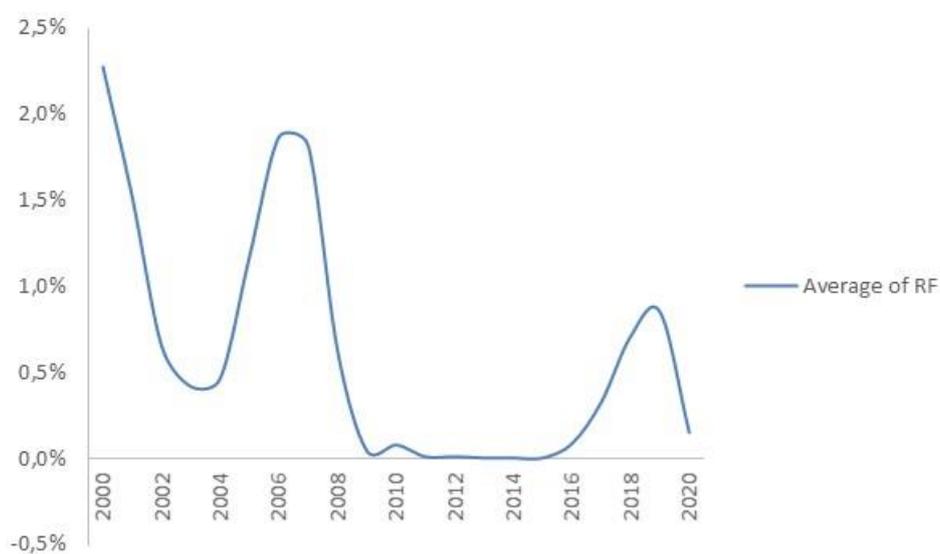


Figure 6 - Série moyenne mensuelle de la prime de marché sur la période d'analyse

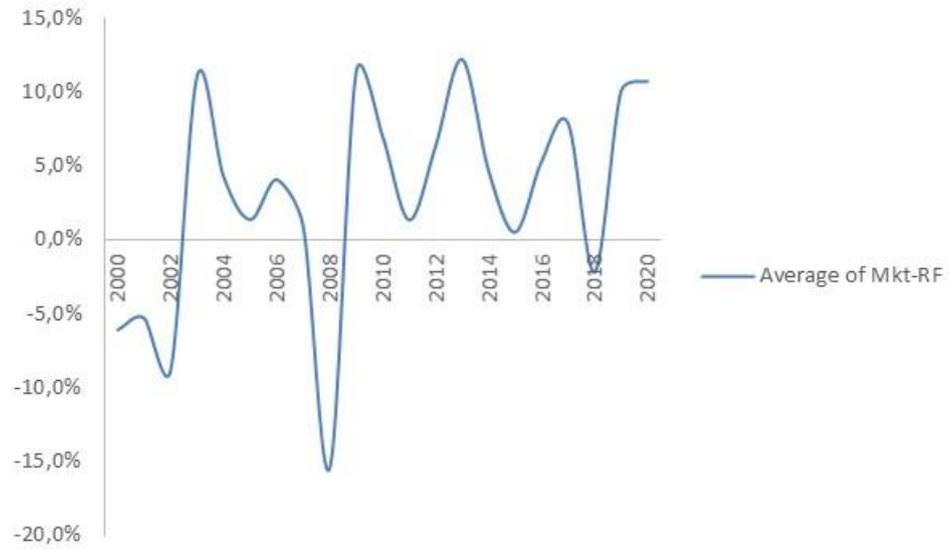


Figure 7 - Série moyenne mensuelle du facteur SMB sur la période d'analyse

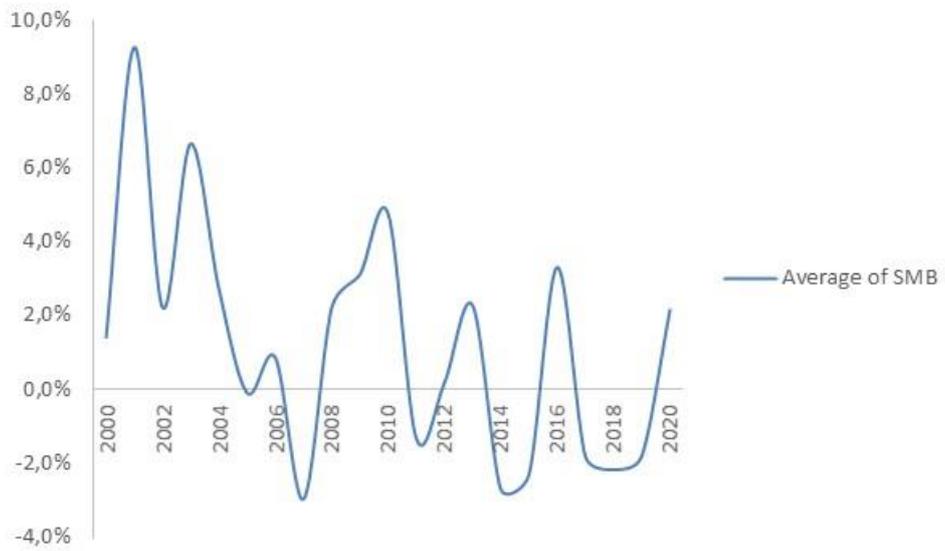


Figure 8 - Série moyenne mensuelle du facteur HML sur la période d'analyse

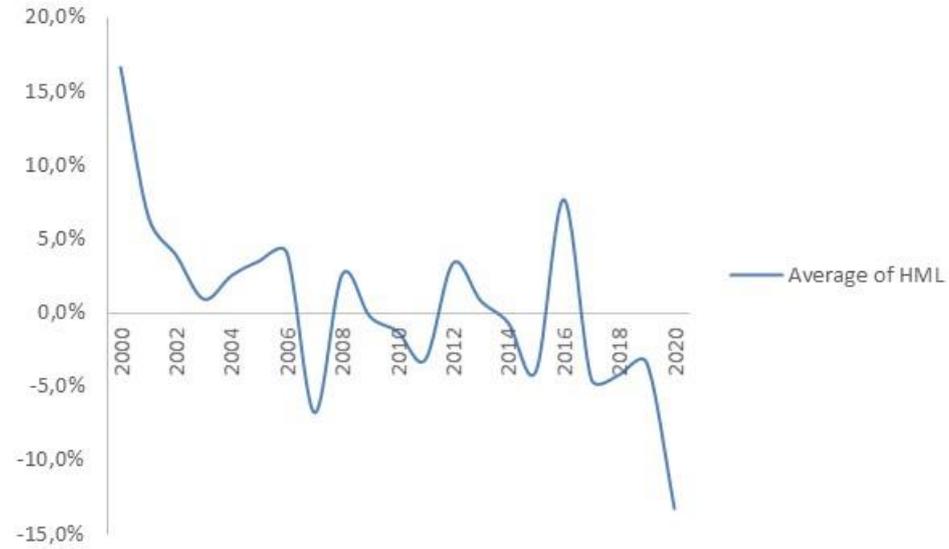


Figure 9 - Série moyenne mensuelle du facteur RMW sur la période d'analyse

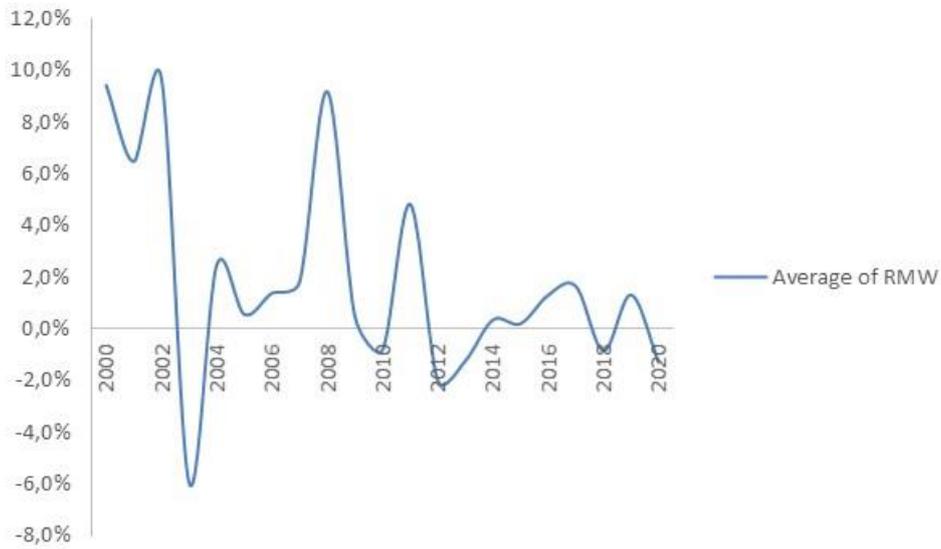
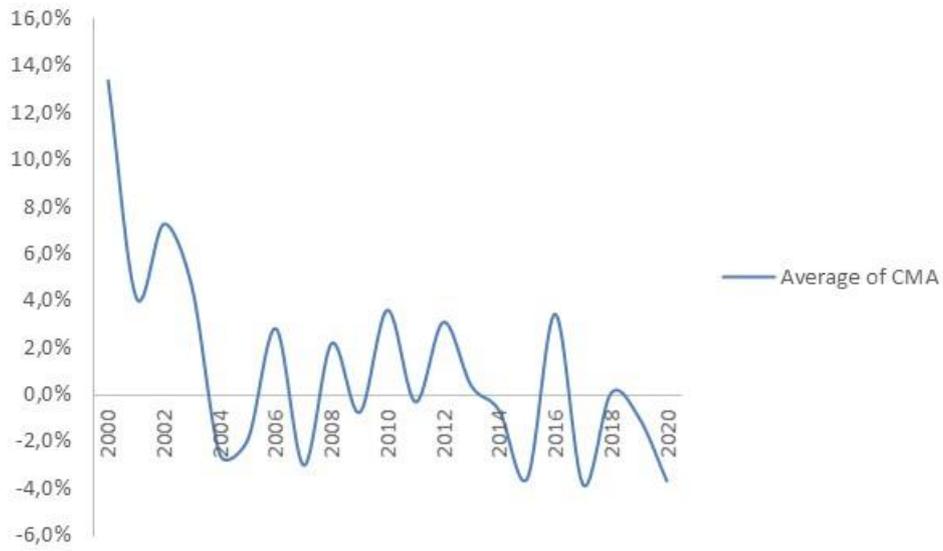


Figure 10 - Série moyenne mensuelle du facteur CMA sur la période d'analyse



## IV. CONSTRUCTION DES FACTEURS

Un marché est qualifié de liquide lorsqu'un agent souhaitant y transiger est capable de trouver une contrepartie rapidement sans affecter de façon significative le prix de l'actif qu'il transige sur le marché. La liquidité d'un marché est un thème qui est fondamentalement lié au concept de microstructure du marché dans la mesure où l'un des impacts évidents d'un dysfonctionnement dans la microstructure du marché va être la baisse du niveau de liquidité. Il est difficile de prévoir les événements futurs de liquidité, mais on peut toutefois se permettre d'analyser l'impact sur le rendement des actions qui provient de la variation historique des effets de liquidité.

Mann (1996), effectuant une revue du livre *Market Microstructure Theory* de Maureen O'Hara, définit la microstructure du marché comme les règles du jeu qui aident à déterminer comment la commande d'actifs financiers par les investisseurs se traduit ultimement dans les prix sur le marché. La microstructure du marché est un concept vaste. On est toutefois capable de l'analyser et de l'appréhender à partir de différentes mesures provenant des données de transaction. Nous allons utiliser dans la suite de notre travail huit (8) mesures qui vont nous permettre de comparer la liquidité ses effets sur le rendement des actions. Nous allons ensuite vérifier à quel point ces mesures impactent la prime de risque, et valider si elles contiennent suffisamment d'information permettant de comprendre la dynamique du prix des actions.

Qu'est-ce qu'une bonne mesure dans le cadre d'une analyse de ce type ?

Dick-Nielsen *et al.* (2012) a mis en évidence la relation existante entre l'élargissement de l'écart de taux sur les obligations et le niveau de liquidité de titres obligataires. La mesure de liquidité utilisée dans ce papier,  $\lambda$ , a été construite à partir de quatre

(4) proxies de la liquidité et du risque de liquidité. Au départ, les auteurs ont effectué une analyse en composante principale sur huit mesures de la liquidité et du risque de liquidité et ont sélectionnés (4) mesures (celles qui composent la composante orthogonale qui avait la plus grande variance). Les mesures sélectionnées ont été combinées pour construire une mesure de liquidité. Les auteurs ont trouvé des liens significatifs entre leur mesure de liquidité et l'écart de taux entre obligations corporatives et gouvernementales.

Nous avons souhaité utiliser cette approche dans notre travail tout en nous intéressant à toutes les composantes d'une telle analyse. Cet intérêt provient du fait que l'approche par laquelle nous abordons le sujet nous pousse à croire que les composantes orthogonales de l'analyse en composante principale pourraient avoir de la valeur informationnelle même si elles contribuent faiblement à la variance d'ensemble des mesures de liquidité sélectionnées. Le concept de microstructure est complexe et recouvre différents aspects combinant à la fois la liquidité, l'asymétrie d'information, mais aussi toute l'organisation qui régit un marché. C'est pourquoi regarder au-delà de la composante expliquant la plus grande partie de la variance et vérifier s'il existe une relation significative entre d'autres composantes et la prime de risque est un sujet de recherche pertinent. Ci-dessous, nous avons énuméré les différentes mesures qui vont être utilisées dans notre travail en prenant le soin de les définir, de les associer à un concept lié à la microstructure des marchés et de montrer comment elles ont été construites.

Il faut avant toute chose préciser que pour une date donnée, les mesures de risque utilisées ont été construites arbitrairement sur la base des 10 observations passées.

- Volatilité

Cette mesure, représentée par l'écart type du rendement est une mesure de *l'incertitude* qui existe sur le prix de l'action. C'est la mesure de risque classique en finance.

$$Volatility_t = \sqrt{\frac{1}{10} \sum_{i=t-1}^{t-10} (return_i - \overline{return})^2}$$

- Turnover et Turnover Risque

Le turnover représente le ratio du volume d'actions échangées dans la journée sur le nombre d'actions en circulation. Cette mesure indique la proportion d'action de

l'entreprise qui change de propriétaire sur une période donnée. C'est une bonne indication du niveau de *liquidité brute*.

La mesure Turnover Risque est une mesure de dispersion du Turnover sur 10 séances de transaction.

$$\text{Turnover}_t = \frac{\text{Volume}_t}{\text{Share Outstanding}_t}$$

$$\text{Turnover\_Risk}_t = \sqrt{\frac{1}{10} \sum_{i=t-1}^{t-10} (\text{Turnover}_i - \overline{\text{Turnover}})^2}$$

- Amihud et Amihud Risque

La mesure d'Amihud est le ratio du rendement journalier en valeur absolue sur le volume journalier exprimé en dollar. Cette mesure peut être considérée comme la

variation du prix associé à un dollar de transaction. C'est une mesure de *l'impact du volume de transaction sur le prix de l'action*.

La mesure Amihud Risque est une mesure de dispersion du ratio d'Amihud sur 10 séances de transaction.

$$Amihud_t = \frac{|Return|_t}{Price_t * Volume_t}$$

$$Amihud\_Risk_t = \sqrt{\frac{1}{10} \sum_{i=t-1}^{t-10} (Amihud_i - \overline{Amihud})^2}$$

### Sensibilité

La sensibilité que nous avons calculée est une approche pour reproduire la profondeur du marché telle que présentée dans Kyle (1985). C'est une mesure de *l'impact du*

*volume de transaction sur le prix de l'action*. C'est la corrélation entre le volume et le prix de l'action.

$$Sensibility_t = \sqrt{\frac{1}{10} \sum_{i=t-1}^{t-10} (Price_i - \overline{Price}) * (Volume_i - \overline{Volume})}$$

Bid Ask Spread et Bid Ask Spread Risque

La mesure bid-ask utilisée dans notre analyse représente en fait le ratio entre l'écart bid ask du marché et le prix de l'action. C'est un proxy *des coûts de transaction* sur le titre.

La mesure Bid Ask Spread Risque est une mesure de dispersion du Bid Ask Spread sur 10 séances de transaction.

$$BidAskSpread_t = \frac{Ask_t - Bid_t}{Price_t}$$

$$BidAskSpread\_Risk_t = \sqrt{\frac{1}{10} \sum_{i=t-1}^{t-10} (BidAskSpread_i - \overline{BidAskSpread})^2}$$

En combinant ces mesures, nous nous retrouvons à analyser la sensibilité de la prime de risque à des variables auxquelles nous ne sommes pas capables, du moins

explicitement, d'attribuer une signification économique claire. Cependant, les mesures que nous avons sélectionnées sont des proxies pour la liquidité et l'incertitude et dans une moindre mesure, sont censées capter divers effets générés par l'organisation fonctionnelle du marché. Pour avoir plus de structure dans notre analyse, nous avons rattaché nos mesures aux concepts d'impact sur les prix, de liquidité brute, d'incertitude et de coût de transaction. Attribuer aux composantes orthogonales de l'ACP obtenues à partir de ces mesures la capacité de capter des variations dans la microstructure du marché est légitime, toutefois il pourrait exister des combinaisons différentes avec d'autres mesures observables ou calculables qui fourniraient de meilleurs résultats. La liste des mesures de liquidité à utiliser pour une telle analyse ne se limite donc pas aux mesures choisis dans le cadre de nos travaux.

## V. MÉTHODOLOGIE

L'approche méthodologique adoptée pour la résolution de la problématique consiste à comparer cinq (5) modèles économétriques ayant pour base le CAPM.

Sur les cinq (5) modèles candidats, le premier modèle construit est le CAPM (modèle à un (1) facteur, le rendement du portefeuille de marché). Deux (2) modèles sont des CAPM étendus comportant des facteurs additionnels construits à partir de mesure de liquidité (les « modèles de liquidité ») et les deux (2) autres sont les modèles FF3F et FF5F déjà introduits plus haut. Ainsi, si nos deux (2) modèles de liquidité démontrent une performance supérieure aux trois (3) autres modèles candidats, sur la base des critères d'évaluation utilisés, nous pouvons confirmer l'hypothèse de recherche qui est que :

**Les facteurs de liquidité décrivent mieux la dynamique du prix des actions comparativement aux facteurs de Fama-French.**

### 1. Présentation des modèles économétriques analysés

- Le CAPM (Modèle 1)

L'originalité du CAPM provient du fait qu'il tend à expliquer la prime de risque sur l'action d'une entreprise uniquement à partir d'un (1) facteur de risque, le **risque systématique**. Le risque systématique représente le risque global de l'économie. On parle de risque non diversifiable. La relation entre la prime de risque sur un actif et le risque systématique est la suivante selon le modèle du CAPM :

$$R_{it} - R_{ft} = \alpha_{it} + \beta_i(R_{Mt} - R_{ft}) + \varepsilon_{it}$$

Le CAPM est un modèle de référence, qui même s'il n'est pas généralement utilisé en pratique, permet d'avoir une première approche et une première compréhension de la détermination du prix des actions sur le marché financier.

- Le modèle à 3 facteurs de Fama & French FF3F (Modèle 2)

le modèle FF3F a été développé dans Fama et French (1993) dans l'optique d'améliorer le CAPM en rajoutant de nouveaux facteurs de risque à la formulation initiale du modèle. La relation entre la prime de risque sur l'action et les facteurs de risque est la suivante :

$$R_{it} - R_{ft} = \alpha_{it} + \beta_i(R_{Mt} - R_{ft}) + s_iSMB_t + h_iHML_t + \varepsilon_{it}$$

- Le modèle à 5 facteurs de Fama & French FF5F (Modèle 3)

Le modèle à 5 facteurs de Fama & French est une extension du modèle à 3 facteurs qui rajoute à la précédente relation un facteur profitabilité et un facteur investissement.

$$R_{it} - R_{ft} = \alpha_{it} + \beta_i(R_{Mt} - R_{ft}) + s_iSMB_t + h_iHML_t + r_iRMW_t + c_iCMA_t + \varepsilon_{it}$$

- Un CAPM étendu avec les 8 facteurs décorrélés (Modèle 4)

Ce modèle est une extension économétrique du CAPM construit à partir de 9 facteurs (les 8 facteurs de liquidité construits à partir de l'analyse en composante principale, et le facteur de risque systématique construit à partir des rendements du portefeuille de marché)

$$R_{it} - R_{ft} = \alpha_{it} + \beta_i(R_{Mt} - R_{ft}) + f_{1i}X_{1t} + f_{2i}X_{2t} + f_{3i}X_{3t} + f_{4i}X_{4t} + f_{5i}X_{5t} \\ + f_{6i}X_{6t} + f_{7i}X_{7t} + f_{8i}X_{8t} + \varepsilon_{it}$$

- Un CAPM étendu avec les 3 principaux facteurs décorrélés (Modèle 5)

Ce modèle tend à vérifier si les 3 principaux facteurs obtenus de l'analyse en composantes principales contiennent assez d'information pour expliquer la prime de risque sur l'action.

$$R_{it} - R_{ft} = \alpha_{it} + \beta_i(R_{Mt} - R_{ft}) + f_{1i}X_{1t} + f_{2i}X_{2t} + f_{3i}X_{3t} + \varepsilon_{it}$$

Ci-dessous les définitions des différentes variables incluses dans les modèles analysés.

$R_{it}$  représente le rendement de l'actif  $i$  durant la période  $t$

$R_{ft}$  est le taux sans risque à la période  $t$  (généralement le taux de rendement des titres souverains)

$\alpha_{it}$  représente la constante (l'intercepte) du modèle économétrique (théoriquement sa valeur est de zéro)

$R_{Mt}$  représente le rendement du marché à la période  $t$  (les variations de l'indice boursier représentatif sont généralement utilisées comme proxy du risque systématique)

$SMB_t$  représente le facteur de taille.

$HML_t$  représente le facteur de vulnérabilité économique.

$RMW_t$  représente le facteur de profitabilité.

$CMA_t$  représente le facteur investissement.

$X_{1t}, X_{2t}, X_{3t}, X_{4t}, X_{5t}, X_{6t}, X_{7t}, X_{8t}$  représentent les composantes principales décorrélées obtenues à partir des mesures de liquidité tel que

$$\sigma(X_{1t}) < \sigma(X_{2t}) < \sigma(X_{3t}) < \sigma(X_{4t}) < \sigma(X_{5t}) < \sigma(X_{6t}) < \sigma(X_{7t}) < \sigma(X_{8t})$$

$\beta_i$  est la sensibilité du rendement de l'actif  $i$  au risque systématique

$s_i, h_i, r_i, c_i$  représentent les différentes sensibilités de l'actif  $i$  aux facteurs de Fama-French

$f_{1i}, f_{2i}, f_{3i}, f_{4i}, f_{5i}, f_{6i}, f_{7i}, f_{8i}$  représentent les différentes sensibilités de l'actif  $i$  aux composantes principales.

Les composantes principales (variables indépendantes) utilisées dans nos travaux ont été conçues en procédant à une analyse en composantes principales (ACP) de 8 mesures obtenues à partir des données sur les transactions boursières sur actions sélectionnées.

L'ACP est une méthode d'analyse de données qui permet de transformer des variables corrélées entre elles en de nouvelles composantes statistiques complètement décorrélées. Les composantes statistiques ainsi construites sont des compositions des variables initiales mais n'ont pas de signification économique particulière. Ce procédé statistique permet en pratique de réduire la dimensionnalité de données multivariées.

Le tableau ci-dessous permet de visualiser clairement les facteurs utilisés pour chaque modèle candidat.

Tableau 2 - Répartition des facteurs dans les modèles candidats

	Facteurs												
	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
Modèle 1 : Le CAPM	■												
Modèle 2 : Fama-French 3F	■	■	■										
Modèle 3 : Fama-French 5F	■	■	■	■	■								
Modèle 4 : Le CAPM étendu 3F	■					■	■	■					
Modèle 5 : Le CAPM étendu 5F	■					■	■	■	■	■	■	■	■

C'est cette approche qui a été adoptée dans Dick-Nielsen *et al.* (2012) afin de construire le facteur d'illiquidité utilisé pour évaluer la relation entre l'écart de taux sur les obligations corporatives et la liquidité de l'obligation.

Kozak *et al.* (2018) adopte aussi l'analyse en composante principale afin de construire un modèle parcimonieux censé capter les variations de rendement entre les actions. L'analyse développée dans cet article présente les premières composantes de l'ACP comme des facteurs explicatifs du facteur d'actualisation stochastique. Il prouve aussi que leur modèle purement statistique performe aussi bien que les modèles à facteurs classiques, plus spécifiquement le modèle FF3F.

Techniquement, l'utilisation de l'analyse en composantes principales en lieu et place des variables originales de liquidité permet de corriger le problème de multicollinéarité inhérent aux régressions multivariées dans lesquelles une ou plusieurs variables possèdent une relation forte. En effet, dans le cadre de notre étude nous utilisons huit (8) mesures de liquidité dans le modèle, ce qui crée inévitablement de la multicollinéarité.

L'approche utilisée nous permet dans un deuxième temps d'étendre et de discuter de l'utilisation des composantes principales de l'ACP. En effet, une orientation technique à laquelle nous souhaitons apporter notre point de vue est celle de savoir si une partie de la relation entre la variable dépendante et les variables indépendantes ne se trouverait pas dans les composantes principales à faible variance. Il est d'usage, lors de l'analyse en composante principale, de conserver uniquement les composantes à valeur propre (variance) élevée afin de produire des modèles parcimonieux. Le problème ici, c'est que cette manière de procéder pourrait conduire à une perte d'information sachant que des composantes à valeur propre faible pourraient avoir une relation significative avec le rendement des titres. C'est ce point qui a motivé la construction du modèle 4 constitué de toutes les composantes statistiques. Nous

pourrons ainsi tester que nous ne perdons pas une partie de l'information en utilisant qu'un nombre limité de composantes principales.

## **2. Description des tests et des critères de décision.**

Les modèles de valorisation d'actif sont des approches simplifiées permettant d'expliquer et de comprendre la dynamique du prix de ces actifs. Généralement, même si ces modèles permettent de mieux appréhender la détermination du prix des actifs sur les marchés, ils ne sont pas de bonnes représentations de la réalité et plusieurs phénomènes identifiées sur les marchés financiers restent incompréhensibles et divergent de ce que préconisent les théories économiques et financières.

L'intérêt de nos travaux n'est pas de trouver le modèle infallible, mais le meilleur modèle sur la base d'une analyse économétriques de plusieurs modèles candidats.

Les tests effectués consistent en la comparaison de ces modèles candidats afin d'expliquer la dynamique du prix de l'action. Plus particulièrement, pour chaque modèle, nous allons effectuer une régression en panel et obtenir trois (3) mesures qui serviront de critère de comparaison des modèles candidats. Ce sont : la Constante Absolue Moyenne (CAM), le Poids de la Constante Absolue moyenne (PCAM) et le Critère d'Information d'Akaiké (AIC).

La CAM mesure en moyenne le niveau de la constante (en valeur absolue) du modèle. En principe, si le modèle capte parfaitement le phénomène (ici la dynamique du prix de l'actif risqué), la CAM devrait être nulle. Cela impliquerait que les variables explicatives du modèle réussissent à capter, en moyenne, toutes les variations de la prime de risque sur les actions. Dans le cadre de la sélection d'un modèle sur la base de la CAM, le critère de décision est de choisir le modèle avec la mesure la plus faible

(la plus proche de la mesure idéale, le seuil, qui est zéro, sachant que la mesure n'est pas définie en dessous de ce seuil).

Le PCAM est la deuxième mesure utilisée pour nos comparaisons de modèles. Elle représente le ratio moyen de la Constante Absolue du Modèle de régression par rapport au rendement absolu moyen de l'actif. Ainsi, un PCAM de 50% par exemple signifierait que 50% de la dynamique du prix n'est pas captée par le modèle. Un PCAM de 200% signifie qu'en moyenne la dispersion de la constante du modèle est 2 fois plus grande que la dispersion du rendement. Le modèle candidat, avec le PCAM le plus faible est le meilleur modèle sur la base de ce critère.

Le Critère d'Information d'Akaike, en anglais Akaike Information Criterion (ci-après « AIC »), est une mesure de la correspondance entre un modèle spécifié et les données analysées. L'AIC est très utile lorsqu'il faut sélectionner un modèle parmi plusieurs candidats. Il corrige le fait que l'augmentation de facteurs dans un modèle améliore mécaniquement sa performance sur la base des critères d'évaluation classique (tels que le R carré ou le maximum de vraisemblance). Pour y arriver, il pénalise l'ajout de facteurs additionnels comme on peut le voir au niveau de sa formule de calcul présentée ci-dessous.

$$AIC = 2k - 2\ln(L)$$

Avec

$\ln()$  est la fonction logarithme népérien

$k$  est le nombre de paramètres à estimer du modèle

$L$  est le maximum de vraisemblance

L'AIC est une estimation de la perte d'information supposée qui provient de l'utilisation d'un modèle pour représenter un phénomène particulier. La mesure est un arbitrage entre la qualité de l'ajustement et la complexité du modèle en pénalisant les modèles ayant un grand nombre de paramètres.

Pris tout seul, l'AIC n'a aucune valeur explicative et ne devient pertinent que lorsqu'on dispose de la mesure de l'AIC de plusieurs modèles candidats (peu importe le nombre de facteurs utilisés dans chacun des modèles). Dans ce cas, le modèle avec la mesure la moins élevée est réputé supérieur dans sa capacité à expliquer la dynamique étudiée (ou simplement permet de capter plus d'informations sur le phénomène étudié).

Cette mesure permet aussi d'introduire le principe de parcimonie dans la procédure de sélection d'un modèle dans la mesure où il ne sert à rien de rajouter une variable supplémentaire à un modèle à facteur si elle ne permet pas d'améliorer significativement la compréhension des relations entre les variables explicatives et la variable expliquée.

L'intérêt de notre approche analytique, basée sur l'inclusion de variables statistiques au modèle du CAPM standard, est qu'une grande partie de la variation de la prime de risque reste encore inexpliquée. Nous voulons vérifier si l'amélioration de la performance des modèles de valorisation factoriels ne passe pas plutôt par des versions étendues du CAPM, s'appuyant sur l'APT, avec des variables extraites de données de transaction au lieu de l'approche classique qui consiste à rechercher des facteurs de risque systématique basés sur les caractéristiques des entreprises tel que développé dans les travaux d'Eugène Fama et Kenneth French.

Afin d'affiner notre analyse, nous allons diviser nos titres en cinq (5) panels de données. La motivation derrière la répartition des données en panel provient du fait

que nous souhaitons vérifier si les tests économétriques sur les modèles candidats retournent la même conclusion, peu importe la taille des entreprises. Nous verrons aussi si une dynamique, constatée en analysant de petites entreprises, se vérifie au niveau des grandes entreprises.

En tout état de cause, si un modèle particulier a tendance à être performant peu importe la taille des entreprises, nous pouvons conclure que ce modèle est significativement performant relativement aux modèles candidats sélectionnés dans notre étude.

Dans un premier temps les extensions de variables se font dans l'analyse d'actions individuelles qui vont permettre de capter et de mesurer finement la relation entre la prime de risque et la microstructure. On peut supposer qu'un portefeuille diversifié va permettre d'atténuer ces effets, mais cela n'est pas l'objet de notre recherche.

## VI. TESTS ÉCONOMÉTRIQUES

La résolution du problème étudié passe par l'analyse d'un échantillon de données financières extraites de la base de données CRSP et sur le site internet de Kenneth French.

La relation entre les facteurs de Fama-French et les mesures de liquidité a été évalué à travers une analyse de régression. Cette analyse permettra d'apprécier la significativité de leur relation statistique à travers les « tvalue » des coefficients de régression.

Les « tvalue » sont obtenus à travers les t-test et permettent d'évaluer la significativité d'un coefficient de régression et de rejeter oui ou non l'hypothèse nulle qui est généralement que le coefficient de la régression est différent de zéro. Etant donnée la taille de l'échantillon de données utilisées dans le cadre de nos travaux, un coefficient est significatif si sa « tvalue » est supérieur à 1,96.

La période d'analyse couverte par du 1<sup>er</sup> janvier 2020 au 31 décembre 2020.

### 1. Les modèles candidats et panels de données

#### *a) Les modèles candidats*

L'analyse consistera en l'évaluation de la performance de cinq modèles candidats au travers de tests économétriques visant à évaluer la capacité du modèle à représenter efficacement la dynamique du prix des actions, mais aussi à apprécier si oui ou non le modèle est susceptible de justifier l'origine des variations de la prime de risque.

Les modèles utilisés sont des modèles à facteurs imbriqués entre eux dont le modèle de base est le CAPM (modèle 1). L'utilisation de modèle imbriqué permet d'évaluer correctement les modèles grâce à un critère statistique éprouvé, l'AIC introduit au niveau des sections précédentes.

Les modèles à trois (3) facteurs FF3F (modèle 2) et à cinq (5) facteurs FF5F (modèle 3) de Fama-French seront aussi évalués. Les deux (2) modèles de liquidité, compléteront l'analyse et permettront d'évaluer concrètement le contenu informationnel des mesures de liquidité comparativement aux facteurs de Fama-French.

Au total, nous avons treize facteurs que nous combinons au travers des cinq (5) modèles candidats. Un (1) facteur de marché, quatre (4) facteurs représentant le rendement excédentaire de portefeuilles d'arbitrage et huit (8) facteurs statistiques construits à partir de l'ACP.

### *b) Les panels de données*

Afin d'affiner l'analyse, nous avons donc construit cinq (5) panels de données sur la base de la capitalisation boursière de l'entreprise. Cette capitalisation boursière ainsi que le seuil des quantiles de la distribution de la capitalisation boursière des compagnies de notre échantillon, permettant de classer chaque action dans un panel donné, ont été estimés à partir de données obtenues via la librairie de données du site internet du professeur Kenneth French<sup>3</sup>.

Ainsi, le Panel 1 est composé à chaque période, d'entreprises dont la capitalisation boursière était inférieure au seuil correspondant au 20<sup>ème</sup> percentile, le panel 2 est

---

<sup>3</sup> La série de données « ME Breakpoints » est disponible via le lien [https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data\\_library.html](https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/data_library.html)

composé à chaque période d'entreprise dont la capitalisation boursière était comprise entre le 20<sup>ème</sup> percentile et le 40<sup>ème</sup> percentile, ainsi de suite.

## 2. Présentation des mesures de liquidité et relation avec les cinq (5) facteurs de Fama-French

Nous avons souhaité analyser la relation entre les facteurs de Fama-French et les mesures de liquidité calculée à partir des données brutes.

La Sensibilité, qui mesure la corrélation entre le prix de l'action et le volume des transactions sur le titre présente une relation significativement positive avec les facteurs Mkt<sup>4</sup>, SMB, HLM et CMA. Elle présente une relation significativement négative avec le facteur RMW. Le risque de la mesure Bid-Ask (BAR) présente une relation significativement négative avec le facteur Mkt. Il n'existe aucune relation significative entre les facteurs et les autres mesures.

Nos observations sont présentées ci-dessous dans les tableaux ci-dessous.

Tableau 3 - Régression Facteur Mkt et mesures de liquidité

Mkt	Intercept	VOLA	TURN	TURNR	AMIH	AMIHR	SENS	BA	BAR
coef	2,899	0,016	0,000	0,000	0,000	0,000	4,711	0,001	-0,006
tvalue	32,05	1,62	1,05	-0,07	-0,48	-0,04	22,20	0,40	-2,04
pvalue	0,00%	10,45%	29,31%	94,49%	63,45%	97,06%	0,00%	69,18%	4,10%

<sup>4</sup> Représente la prime de risque du portefeuille de marché  
 $Mkt = (R_{Mt} - R_{ft})$

Tableau 4 - Régression Facteur SMB et mesures de liquidité

SMB	Intercept	VOLA	TURN	TURNR	AMIH	AMIHR	SENS	BA	BAR
coef	1,194	0,002	0,000	0,000	0,000	0,000	2,862	0,001	0,000
tvalue	26,76	0,50	0,80	-1,01	0,50	-1,13	27,34	0,68	0,08
pvalue	0,00%	61,38%	42,10%	31,33%	61,36%	25,68%	0,00%	49,77%	93,42%

Tableau 5 - Régression Facteur HML et mesures de liquidité

HML	Intercept	VOLA	TURN	TURNR	AMIH	AMIHR	SENS	BA	BAR
coef	0,431	0,004	0,000	0,000	0,000	0,000	1,382	0,000	-0,002
tvalue	8,14	0,70	-0,01	1,02	1,79	-1,71	11,13	-0,13	-1,21
pvalue	0,00%	48,30%	99,19%	30,85%	7,34%	8,67%	0,00%	89,75%	22,66%

Tableau 6 - Régression Facteur RMW et mesures de liquidité

RMW	Intercept	VOLA	TURN	TURNR	AMIH	AMIHR	SENS	BA	BAR
coef	1,948	-0,006	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,973	0,000	-0,001
tvalue	52,24	-1,43	-0,32	-0,15	0,63	0,09	-11,13	0,63	-0,52
pvalue	0,00%	15,18%	75,26%	88,21%	52,93%	92,62%	0,00%	52,88%	60,50%

Tableau 7 - Régression Facteur CMA et mesures de liquidité

CMA	Intercept	VOLA	TURN	TURNR	AMIH	AMIHR	SENS	BA	BAR
coef	1,010	0,004	0,000	0,000	0,000	0,000	0,302	0,000	0,000
tvalue	33,71	1,26	-1,01	0,25	1,09	-1,11	4,30	-0,01	0,07
pvalue	0,00%	20,73%	31,04%	79,94%	27,35%	26,72%	0,00%	99,30%	94,27%

### 3. Analyse en Composantes Principales – Procédure et résultats

La procédure utilisée pour construire les 8 facteurs statistiques (décorrélés entre eux) est l'analyse en composantes principales (ACP). Ci-dessous, une description de la procédure.

La première étape a été de transformer les huit mesures de liquidité afin d'obtenir des données standardisées. L'objectif était de donner aux différentes mesures le même ordre de grandeur afin de ne pas biaiser l'estimation des composantes principales.

Cette standardisation est opérée en transformant les mesures initiales à partir de leurs moyennes et écart-type. Les mesures initiales,  $M$ , deviennent alors :

$$Z = (M - \mu) / s$$

Où

$Z$  = mesure standardisée

$\mu$  = moyenne de la mesure initiale

$s$  = écart-type de la mesure initiale

La deuxième étape consiste à estimer la matrice de covariance des mesures standardisées. L'objectif de cette étape intermédiaire est d'identifier comment les mesures sont liées entre elles.

La troisième étape vise à calculer les vecteurs propres et les valeurs propres de la matrice de covariance estimée à la deuxième étape. Le procédé consiste à effectuer une transformation linéaire de la matrice de covariance afin d'obtenir une matrice diagonale (ce qui implique que les corrélations sont nulles) représentant une nouvelle matrice de covariance. Les éléments de la diagonale de la nouvelle matrice de covariance sont les valeurs propres. Ces valeurs propres représentent la variance de chaque composante principale et il y'en a autant que les mesures initiales. À chaque valeur propre, un vecteur propre est obtenu par le même procédé. Ces vecteurs représentent la pondération de chaque mesure initiale dans le calcul de la valeur des composantes principales.

À la quatrième étape, nous rangeons les valeurs propres estimées de la plus grande à la plus petite. Nous estimons aussi la part de la variation totale expliquée par une composante donnée en divisant sa valeur propre par la somme des valeurs propres estimées.

La cinquième et dernière étape consiste à construire les composantes principales en tant que tel en partant des données standardisées tel que :

$$\text{Composantes Principales} = \text{Transposé (Vecteurs Propres)} * \text{Données Standardisées}$$

L'ACP est utilisé afin de décorrélérer et synthétiser les mesures de liquidité que nous avons sélectionnées dans le cadre de notre analyse. Ce choix permettra en pratique de pouvoir construire un modèle parcimonieux (le modèle 5) à partir du risque du marché et de trois composantes principales obtenues de l'ACP (les trois composantes ayant la plus forte contribution à la variance des mesures de liquidité) et un modèle complet, utilisant toutes les composantes estimées (le modèle 4).

#### 4. Présentation des facteurs de liquidité

##### a) Pondération des facteurs

En appliquant la procédure présentée au niveau du point précédent, nous obtenons un tableau des vecteurs propres. Nous pouvons voir que globalement chaque facteur représente une pondération de plusieurs des mesures initiales. Ci-dessous, une illustration de la composition des facteurs

Tableau 8 - Pondération des mesures initiales au niveau des composantes principales X1 à X8

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
<b>VOLA</b>	0,00	0,46	0,45	0,31	0,35	0,01	0,40	0,45
<b>TURN</b>	0,00	0,20	0,09	0,48	0,44	0,00	-0,53	-0,50
<b>TURNR</b>	0,00	-0,49	-0,55	0,43	0,40	-0,01	0,28	0,19
<b>AMIH</b>	0,71	0,01	0,00	0,00	0,00	-0,71	0,00	0,00
<b>AMIHR</b>	0,71	-0,01	-0,01	0,00	0,00	0,71	0,00	0,00
<b>SENS</b>	0,00	0,28	-0,24	0,62	-0,69	0,00	0,05	0,01
<b>BA</b>	0,00	0,66	-0,65	-0,31	0,22	0,00	0,06	-0,03
<b>BAR</b>	0,00	0,00	0,10	0,00	0,00	0,00	0,69	-0,72

L'ACP est très souvent utilisée au niveau de travaux visant à réduire la dimensionnalité des variables explicatives. Ainsi, lors de la procédure, un sous ensemble des vecteurs propres est sélectionné en s'assurant que ces vecteurs expliquent une grande partie (généralement plus de 85%) de la variation globale des variables initiales. Dans le cadre de nos études, et sur la base des recommandations présentées dans Jolliffe (1982), nous conservons les huit composantes estimées. En effet, la note de Ian T. Jolliffe apporte des précisions sur l'utilisation des composantes principales dans les régressions. L'auteur stipule que certaine composante qui pourrait être discriminée de l'analyse sur la base de leur valeur propre (ou de manière équivalente sur la base de variance expliquée par elle) pourrait cependant avoir une relation significative avec la variable d'intérêt de la régression. C'est sur la base de cet argument que nous conserverons les huit composantes de notre analyse.

#### *b) Relation entre les facteurs de Fama-French et les facteurs de liquidité*

Ainsi, avant même d'introduire les facteurs dans nos modèles candidats, nous avons procédé à une analyse en régression de la relation entre les facteurs de Fama-French et les composantes de liquidité.

Nous effectuons donc une Régression sur Composantes Principales qui consiste à effectuer une analyse en régression sur les composantes de l'Analyse en Composantes Principales.

L'objectif est de déterminer, tout comme nous l'avons fait au niveau du point 2 de la section VI s'il existe une relation entre les cinq facteurs de Fama French et les composantes de liquidité orthogonales.

Nous observons une relation significative pour chacun des facteurs de Fama-French avec les composantes X4 et X5.

En regardant le tableau des pondérations (Tableau 8 vecteurs propres), ces composantes principales présentent des pondérations élevées avec la mesure de sensibilité dont nous avons déjà identifié la significativité avec les facteurs de Fama-French. C'est donc une déclinaison de cette relation que nous observons au niveau des composantes de liquidité.

Les tableaux suivants présentent les résultats de régression.

Tableau 9 - Régression Facteur Mkt et composantes principales

Mkt	Intercept	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
coef	2,880	-0,058	0,115	-0,146	-1,311	1,526	0,016	0,124	0,257
tvalue	31,85	-0,97	1,57	-1,75	-14,56	16,81	0,12	0,76	1,33
pvalue	0,00%	33,05%	11,76%	8,04%	0,00%	0,00%	90,37%	44,54%	18,40%

Tableau 10 - Régression Facteur SMB et composantes principales

SMB	Intercept	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
coef	1,185	0,013	-0,039	-0,002	-0,844	0,880	0,096	0,055	0,024
tvalue	26,56	0,46	-1,07	-0,05	-18,99	19,65	1,44	0,69	0,25
pvalue	0,00%	64,77%	28,41%	96,08%	0,00%	0,00%	14,98%	48,85%	80,26%

Tableau 11 - Régression Facteur HML et composantes principales

HML	Intercept	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
coef	0,425	-0,016	0,070	-0,064	-0,388	0,443	0,133	-0,106	0,075
tvalue	8,03	-0,46	1,63	-1,31	-7,37	8,34	1,67	-1,12	0,66
pvalue	0,00%	64,90%	10,29%	19,17%	0,00%	0,00%	9,40%	26,42%	50,82%

Tableau 12 - Régression Facteur RMW et composantes principales

RMW	Intercept	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
coef	1,951	-0,003	0,008	0,035	0,254	-0,332	0,012	-0,012	0,047
tvalue	52,32	-0,11	0,27	1,02	6,85	-8,86	0,22	-0,17	0,58
pvalue	0,00%	90,90%	78,53%	30,82%	0,00%	0,00%	82,40%	86,23%	55,88%

Tableau 13 - Régression Facteur CMA et composantes principales

CMA	Intercept	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
coef	1,010	-0,014	-0,007	0,015	-0,064	0,118	0,040	-0,056	-0,002
tvalue	33,69	-0,70	-0,31	0,53	-2,15	3,93	0,88	-1,04	-0,03
pvalue	0,00%	48,64%	75,88%	59,46%	3,15%	0,01%	37,66%	29,96%	97,81%

## 5. Résultats des tests économétriques

### a) Constante Absolue du Modèle (CAM)

La constante d'un modèle factoriel d'asset pricing correspond à la part de la variation de la prime de risque de l'actif qui n'est pas expliquée par les facteurs du modèle. Théoriquement, l'estimation de ce paramètre ne doit pas être significativement différente de zéro afin de renforcer le fait que les facteurs de risque identifiés captent toute la dynamique du prix de l'actif analysé. En d'autres termes, si la constante du modèle d'asset pricing n'est pas significativement différente de zéro, on peut conclure que tous les phénomènes susceptibles d'avoir un impact significatif sur le prix de l'actif semblent être captés entièrement par les facteurs de risque identifiés et utilisés dans la régression.

Empiriquement, il n'existe pas vraiment de modèle d'asset pricing pouvant capter tous les déterminants du risque de l'actif. Ainsi, l'objectif du modélisateur est généralement de trouver le modèle qui se rapproche le plus de l'idéal visé (avoir une constante de modèle nulle).

Fama et French (2015) utilisent la CAM comme mesure descriptive de la performance des modèles qu'ils analysent. Cette mesure permet de comparer plusieurs modèles dans la mesure où le plus performant est celui ayant en moyenne une valeur absolue des estimations de constante pour chaque titre de l'échantillon relativement proche de zéro.

Sur la base des données analysées, ce critère permet de constater au niveau des données globales que le modèle FF5F (modèle 3) est le modèle qui présente en moyenne la plus faible valeur. Ce constat est observable au niveau de trois panels sur cinq. Le tableau ci-dessous présente les résultats obtenus.

Tableau 14 - Resultats CAM

CAM	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4	Modèle 5
Global	0,03	0,02	0,01	0,08	0,98
Panel 1	0,02	0,02	0,04	0,11	1,02
Panel 2	0,01	0,01	0,00	0,12	0,01
Panel 3	0,01	0,01	0,01	0,73	0,00
Panel 4	0,01	0,01	0,01	0,48	0,01
Panel 5	0,01	0,01	0,01	3,32	0,99

Ce résultat signifie que le modèle FF5F est un modèle qui capte suffisamment bien la dynamique du prix de l'action comparativement aux autres modèles candidats dans la mesure où il ressort en moyenne une constante de modèle relativement proche de zéro.

#### *b) Poids de la Constante Absolue du Modèle*

Afin d'affiner la mesure du CMA, nous avons déterminé le poids relatif du alpha par rapport au rendement de l'actif risqué. Le Poids de la Constante Absolue Moyenne (PCAM) est une mesure de la part de la dynamique du prix qui n'est pas captée par le Modèle Candidat. Le PCAM corrige une faiblesse du CAM en rapportant, pour un titre donné, la valeur absolue de la constante estimée à la valeur absolue de la prime de risque. Ce rapport permet de mettre dans le même ordre de grandeur les mesures estimées sur les titres individuelles afin de leur donner le même poids dans le calcul de la moyenne.

Ainsi, si le PCAM est estimé à 0,1 par exemple, cela signifie que 10% de la dynamique de prix n'est pas captée par le modèle. Par contre, si le PCAM est estimé à plus que 1, cela signifie que 100% de la dynamique de prix n'est pas capté par le modèle, ce qui en fait un très mauvais modèle d'asset pricing.

Au niveau de l'analyse de notre échantillon de données, nous constatons que le CAPM (modèle 1) présente la plus faible valeur. Par contre ce constat n'est pas le résultat d'une dynamique d'ensemble dans la mesure où seul le Panel 2 retourne la même conclusion. Le tableau ci-dessous présente les résultats observés.

Tableau 15 - Resultats PCAM

<b>PCAM</b>	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4	Modèle 5
<i>Global</i>	1,05	1,83	2,83	34,62	365,94
<i>Panel 1</i>	10,00	10,42	1,25	73,12	611,76
<i>Panel 2</i>	1,85	1,92	1,90	52,33	3,03
<i>Panel 3</i>	2,58	1,12	1,12	348,92	0,69
<i>Panel 4</i>	1,01	0,99	0,99	208,47	2,63
<i>Panel 5</i>	1,03	1,04	1,02	800,62	238,21

Le CAM et le PCAM sont des méthodes d'analyse descriptive des résultats de l'estimation de nos modèles candidats. Le premier constat que nous faisons à la vue des résultats est que les modèles 4 & 5 construits à partir de nos composantes principales présentent en moyenne des alphas assez élevés, ce qui en fait de mauvais modèles d'asset pricing. Le CAPM et ses versions étendues classiques FF3F et FF5F performant beaucoup mieux que nos modèles de composantes principales en ce qui concernent l'estimation des alphas de modèle.

### c) *Aikaké Information Criterion (AIC)*

La dernière mesure utilisée pour évaluer nos Modèles Candidats est le Critère d'Information d'Akaiké (AIC) qui permet d'évaluer le « contenu informationnel du modèle ». L'AIC a été présenté dans sa version la plus aboutie dans l'article Akaike (1974). Contrairement au CAM et au PCAM, l'AIC est un test statistique éprouvé.

Afin d'évaluer les modèles candidats, les valeurs brutes de l'AIC sont utilisées dans le but de déterminer la différence, pour chaque modèle, entre la valeur brute de l'AIC du modèle considéré et la valeur brute d'AIC la plus faible observée parmi les modèles candidats. Une nouvelle mesure, Delta\_AIC est donc estimée tel que :

$$\text{Delta\_AIC}_i = \text{AIC}_i - \text{AIC}_{\min}$$

Par construction,  $\text{Delta\_AIC}_{\min} = 0$  et tous les  $\text{Delta\_AIC}_i$  sont positifs. La valeur  $\text{Delta\_AIC}_i$ , représente la perte d'information subite en utilisant un autre modèle que celui qui a le plus faible AIC parmi les modèles candidats. Cette mesure permet une d'effectuer une comparaison rigoureuse de différents modèles statistiques. Burnham et Anderson (2004) estiment qu'un  $\text{Delta\_AIC}$  inférieur à 10 signifie que le modèle candidat ne présente pas une perte d'information significative pour être discriminé par rapport au modèle ayant le AIC minimum.

Dans le cadre de nos tests, nous avons évalué notre échantillon de données et nous constatons que le modèle 4, présente le plus faible AIC non seulement au niveau global, mais aussi au niveau de quatre panels sur cinq. Les résultats sont présentés au niveau des tableaux ci-dessous.

Tableau 16 - Resultats AIC

AIC	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4	Modèle 5
<i>Global</i>	14 245 768	14 241 533	14 241 348	14 047 336	14 090 960
<i>Panel 1</i>	8 868 752	8 869 125	8 878 622	8 761 546	8 781 712
<i>Panel 2</i>	282 268	281 971	281 751	252 939	282 370
<i>Panel 3</i>	-74 201	-70 620	-70 210	-93 038	-74 139
<i>Panel 4</i>	-649 912	-656 306	-660 245	-652 089	-651 216
<i>Panel 5</i>	-538 167	-540 369	-541 692	-546 640	-539 198

Tableau 17 - Resultats Delta\_AIC

Delta_AIC	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4	Modèle 5
<i>Global</i>	198431	194197	194012	0	43624
<i>Panel 1</i>	107206	107579	117076	0	20166
<i>Panel 2</i>	29330	29033	28813	0	29432
<i>Panel 3</i>	18837	22418	22828	0	18899
<i>Panel 4</i>	10333	3939	0	8156	9029
<i>Panel 5</i>	8472	6271	4947	0	7442

Les résultats de ce test démontrent que le modèle 4, qui exprime la valeur de la prime de risque de l'action en fonction des huit composantes de l'ACP capte le plus d'information sur la dynamique du prix de l'action. Ce modèle décrit beaucoup mieux la dynamique du prix des actions, même s'il ne nous permet pas de comprendre les déterminants des variations de la prime de risque.

La performance de ce modèle peut s'expliquer par le rajout des composantes X4 et X5 qui ne sont pas contenues dans le modèle 5. Nous avons pu voir que ces deux composantes avait une relation significative avec les facteurs de Fama-French, donc permettait de capter des effets liés à des facteurs considérés comme des proxies du risque systématique.

## VII. SYNTHÈSE DE L'ÉTUDE

Dans notre analyse empirique, nous avons évalué des modèles de la prime de risque sur les actions. L'objectif principal était de comparer les performances de ces modèles à partir du critère d'information d'Akaiké. L'analyse s'est orientée sur l'évaluation économétrique de la relation entre des composantes de liquidité, les facteurs de Fama-French et la prime de risque des actions. Deux mesures supplémentaires, le CAM et le PCAM ont permis de renforcer nos analyses en permettant d'évaluer le niveau moyen de l'estimation de la constante des modèles candidats.

À la suite de nos travaux, nous constatons que la question de savoir comment déterminer la valeur de l'action reste complètement ouverte. L'approche à adopter afin d'inférer de façon satisfaisante le prix de l'action n'est pas identifiable de façon claire.

Les facteurs de Fama-French demeurent des facteurs plus qu'intéressant dans la mesure où ils permettent de capter une plus grande partie des variations de la prime de risque que les composantes de liquidité.

Notre hypothèse de recherche était que les facteurs de liquidité décrivent mieux la dynamique du prix des actions comparativement aux facteurs de Fama-French.

À la lecture des résultats obtenus, nous pouvons constater que les facteurs de liquidité captent effectivement une partie de la dynamique du prix des actions et améliorent considérablement les performances du CAPM ainsi que celles des modèles de Fama-French FF3F et FF5F sur la base du critère d'information d'Akaiké.

Cependant, sur la base des mesures descriptives associées au critère d'Akaiké dans la mise en œuvre de nos tests statistiques (CAM et PCAM), nous constatons que les composantes de liquidité ne permettent pas de justifier une grande partie de la dynamique du prix dans la mesure où, en moyenne, l'estimation de la constante des modèles de liquidité est largement supérieure aux estimations de la constante des modèles classiques CAPM, FF3F et FF5F.

Ainsi, même si les modèles de liquidité introduits dans nos travaux représentent des outils intéressants pour la description statistique de la dynamique du prix des actions, nos résultats démontrent que l'information contenue dans les données de liquidité ne sont pas suffisantes pour expliquer une grande partie de la dynamique du prix des actions.

## CONCLUSION

Cette étude nous a permis d'aborder le paradigme de la valorisation des actions sous un nouvel angle en mettant le focus sur la description idéale de la dynamique du prix plutôt que la justification de la variation de la prime de risque.

À parti des données étudiées sur la période d'analyse, un modèle de liquidité construits à partir de l'ACP, en considérant toutes les composantes principales, arrive à mieux décrire la dynamique du prix des actions que les modèles classiques (CAPM, FF3F, FF5F).

Certes les résultats sont insuffisants étant donné que ce modèle de liquidité sous-performe en ce qui concerne le niveau élevé de la constante du modèle, cependant, il semblerait justifié d'utiliser de tels outils si l'objectif est de décrire adéquatement les tendances statistiques de la dynamique de prix sans pour autant aborder le point de la justification théorique des variations observées.

Nous aurions pu construire un facteur de liquidité qui aurait été rajouté aux facteurs de Fama-French mais notre objectif était de vérifier si une approche consistant à ne pas les utiliser permettrait tout de même de produire des modèles statistiques de qualité.

L'étude en tout cas prouve que les approches nouvelles de trading basées sur les données de transaction ne sont pas injustifiées étant donné que la performance observée du modèle 4. Les résultats de l'étude permettent aussi d'observer des tendances intéressantes. Ils ouvrent la porte à des possibilités intéressantes en ce qui a trait à l'évaluation de stratégie de transaction basé sur des modèles de liquidité similaires.



## BIBLIOGRAPHIE

- Acharya, V.V., Pedersen, L.H., 2005. Asset pricing with liquidity risk. *Journal of Financial Economics* 77, 375-410
- Akaike, H., 1974. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control* 19, 716-723
- Bagehot, W., 1971. The Only Game in Town. *Financial Analysts Journal* 27, 12-14
- Brockman, P., Chung, D.Y., Pérignon, C., 2009. Commonality in Liquidity: A Global Perspective. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis* 44, 851-882
- Brunnermeier, M., Pedersen, L., 2009. Market Liquidity and Funding Liquidity. *Review of Financial Studies* 22, 2201-2238
- Burnham, K.P., Anderson, D.R., 2004. Multimodel Inference: Understanding AIC and BIC in Model Selection. *Sociological Methods & Research* 33, 261-304
- Campbell, J.Y., Vuolteenaho, T., 2004. Bad Beta, Good Beta. *American Economic Review* 94, 1249-1275
- Chordia, T., Roll, R., Subrahmanyam, A., 2000. Commonality in Liquidity. *Journal of Financial Economics* 56, 3-28
- Daniel, K., Titman, S., 1997. Evidence on the Characteristics of Cross Sectional Variation in Stock Returns. *Journal of Finance* 52, 1-33
- Dick-Nielsen, J., Feldhütter, P., Lando, D., 2012. Corporate bond liquidity before and after the onset of the subprime crisis. *Journal of Financial Economics* 103, 471-492
- Edwards, R.D., Magee, J., 1948. *Technical Analysis of Stock Trends*. Stock Trend Service.
- Fama, E.F., French, K.R., 1993. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics* 33, 3-56
- Fama, E.F., French, K.R., 2015. A five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics* 116, 1-22

- Fama, E.F., French, K.R., 2016. Dissecting Anomalies with a Five-Factor Model. *Review of Financial Studies* 29, 69-103
- Fama, E.F., French, K.R., 2018. Choosing factors. *Journal of Financial Economics* 128, 234-252
- Glosten, L.R., Harris, L.E., 1988. Estimating the components of the bid/ask spread. *Journal of Financial Economics* 21, 123-142
- Grossman, S.J., Miller, M.H., 1988. Liquidity and Market Structure. National Bureau of Economic Research Working Paper Series No. 2641
- He, Z., Zhu, J., Zhu, X., 2015. Multi-factor volatility and stock returns. *Journal of Banking & Finance* 61, S132-S149
- Hou, K., Xue, C., Zhang, L., 2015. Digesting Anomalies: An Investment Approach. *The Review of Financial Studies* 28, 650-705
- I. Spiegel, M., Wang, X., 2005. Cross-sectional Variation in Stock Returns: Liquidity and Idiosyncratic Risk.
- Jolliffe, I.T., 1982. A Note on the Use of Principal Components in Regression. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)* 31, 300-303
- Kozak, S., Nagel, S., Santosh, S., 2018. Interpreting Factor Models. *The Journal of Finance* 73, 1183-1223
- Kyle, A.S., 1985. Continuous Auctions and Insider Trading. *Econometrica* 53, 1315-1335
- Mann, S.V., 1996. *Journal of Financial Education* 22, 108-110
- Markowitz, H., 1952. PORTFOLIO SELECTION\*. *The Journal of Finance* 7, 77-91
- Muranaga, J., Shimizu, T., 1999. Market Microstructure and Market Liquidity. In: *Settlements Bfl (ed.) Market Liquidity: Research Findings and Selected Policy Implications*. Bank for International Settlements, pp. 1-28.
- Pastor, L., Stambaugh, R., 2003. Liquidity Risk and Expected Stock Returns. *Journal of Political Economy* 111, 642-685
- Ross, S.A., 1976. The arbitrage theory of capital asset pricing. *Journal of Economic Theory* 13, 341-360
- Shiller, R.J., 2019. *Narrative Economics*

How Stories Go Viral and Drive Major Economic Events. Princeton University Press.

Vassalou, M., 2003. News related to future GDP growth as a risk factor in equity returns. *Journal of Financial Economics* 68, 47-73